



UNIVERSIDAD DE GRANADA

Facultad de Ciencias

Departamento de Geodinámica

**Aplicación de Sistemas de
Información Geográfica y
Teledetección en Exploración Minera**

TESIS DOCTORAL

Juan Pedro Rigol Sánchez

Granada, 2000

El trabajo contenido en esta memoria que presenta el Licenciado en Ciencias (Sección Geología) Juan Pedro Rigol Sánchez, para aspirar al grado de Doctor en Ciencias (Sección Geología) ha sido realizado bajo mi dirección.

Dr. Mario Chica Olmo
Prof. Titular del Departamento de Geodinámica
Universidad de Granada
Granada, 2000

TESIS DOCTORAL

GRANADA, 2000

FACULTAD DE CIENCIAS

UNIVERSIDAD DE GRANADA

DEPARTAMENTO DE GEODINÁMICA

**APLICACIÓN DE SISTEMAS DE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA Y
TELEDETECCIÓN EN EXPLORACIÓN MINERA**

Tesis que presenta Juan Pedro Rigol Sánchez
para optar al Grado de Doctor en Ciencias
(Sección Geología)

Juan Pedro Rigol Sánchez
Granada, 2000

A Isa
A mi familia

Agradecimientos

La elaboración de este trabajo fue posible gracias a la colaboración de un buen número de personas e instituciones. En primer lugar quiero mostrar mi profundo agradecimiento al Dr. Mario Chica Olmo, director de esta tesis, quien, en todo momento, supo encauzar con sus consejos y estímulo las líneas de investigación del trabajo.

Mi agradecimiento también a la desgraciadamente ya extinta Empresa Nacional ADARO, y en particular a los geólogos de exploración José María Quereda y José Griffó, cuyos consejos y aportaciones fueron esenciales en los aspectos más "mineros", especialmente en los económicos, del trabajo. Las conversaciones sobre teledetección y exploración minera mantenidas con el Dr. Renzo Clari, de la empresa Aquater (Agip/ENI), durante la campaña de campo que realizamos en la zona de estudio en 1995 fueron asimismo de gran utilidad. Quiero reconocer también las enseñanzas y los siempre acertados comentarios del Dr. Neil Stuart de la Universidad de Edimburgo en cuanto al análisis espacial con SIG. No puedo dejar de mencionar los apoyos recibidos por parte de todos los miembros de la plantilla del MSc in GIS de dicha universidad, y en especial a la Dra. Claire Jarvis, a Bruce Gittings, al Dr. William Mckanness, al Dr. Mike Mineter y al Dr. Peter Furley. Mis amigos George Soulis (Intergraph) y Alistair Edwardes fueron un apoyo insustituible en los buenos y malos momentos durante mi periplo en Gran Bretaña.

También me gustaría agradecer la colaboración de todos mis compañeros en el grupo de investigación RSGIS de la Universidad de Granada, con los que he compartido varios años de trabajo. Además, quiero agradecer a los profesores y compañeros del Departamento de Geodinámica de la Universidad de Granada su acogida durante mis años de becario. Tengo que agradecer además el apoyo crucial recibido en la fase final de la elaboración del trabajo de todos los componentes del Departamento de Geología de la Universidad de Jaén, en especial a Rosario Jiménez Espinosa y Juan Jiménez Millán.

Como no podía ser de otra forma, aquí va mi agradecimiento para mi familia por el apoyo incondicional que siempre me ha prestado desde que opté por desarrollar mi carrera profesional en la universidad. Isabel merece mención especial por su ayuda en la edición de la memoria y por su aliento en los momentos de frustración.

La investigación se llevó a cabo en el seno del Grupo de Investigación RSGIS "Geoestadística, Teledetección y GIS" de la Universidad de Granada, Nº 4020, Plan Andaluz de Investigación, Junta de Andalucía, y se pudo realizar gracias al proyecto de I+D "*Development of Advanced Remote Sensing Technology in the Initial Phases of Mineral Exploration*" (DARSTIMEX) del Programa BRITE/EURAM de la Unión Europea (BRE2-CT93-0513). El trabajo fue financiado por una beca FPI del Ministerio de Educación y Ciencia. La investigación se benefició también de la financiación del programa de estudios de postgrado en el extranjero de la Fundación British Council-La Caixa.

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	1
1.1 ASPECTOS GENERALES	1
1.2 OBJETIVOS Y METODOLOGÍA	7
1.3 ORGANIZACIÓN DE LA MEMORIA	10
2. FUNDAMENTOS DE EXPLORACIÓN MINERA, TELEDETECCIÓN Y SIG	13
2.1 EXPLORACIÓN MINERA	13
2.2 TELEDETECCIÓN.....	19
2.3 SISTEMAS DE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA	24
2.3.1 ¿Qué es un SIG?	25
2.3.2 Componentes de los SIG.....	27
2.3.3 ¿Por qué usar un SIG?	30
2.3.4 Modelos de datos	31
2.3.5 Análisis espacial con SIG	33
2.3.6 Los estudios SIG.....	35
2.4 METODOLOGÍA INTEGRADA DE EXPLORACIÓN MINERA CON SIG Y TELEDETECCIÓN.....	37
2.4.1 Cartografía de potencialidad minera.....	39
3. ÁREA DE ESTUDIO Y DATOS DE EXPLORACIÓN.....	43
3.1 LOCALIZACIÓN GEOGRÁFICA	43
3.2 ANTECEDENTES MINEROS Y GEOLÓGICOS EN EL ÁREA.....	45
3.3 MARCO GEOLÓGICO.....	46
3.3.1 Rocas volcánicas del Neógeno	49
3.3.2 Estructuras volcánicas.....	53
3.3.3 Mineralizaciones y alteraciones	55
3.4 MODELO DE DEPÓSITO	57
3.4.1 Los yacimientos del distrito de Rodalquilar.....	58
3.4.2 Los yacimientos de los distritos de San José.....	60
3.4.3 Criterios de exploración	61
3.5 DATOS DE EXPLORACIÓN	64
3.5.1 Datos geoquímicos.....	65
3.5.2 Datos geofísicos	67
3.5.2.1 Geofísica aerotransportada.....	69
3.5.2.2 Geofísica terrestre	72
3.5.3 Datos geológicos y mineros.....	74
3.5.4 Otros datos	77
4. TELEDETECCIÓN GEOLÓGICA Y MINERA	83
4.1 INTRODUCCIÓN	83
4.2 CRITERIOS UTILIZADOS PARA EXPLORACIÓN MINERA.....	86
4.3 IMÁGENES DIGITALES.....	89
4.3.1 Imágenes Landsat Thematic Mapper	90
4.3.2 Imágenes SPOT HRV.....	92
4.3.3 Fotografías aéreas	92
4.4 PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES.....	93
4.4.1 Preprocesamiento: corrección de imágenes	94
4.4.2 Realces geométricos.....	95
4.4.3 Realces radiométricos.....	97
4.4.4 Composiciones de color.....	98
4.4.4.1 Selección estadística de bandas	99
4.4.5 Signaturas espectrales	103

4.4.6	<i>Cocientes de bandas</i>	109
4.4.7	<i>Análisis de componentes principales</i>	115
4.4.7.1	Análisis de Componente Principales para cartografía de alteraciones	117
4.5	CLASIFICACIÓN DIGITAL DE IMÁGENES	127
5. INTEGRACIÓN DE IMÁGENES DE TELEDETECCIÓN.....		133
5.1	INTRODUCCIÓN	133
5.2	MÉTODOS DE INTEGRACIÓN.....	135
5.2.1	<i>Intensidad-Tono-Saturación (IHS)</i>	135
5.2.2	<i>Coordenadas Esféricas</i>	137
5.2.3	<i>Análisis de componentes principales</i>	137
5.2.4	<i>Transformación de Color Normalizado</i>	138
5.2.5	<i>Filtros de Paso Alto</i>	138
5.3	ANÁLISIS COMPARATIVO	138
5.3.1	<i>Comentarios sobre la comparación</i>	144
5.3.2	<i>Integración de fotografías aéreas e imágenes TM</i>	146
5.4	INTERPRETACIÓN VISUAL: CARTOGRAFÍA TEMÁTICA.....	148
6. LA BASE DE DATOS DE EXPLORACIÓN MINERA		157
6.1	INTRODUCCIÓN	157
6.2	DISEÑO DE LA BASE DE DATOS DE EXPLORACIÓN MINERA	158
6.2.1	<i>Diseño conceptual</i>	160
6.2.2	<i>Diseño lógico</i>	165
6.2.3	<i>Diseño físico</i>	170
6.3	CREACIÓN DE LA BASE DE DATOS DE EXPLORACIÓN MINERA	172
7. ANÁLISIS ESPACIAL DE DATOS		183
7.1	INTRODUCCIÓN	183
7.2	ANÁLISIS UNIVARIANTE.....	186
7.2.1	<i>Datos geoquímicos</i>	187
7.2.1.1	Estadística univariante y propiedades distribucionales.....	188
7.2.1.2	Distribución espacial	199
7.2.1.3	Muestras alteradas e índices de alteración	219
7.2.2	<i>Datos geofísicos y radiométricos de campo</i>	225
7.2.3	<i>Indicios mineros</i>	230
7.2.3.1	Análisis de la densidad de indicios mineros.....	231
7.2.3.2	Análisis de vecindad: indicio-indicio e indicio-fractura	233
7.3	ANÁLISIS DE DATOS MULTIVARIANTE	237
7.3.1	<i>Datos geoquímicos</i>	238
7.3.2	<i>Datos geofísicos</i>	255
7.3.3	<i>Asociación entre variables “geognósticas”</i>	256
7.3.3.1	Análisis preliminar: composiciones de color	257
7.3.3.2	Correlaciones intermapa.....	261
7.3.3.3	Asociación entre mapas binarios: <i>odds ratios</i>	265
8. INTEGRACIÓN DE DATOS DE EXPLORACIÓN.....		281
8.1	INTRODUCCIÓN	281
8.2	MODELOS BASADOS EN EL CONOCIMIENTO.....	284
8.2.1	<i>Lógica booleana</i>	284
8.2.2	<i>Suma ponderada</i>	291
8.2.3	<i>Lógica difusa</i>	306
8.3	MODELOS BASADOS EN LOS DATOS	314
8.3.1	<i>Métodos bayesianos: ponderación de evidencias</i>	315
8.3.2	<i>Modelos de regresión: regresión logística múltiple</i>	328
8.3.2.1	Aspectos de la regresión múltiple.....	328
8.3.2.2	Regresión logística múltiple	330
8.3.3	<i>Redes neuronales artificiales</i>	337
8.3.3.1	Redes de retropropagación	338
8.3.3.2	Estimación de funciones con redes de retropropagación.....	343

8.3.3.3	Construcción de un modelo predictivo	345
9.	SIMULACIÓN DE ESCENARIOS DE EXPLORACIÓN	355
9.1	INTRODUCCIÓN	355
9.2	SIMULACIÓN DE DIFERENTES ESCENARIOS DE EXPLORACIÓN	356
9.2.1	<i>Exploración preliminar</i>	358
9.2.2	<i>Exploración de reconocimiento</i>	361
9.2.3	<i>Exploración de detalle</i>	363
9.3	COMPARACIÓN DE LOS RESULTADOS DE LAS SIMULACIONES	363
9.4	EVALUACIÓN DE COSTES DE EXPLORACIÓN	374
9.4.1	<i>Coste económico de una campaña de exploración tradicional</i>	374
9.4.2	<i>Valoración de costes con el SIG de exploración</i>	379
9.4.2.1	Costes de implantación	379
9.4.2.2	Costes operativos	380
9.4.3	<i>Análisis comparativo</i>	381
9.4.3.1	Etapa I: Pre-SIG de exploración	381
9.4.3.2	Etapa II: Aplicación del SIG de exploración	382
10.	DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES GENERALES	389
11.	REFERENCIAS.....	397

Resumen

La exploración minera moderna se apoya tanto en métodos para medir variables de interés prospectivo, como en técnicas de procesamiento e interpretación de datos experimentales. La teledetección, entre los primeros, y los sistemas de información geográfica (SIG), entre las segundas, desempeñan en la actualidad un papel creciente en este y otros campos de las ciencias de la tierra, ya que aportan ventajas que pueden redundar en la reducción de los costes de producción. Las técnicas de teledetección pueden permitir la detección y caracterización de zonas de interés metalogenético facilitando la selección de objetivos de exploración. Por otro lado, los SIG permiten integrar y analizar espacialmente grandes volúmenes de datos de distintas fuentes de manera conjunta, rápida y económica.

En este trabajo se desarrolla una metodología integrada para la cartografía de potencialidad minera. Esta metodología integra técnicas de teledetección, de análisis espacial, tanto estadístico como no estadístico, y de modelización espacial con SIG. La investigación se realiza en un área de estudio situada en los distritos mineros de Rodalquilar y San José, al sureste de la Península Ibérica, dentro de la provincia de Almería. En la zona se localizan numerosas explotaciones abandonadas de depósitos epitermales de oro y sulfuros polimetálicos. Esta circunstancia, junto con su clima semiárido y escasez de vegetación, la convierten en un área propicia para la realización de estudios de tratamiento, integración y optimización de información geológica y de teledetección.

El análisis de imágenes de teledetección se enfocó hacia la identificación y caracterización de zonas de potencial interés minero. El tratamiento realizado sobre imágenes Landsat TM y SPOT HRV permitió derivar diferentes cartografías geológicas y de alteraciones. Este tratamiento incluyó todas las etapas clásicas de un estudio de teledetección, así como técnicas específicas para el realce y cartografía de zonas alteradas. Uno de los aspectos principales consistió en analizar el uso potencial de los datos de satélite obtenidos de los distintos tratamientos para identificar y realizar una delimitación preliminar de aquellas áreas con probabilidad de contener recursos minerales. En el tratamiento digital de imágenes se prestó especial atención a las técnicas de integración de imágenes de distintos sensores y de fotografía aérea. Este análisis constató que las imágenes multispectrales integradas representan una mejora sustancial en la interpretabilidad general de los datos multispectrales originales, permitiendo realizar una fotointerpretación geológica más precisa. La comparación de los diversos productos integrados señaló al método basado en el análisis de componentes principales como el más adecuado debido a la calidad de los datos generados así como a la versatilidad del método.

Toda la información relevante de teledetección, geofísica, geoquímica y geológica fue almacenada en una base de datos SIG construida para tal efecto. Las distintas capas de información fueron analizadas utilizando, entre otras técnicas de análisis espacial de datos, análisis estadísticos univariantes y multivariantes, análisis geoestadísticos y medidas de asociación espacial entre mapas. El objetivo principal de los análisis era la caracterización de la distribución espacial de las distintas anomalías de interés prospectivo. Las distintas capas derivadas de los análisis fueron incorporadas a la base de datos de exploración como información adicional.

Las capas de interés fueron finalmente utilizadas para construir varios modelos espaciales predictivos. Los métodos de combinación de información que se analizaron incluyen métodos basados en el conocimiento, tales como los que hacen uso de reglas lógicas, suma ponderada y lógica difusa, y métodos basados en los datos, como son el método bayesiano de ponderación de evidencias, la regresión logística y las redes neuronales artificiales. Los resultados obtenidos con los distintos modelos fueron evaluados respecto a la distribución de depósitos minerales conocidos en el área. El rendimiento obtenido con los distintos modelos fue similar, aunque el modelo de regresión logística y la red neuronal superaron ligeramente al resto. Los mapas predictivos generados con los distintos métodos presentaban, sin embargo, ciertas diferencias entre sí.

Se utilizó un modelo SIG de suma ponderada multiclasa para simular distintos escenarios de exploración minera. Mediante la simulación de escenarios fue posible evaluar cuales eran las

variables de mayor y menor relevancia en la delimitación de objetivos de exploración, pudiendo de esta forma conseguir una reducción de costes en esta complicada fase de búsqueda de recursos minerales. Con el SIG de exploración fue posible simular el "efecto de información", contribuyendo a reducir los costes de exploración y facilitando la selección óptima de áreas prioritarias para exploración minera. Los estudios comparativos realizados entre el método clásico de exploración y el método utilizando la metodología integrada de exploración como herramienta de ayuda de toma de decisiones demostraron que es posible conseguir reducciones apreciables en los costes económicos de la exploración. Este resultado deriva de la integración global de la información que proporciona el sistema, favoreciendo los criterios de decisión de los expertos al delimitar las áreas mineras de interés con mayor aproximación.

Abstract

Current mineral exploration programs rely both on exploration techniques and data processing methods. Remote Sensing and Geographical Information Systems (GIS) play a significant role in mineral exploration and other geosciences since they have some advantages over more traditional methods that can result in reduced exploration costs. On one hand, Remote Sensing can allow more effective characterization of potentially mineralised areas, facilitating in this way exploration target selection. On the other hand, GIS allow fast and cheap integration and analysis of large volumes of spatial and aspatial exploration data from disparate sources.

In this thesis, an integrated methodology for mineral potential mapping is developed. This methodology includes Remote Sensing techniques, spatial data analysis and spatial modelling with GIS. A study area located in South East Spain (Almería) is used to illustrate the methodology. The study area comprises Rodalquilar and San José volcanic mining districts where several epithermal gold and base metal deposits have been exploited during this century. This particular geological setting and the lack of vegetation due to semi-arid climate make this region especially well suited for Remote Sensing and geological data analysis and integration.

The main objective of image data analysis was identification and characterization of potentially mineralised areas. Landsat TM and SPOT HRV images were analysed to generate several geological and alteration thematic maps. Image analysis included all typical steps of a Remote Sensing application as well as techniques devised to enhance and map hydrothermally altered zones. Special attention was paid to the assessment of potential use of different Remote Sensing products derived from the analyses for preliminary target selection. Remote Sensing data analysis also included techniques for integration of images from sensors having different characteristics. It was shown that integrated images allow better visual interpretation for geological purposes than input single images. Several image integration techniques were evaluated and compared. This indicated that the method based on Principal Component Analysis (PCA) was the most appropriate for geological and exploration mapping.

A GIS mineral exploration database was built using Remote Sensing, geophysical, geochemical and geological data. GIS data layers were analysed using univariate and multivariate statistics, geostatistics and spatial association indexes in order to adequately characterise spatial patterns of anomalies. Data derived from the analyses were stored in the database as secondary explanatory layers.

Exploration data layers were eventually used to build different predictive GIS spatial models. Data integration methods used for model construction included knowledge-driven methods, such as Boolean logic, weighted index overlay and fuzzy logic, and data-driven methods, such as Bayesian Weights of Evidence, logistic regression and artificial neural networks. Model performance was evaluated using known mineral occurrences in the area. Results indicated that analysed models (excluding the Boolean logic model) achieved similar performance, although models based on logistic regression and artificial neural networks achieved slightly better performance than the rest. Nevertheless, predictive maps generated with different models were rather dissimilar.

A multiclass weighted index overlay model was used to simulate different mineral exploration scenarios. Simulation results permitted the assessment of data layers having highest impact on target selection. The exploration GIS allowed the simulation of influence of information level on target selection, contributing this way to optimal priority target selection and reduced exploration costs. Costs estimated for the integrated GIS methodology as a decision support tool were significantly lower than those associated to traditional exploration methodologies. Cost reduction results from the ability of the system to globally integrate exploration data, providing exploration geologists with improved decision criteria for exploration target assessment.

Parte I. Introducción General

1. Introducción

1.1 Aspectos generales

La búsqueda de depósitos minerales, o exploración minera, ha sido una constante en las sociedades humanas desde épocas remotas, con un máximo impulso en nuestra historia reciente. En la actualidad, el descubrimiento de un depósito depende de la aplicación de un conjunto variado de tecnologías más que de una sola técnica. La razón es que esto último resulta muy improbable al haber sido ya encontrados buena parte de los depósitos minerales fácilmente localizables. Como consecuencia, la exploración minera moderna se caracteriza por el uso conjunto de diversos y sofisticados métodos de exploración. Aparte de las siempre imprescindibles investigaciones geológicas, entre los métodos de exploración destacan, por su importancia y frecuencia de aplicación, la prospección geoquímica y geofísica, y en las últimas décadas, la teledetección. Por otro lado, los métodos de análisis, y sobre todo los métodos de integración de datos o información de exploración, suponen algunos de los aspectos de mayor interés hoy día en este y otros ámbitos de las "geociencias". Este último aspecto ha sido facilitado enormemente por el uso de los sistemas de información geográfica (SIG, o GIS en inglés).

Los SIG han supuesto una verdadera revolución en el tratamiento de la información referente a los recursos naturales en la superficie de la tierra. Desde su gestación en Canadá en los años sesenta, hasta la actualidad, han sufrido una evolución espectacular, tanto en su concepción como en su aplicación a los diversos problemas de gestión y planificación. Esta evolución ha ido pareja, por un lado, a la de los sistemas informáticos y organizativos sobre los que se sustenta, pero también a la creciente complejidad de muchos de los estudios que se abordan en la actualidad y al progresivo interés en la integración y análisis conjunto de información proveniente de distintas fuentes y de diversos campos de investigación.

Tradicionalmente, el análisis espacial de la información generada en los estudios geocientíficos (geológicos, mineros, medioambientales, etc.) consistía en la superposición de los datos recopilados en forma de mapas usando una mesa

Capítulo 1

transparente para realizar un análisis visual. En la actualidad, ese proceso manual ha sido en la gran mayoría de los casos reemplazado por un proceso digital semiautomático mucho más eficaz realizado con la ayuda de ordenadores y programas informáticos SIG o CAD (diseño asistido por ordenador, *Computer Aided Design*). Sin embargo, también en muchos casos, el nuevo proceso es totalmente análogo al tradicional, en el sentido que el análisis se limita a la superposición de los ahora datos digitales para generar nuevos documentos cartográficos de interés en la aplicación en curso. Tal como indican Fabbri y Chung (1996), parece que los esfuerzos dedicados a la adquisición, tratamiento y almacenamiento de los datos ha oscurecido a veces el hecho de que el objetivo final de la mayoría de las bases de datos espaciales es apoyar la toma de decisiones sobre recursos, riesgos e impactos ambientales. En los últimos años, la etapa en que los datos básicamente se almacenan en bases de datos espaciales SIG y se usan para confeccionar cartografías o mapas puramente descriptivos está dejando paso a una nueva fase de explotación y análisis estadístico intensivos de los datos disponibles. Lo expuesto es especialmente cierto para el caso de los recursos naturales y particularmente para la exploración minera, ya que la adquisición de la información es necesariamente costosa. El tránsito entre las etapas descritas es un paso del SIG como un repositorio de datos espaciales al SIG, no sólo como base de datos espacial, sino como SIG analítico.

Un caso típico de estudio multidisciplinar mencionado arriba es el de los trabajos de exploración geológica y minera. En ellos, se recolecta un gran volumen de información sobre un área de la superficie terrestre. Datos que provienen de fuentes tan dispares como la teledetección, campañas de geología de campo, muestreos geoquímicos de suelos, rocas o sedimentos, campañas de magnetometría y gravimetría, geofísica eléctrica, magnetometría y electromagnetismo aerotransportados, fotografías aéreas, sondeos mineros, estudios estructurales, etc., y que en numerosos casos revelan poca información útil hasta que son adecuadamente organizados y visualizados. Estos grandes volúmenes de datos espaciales no pueden ser analizados sin un sistema de gestión de datos espaciales adecuado y eficiente (Burrough, 1986). Por otro lado, el estudio de fenómenos complejos como el de la exploración minera requiere de la manipulación, no sólo de las "capas" individuales de información, sino también del análisis de las relaciones, especialmente las espaciales, que existen entre ellas, para poder llegar así a obtener los resultados deseados (Bonham-Carter, 1994). Esos resultados pueden ser, por ejemplo, la delimitación de áreas con alto riesgo de contaminación por vertidos industriales, la delimitación y clasificación según su idoneidad o favorabilidad de áreas para la ubicación de residuos tóxicos, la cartografía de áreas sometidas a un fuerte impacto humano en un parque natural, o bien, como en el caso de la exploración minera, la cartografía predictiva de zonas con alto interés

prospectivo. En el caso de la exploración minera, Moon y Whateley (1995b) destacan que la habilidad clave en la delimitación de un sector prioritario o *target* para perforación es la integración de la información obtenida en las distintas campañas de exploración.

Existe, además, un condicionante de tipo económico en los sectores productivos como la industria minera, sometidos a los vaivenes del orden económico mundial, ya que la utilización de técnicas que permitan la reducción de costes de producción es un elemento clave para aumentar la rentabilidad de un proyecto de desarrollo. En el caso concreto de la minería, esta premisa es especialmente importante ya que las inversiones que intervienen son muy elevadas y presentan un alto riesgo, en especial en las primeras etapas del estudio (exploración), en las que se deben hacer grandes inversiones en un proyecto del que sólo se conoce de una forma aproximada su posible rentabilidad (Reedman, 1979). Los datos estadísticos hablan por sí solos, de cada 100 proyectos de investigación minera que se inician, sólo 1 conduce al descubrimiento de un yacimiento económicamente rentable (Peters, 1978; Evans, 1995). Por tanto, al inicio del proyecto, cuando el riesgo de fallo es elevado, las áreas de investigación extensas y se dispone de relativamente pocos datos, el principal objetivo es la selección óptima de los sectores potenciales prioritarios, ya que las fases avanzadas de exploración implican la movilización de importantes recursos humanos y materiales y, por ende, gastos muy importantes.

La metodología tradicional puesta en práctica por las compañías mineras suele utilizar métodos de reconocimiento y muestreo diversos, basados en el conocimiento geológico y minero de la región y en la aplicación de técnicas de prospección geofísica, geoquímica, teledetección, etc. De esta forma, una vez recopilada la información necesaria, el geólogo de exploración intenta que el riesgo de fallo pueda ser minimizado, verificando que el número de elementos de información extraídos de los datos exploratorios de campo, o "variables geognósticas", ha sido maximizado, o lo que es lo mismo, que el proceso de interpretación de los datos ha sido optimizado (Chica Olmo y Rigol, 1997). El problema se agrava un poco más cuando a cada fase de adquisición y análisis de información le sigue una fase de toma de decisiones que implica seguir o abandonar el proyecto.

Todo este razonamiento destaca el papel relevante que juegan las técnicas y metodologías actuales adoptadas para procesar e interpretar los datos espaciales experimentales, junto con los métodos clásicos utilizados para medir las variables de interés prospectivo. Así, los SIG se han convertido en una herramienta tecnológica muy importante en los últimos años, ya que su carácter multidisciplinar, en el sentido

Capítulo 1

de uso de información espacial y no espacial provenientes de fuentes diversas y con participación de distintos especialistas, permite la manipulación, integración y análisis de grandes volúmenes de datos heterogéneos de manera conjunta, rápida y económica. De este modo, una vez dispuestos los datos de exploración de forma adecuada, un SIG permite realizar complejos análisis espaciales rápidamente, proporcionando una ventaja cuantitativa y cualitativa respecto de los métodos más tradicionales. Se pueden simular escenarios de exploración, realizar modelos de decisión, detección y análisis de cambios, y refinar de este modo los sucesivos análisis. Este proceso iterativo no sería un proceso práctico sin la rapidez y el bajo coste que permiten los SIG (Aronoff, 1989).

En el concepto de "sistema de información" tiene cabida toda la variada información geológica y minera mencionada con anterioridad, independientemente de su naturaleza o de su modo de obtención, con gran frecuencia expresada de forma cartográfica. Surgen entonces preguntas tales como: ¿Cómo relacionar los resultados de una campaña geofísica con los de una prospección geoquímica?. Este sistema aporta una buena solución a esta cuestión y otras similares que se dan en exploración minera, ya que es capaz de manipular de forma individualizada y conjunta la información, a través de algoritmos diseñados para operar con estructuras de datos complejas e incorporando funciones de análisis espacial potentes para resolver los problemas específicos planteados. El objetivo es evaluar y ponderar la importancia de cada uno de los elementos de información que integran el sistema, para de esta forma disponer de un buen argumento a considerar en la toma de decisiones. Mediante la simulación de escenarios de exploración sería posible evaluar la variable o conjunto de variables que tienen mayor relevancia en los resultados de la exploración minera ("variables geognósticas"), en particular, en la reducción progresiva del área de interés o *target*, para conseguir finalmente localizar la "aguja en el pajar", que es el yacimiento (Chica Olmo et al., 1997). La consecuencia final es que el desarrollo de un sistema de información para exploración minera podría conseguir una significativa reducción de costes a lo largo de las distintas fases de esta actividad, que es la idea que promovió el proyecto I+D "DARSTIMEX" (Programa BRITE/EURAM UE) en el que se enmarca la investigación que aquí se presenta.

Por otro lado, se ha de tener en cuenta que los sistemas naturales, y por tanto las cuencas mineras, son objetos complejos en donde las hipótesis utilizadas por los métodos de tratamiento de la información clásicos como son los métodos estadísticos son a menudo demasiado simples. Esto pone de manifiesto la necesidad de explorar nuevas posibilidades de análisis y modelización espacial que tengan en cuenta estas peculiaridades. Así, ciertas metodologías provenientes de la inteligencia artificial, tales

como las redes neuronales artificiales o la lógica difusa, están recibiendo una creciente atención por parte de la comunidad geocientífica. Las redes neuronales han sido recientemente propuestas como herramientas con gran potencial para el análisis de datos espaciales (Lees, 1996; Openshaw y Openshaw, 1997; Burrough y McDonnell, 1998; Rigol, 1998; Rigol y Chica-Olmo, *en prensa*; Rigol et al., *en prensa*).

En el capítulo de las metodologías que nos proporcionan datos sobre las variables de interés geológico y minero, se ha de subrayar, aparte de los clásicos métodos geoquímicos y geofísicos, la principal aportación de la teledetección (Gupta, 1991; Chica Olmo et al., 1996c). Desde hace ya algunos años, la teledetección se ha convertido en una de las fuentes de información habituales en muchos de los estudios sobre los distintos aspectos de la superficie terrestre que se han llevado a cabo, y en especial, en los trabajos de exploración geológica y minera. Entre las excelencias de esta técnica hay que señalar su capacidad para proporcionar información a escalas relativamente grandes (de detalle) sobre amplias regiones de la superficie terrestre (Chuvieco, 1996), así como su notable relación calidad/coste. El procesamiento digital de imágenes puede además convertir imágenes brutas en mapas temáticos que destaquen ciertas características de los materiales superficiales, así como estructuras asociadas con elementos de interés (por ejemplo, depósitos minerales). Existen numerosos ejemplos en que imágenes Landsat TM se han utilizado en exploración minera para elaborar mapas geológicos básicos, para detectar alteraciones hidrotermales asociadas con depósitos minerales y para producir mapas de estructuras (fracturas, etc.) regionales y locales que pueden haber controlado las mineralizaciones. Así, es bien conocido que la utilización de la teledetección en la exploración de depósitos epitermales de oro y de cobre (*porphyry copper*) en los Andes, mediante la detección de zonas de alteración hidrotermal, ha sido muy fructífera en los años noventa (Whateley, 1995). En general, la teledetección es una fuente de información muy importante en zonas áridas ya que las firmas espectrales de los minerales guía no se ven enmascaradas por la vegetación, agua o materiales superficiales (Gupta, 1991). Por otra parte, la utilización, cada vez más importante, de imágenes hiperespectrales y de alta resolución espacial que permiten incluso la elaboración de cartografías de detalle abre un campo muy importante y ofrece grandes expectativas.

Dentro de las técnicas de procesamiento de datos espaciales cabe destacar también a la geoestadística por el importante papel que juega en el tratamiento y estimación de variables espaciales al incluir, a diferencia del análisis estadístico clásico, el concepto de regionalización de las variables geológico-mineras (geomineras) derivado de la georreferenciación de los puntos de medida (Journel y Huibregts, 1978; Chica Olmo, 1988; Isaaks y Srivastava, 1989).

Capítulo 1

Todo lo expuesto anteriormente induce a pensar que el procesamiento de los datos debería ser considerado una fase fundamental en el proceso de exploración industrial. En este contexto, el desarrollo tecnológico no debería estar limitado a las técnicas de muestreo sino también debería ampliarse a las técnicas para el procesamiento e interpretación de los datos. Es precisamente dentro de esta filosofía práctica en la que se enmarca este trabajo de investigación. En concreto, éste se centra en el tratamiento de la información obtenida tras realizar las diferentes investigaciones, estudios y actividades típicas de un proyecto de exploración minera para la búsqueda de oro y metales básicos de origen hidrotermal, y no en la propia realización de esos estudios. La tesis ilustra un estudio concreto de aplicación de la teledetección y los SIG a un proyecto típico de exploración minera, en este caso, en los distritos mineros de Rodalquilar y San José, en el sureste de la Península Ibérica (Almería). Se trata, en esencia, de un ejercicio multidisciplinar de optimización e integración de información geocientífica.

Es interesante destacar que las técnicas de análisis espacial y de integración de información con SIG, así como buena parte de las técnicas de teledetección empleadas, no pierden generalidad al ser aplicadas sobre datos de exploración minera. Así, el esquema general del trabajo realizado para esta tesis podría ser similar al que requerirían otras aplicaciones en recursos naturales o medio ambiente. Esto pone además de manifiesto el futuro prometedor de estas metodologías. En esta línea, no es, por ejemplo, descabellado pensar que será habitual ver al geólogo o investigador de campo trabajando a pie de obra con un dispositivo (¿ordenador?) portátil. El dispositivo ejecutará un programa SIG conectado de forma remota a una base de datos espacial central corporativa, realizando análisis y tomando decisiones, incluso sobre la propia adquisición de datos, sobre la base de los resultados, y todo ello en tiempo real.

En el capítulo de limitaciones o dificultades encontradas en el estudio, se ha de aclarar también que a pesar de la importancia que los datos en tres dimensiones (3D) presentan en los estudios geológicos y mineros no se dispuso de datos de sondeos. La utilización de datos en 3D es especialmente importante en la fase de evaluación de yacimientos tras la fase de exploración de detalle. La tesis se centra en el análisis de información en 2D (información de la superficie terrestre), aunque incluye datos geofísicos que proporcionan implícitamente información tridimensional independiente. Sin embargo, la inclusión y manipulación de forma explícita de la tercera dimensión (profundidad) genera numerosos problemas conceptuales que muchos SIG actuales no pueden manipular adecuadamente. En otro orden de cosas, en el trabajo no se incluye una estimación de los errores en los datos espaciales y su propagación en los análisis

SIG, puesto que el objetivo de la tesis se centra más en las operaciones espaciales en sí. Además, la escasez de metadatos (información sobre los datos) hacía muy difícil esta tarea. Evidentemente, se asume que estos errores existen.

En este punto es necesario recordar que el trabajo aquí presentado se enmarca dentro del proyecto multidisciplinar de I+D "DARSTIMEX", con participación de centros de investigación y empresas de España e Italia, en el que trabajaron varios miembros del grupo de investigación "Geoestadística, Teledetección y GIS" (RSGIS) de la Universidad de Granada. Así, el doctorando, aparte de colaborar en la construcción de la base de datos, dedicó gran parte de su esfuerzo a la interpretación e integración de las imágenes de teledetección, a la integración de datos geomíneros y a la simulación de escenarios de exploración con SIG. Esto, como no podía ser de otra forma, queda patente en esta memoria.

1.2 Objetivos y metodología

El objetivo fundamental del trabajo de investigación lo constituía la formulación, aplicación y evaluación de una metodología multidisciplinar mediante teledetección y SIG para la exploración de recursos minerales. Se definieron a su vez una serie de objetivos parciales, entre los que destaca el análisis espacial y la integración de datos espaciales y no espaciales con SIG. Estos objetivos parciales pueden esquematizarse en la siguiente lista:

1. Evaluación de la citada aproximación para mostrar su poder predictivo en la detección de objetivos de exploración, así como desventajas o potenciales limitaciones del método y, sobre todo, de los resultados aparentes.
2. Análisis de la aportación de la teledetección a la exploración minera y los SIG.
3. Integración de imágenes de teledetección para interpretación geológica y minera.
4. Desarrollo de un prototipo de SIG para exploración minera.
5. Aplicación del prototipo a un área real, en concreto a los distritos de Rodalquilar y San José, en la zona de Cabo de Gata, Almería (SE Península Ibérica).
6. Análisis y comparación de los métodos de predicción de depósitos minerales con SIG.

Capítulo 1

7. Aplicación de nuevas metodologías basadas en inteligencia artificial al proceso de predicción de depósitos con SIG.
8. Simulación de distintos escenarios de exploración con el SIG de exploración minera.
9. Estimación de la valoración de costes económicos de la implementación de la nueva metodología.

Si hubiera que definir la metodología empleada en esta investigación en una sola palabra, la más adecuada sería, como se ha indicado anteriormente, multidisciplinar. El manido término define perfectamente los estudios de exploración minera modernos en los que se hace uso de numerosas metodologías prospectivas y de análisis de datos. Esta aproximación está además justificada por las características de que adolecen frecuentemente los datos geológicos y mineros. Así, es habitual que haya que analizar datos que están dispersos o son incompletos, datos que, además, pueden ser subjetivos, o que han sido medidos con instrumentos y analíticas muy variados. Éstos presentan también ciertas peculiaridades relacionadas fundamentalmente con su naturaleza espacial. El tratamiento de los datos en este ámbito requiere pues un gran esfuerzo para poder derivar el máximo de información a partir de los mismos, incluyendo la utilización de todas las técnicas adecuadas disponibles.

La búsqueda de depósitos minerales ha de ser abordada en el marco de un modelo geológico que permita la determinación de las principales características que estos presentan, especialmente las que pueden proporcionar pistas sobre su localización. Así, la descripción del entorno geológico del área de estudio y la identificación de las guías de exploración son los primeros aspectos que han de ser emprendidos en un trabajo de este tipo. Sobre esta base se construyen y elaboran prácticamente todas las investigaciones posteriores.

Los depósitos minerales de origen hidrotermal son unos de los tipos que mayor interés económico presentan. Éstos se caracterizan por estar frecuentemente asociados a rocas que presentan diversos grados de alteración. A su vez, las rocas alteradas hidrotermalmente muestran una serie de particularidades que permiten que éstas puedan ser en ciertos casos detectadas mediante técnicas de teledetección. En el trabajo se emplean, por tanto, distintos métodos de teledetección orientados a la caracterización geológica del área de estudio, en general, y las alteraciones, en particular. El primer paso lo constituye la interpretación visual de las imágenes de teledetección, aspecto muchas veces menospreciado pero muy importante, ya que sigue siendo una técnica y una habilidad básica en aplicaciones geológicas en las que la variabilidad espacial de los fenómenos estudiados dificultan la utilización de técnicas

más o menos automatizadas. Al análisis visual le sucede el análisis digital de las imágenes, de acuerdo al esquema clásico (y contrastado) de los estudios de teledetección en este campo, en donde se emplean técnicas estadísticas como el análisis de componentes principales para la caracterización de alteraciones, o técnicas de clasificación de imágenes. Por otra parte, el tratamiento clásico es ampliado mediante el análisis y aplicación de distintas técnicas de integración y realce de imágenes que permiten mejorar su interpretabilidad desde un punto de vista geológico.

Todos los datos geológicos y de exploración disponibles, incluyendo los datos e información de teledetección, han de ser correctamente organizados en una base de datos para su análisis conjunto. Esto implica normalmente la definición de una serie de criterios para el correcto diseño de la base de datos y la transformación de los datos a formato digital siguiendo un sistema de referenciación espacial común. El resultado debe ser una base de datos espacial SIG totalmente operativa. El análisis de los datos en el SIG requiere de la utilización de métodos de análisis espacial y no espacial, tanto estadísticos como no estadísticos, que permitan la caracterización de las variables importantes relacionadas con la presencia de depósitos minerales, y especialmente la de sus patrones de distribución espacial. Los métodos incluyen el análisis estadístico univariante, el análisis geoestadístico espacial o la búsqueda de relaciones entre variables relevantes (geognósticas) mediante análisis estadístico multivariante.

El objetivo final del tratamiento de datos de exploración es la elaboración de mapas que indiquen las zonas o puntos donde es posible la presencia de un depósito mineral. Para ello es necesario elaborar modelos espaciales predictivos que permitan la incorporación y combinación de todas las variables relevantes relacionadas con el fenómeno. Estos modelos, elaborados normalmente con un SIG, pueden ser de distintos tipos, incluyendo modelos basados en la combinación de mapas mediante sencillas reglas lógicas, reglas aritméticas, reglas estadísticas, reglas probabilísticas o incluso complejas reglas no lineales. Por otra parte, la utilización de los modelos incorporando distintas combinaciones de datos de entrada, o datos con diferentes características (resolución, precisión, etc.), permite la generación de distintos escenarios de planificación cuyo impacto puede ser evaluado, incluso económicamente. La posibilidad de simular distintos escenarios, en este caso de exploración minera, convierte a estos modelos en herramientas de apoyo a la toma de decisiones de gran utilidad.

Es conveniente finalmente aclarar que, aparte de evaluar una metodología prospectiva y de integración de información espacial, no existe ningún interés en fomentar el

Capítulo 1

desarrollo minero de una zona protegida y de gran belleza natural como es la del Parque Natural de Cabo de Gata-Níjar, coincidente en buena parte con el área de estudio de este trabajo.

1.3 Organización de la memoria

La memoria se estructura en tres partes principales: (a) introducción general, (b) técnicas de teledetección y (c) técnicas de análisis e integración de información mediante SIG. Se exponen además las conclusiones más relevantes en una sección final. La primera parte consta de tres capítulos (1-3). El Capítulo 1 sirve como presentación del trabajo y lo sitúa en el contexto general del análisis e investigación de recursos naturales. El Capítulo 2 presenta de forma sucinta los fundamentos básicos de las tecnologías que se tratan en la investigación (exploración minera, teledetección y SIG) y sirve como marco de referencia a la memoria, incluyendo los términos elementales que se utilizan durante toda la tesis. En este capítulo se plantea además una aproximación integrada a la exploración minera mediante el uso de la teledetección y los sistemas de información geográfica, soporte de todo el trabajo. El Capítulo 3 está dedicado a la presentación del área de estudio, y en él se describen el marco geológico en el que se circunscribe y las principales tipologías de yacimientos minerales situados en la misma, incluyendo un modelo de depósito y los criterios de exploración.

La segunda parte consta de dos capítulos (4-5). El Capítulo 4 está íntegramente dedicado a la teledetección geológica y minera, en correspondencia con la extensión con que se trató el tema durante el periodo de investigación de la tesis. En él se analiza la aportación de la teledetección a la exploración minera y se abordan todas las etapas de un estudio de teledetección más o menos clásico, haciendo hincapié en métodos adecuados para la identificación de zonas alteradas. El Capítulo 5 describe diversas técnicas utilizadas para la integración de imágenes de teledetección provenientes de sensores con distintas características, así como los resultados obtenidos de la interpretación geológica de las imágenes integradas.

La tercera parte está dedicada principalmente a distintos aspectos de la gestión de información de exploración minera con SIG, y consta de cuatro capítulos (6-9). En el Capítulo 6 se documenta la creación de la base de datos SIG de exploración y se describen sus principales características. El Capítulo 7 está dedicado al análisis espacial

de los datos de exploración, en donde se derivan nuevas capas de información a partir de los datos almacenados en la base de datos. En el Capítulo 8 se detallan los métodos de combinación de información espacial. En este capítulo se utilizan todos los datos de exploración disponibles, de forma equivalente a lo que se haría en una etapa de exploración avanzada. En el Capítulo 9, en cambio, se simulan distintos escenarios de exploración que corresponderían a las distintas etapas de una campaña de exploración minera típica, empezando por una etapa inicial o preliminar, pasando por una etapa intermedia o de reconocimiento, hasta llegar a una etapa avanzada de detalle. En este capítulo se analizan también los efectos que tendrían la sustitución o eliminación de algunos conjuntos de datos en la predicción de depósitos minerales, así como un análisis económico de algunos escenarios de exploración. Finalmente, en el Capítulo 10 se exponen detalladamente las principales conclusiones del trabajo. En este capítulo terminal se realiza una discusión general y se dan además algunas recomendaciones.

El trabajo está redactado en voz pasiva por preferencias personales, a pesar de la tendencia reciente, sobre todo en el ámbito anglo-sajón, hacia la escritura de memorias de tesis y tesinas en primera persona. En la memoria se tiende también a reducir, quizás de forma poco ortodoxa, el empleo de mayúsculas para nombres de técnicas o métodos relativamente conocidos.

2. Fundamentos de Exploración Minera, Teledetección y SIG

2.1 Exploración minera

El desarrollo de un proyecto minero implica una serie de etapas que comienza con la propia decisión de establecer la búsqueda de un yacimiento y finaliza con la venta en el mercado de los concentrados minerales. En la literatura relacionada con el tema se suelen distinguir tres etapas principales, que presentan características propias, aunque en ocasiones su desarrollo pueda solaparse (Bustillo Revuelta y López Jimeno, 1996): (1) exploración o prospección, (2) evaluación y (3) explotación y mineralurgia.

Estas tres etapas genéricas se desarrollan en un número de fases interconectadas y secuenciales que implican escalas de trabajo y gastos crecientes así como riesgo económico decreciente. Esa secuencia va además de lo predictivo a los hechos concretos (Bustillo Revuelta y López Jimeno, 1996). La búsqueda evoluciona desde el diseño inicial del programa hasta los estudios de viabilidad económica de la posible explotación, pasando por los niveles intermedios de la exploración de reconocimiento geológico, delineación de objetivos para un detallado seguimiento, etc. (tabla 2.1). Siguiendo el esquema general de Gocht et al. (1988) de la tabla 2.1, la exploración supone tres niveles de actuación: (1) diseño del programa, (2) exploración de reconocimiento y (3) exploración de detalle. Este esquema puede verse modificado por las preferencias de las distintas compañías mineras o instituciones estatales con competencias en recursos mineros. Así, la extinta Empresa Nacional ADARO y algunas compañías españolas dedicadas a la exploración minera, distinguen tres subetapas operativas fundamentales en la fase de exploración que denominan:

1. Exploración preliminar.
2. Exploración de reconocimiento.
3. Exploración de detalle.

Capítulo 2

En este esquema, la etapa de diseño del programa se incorpora como una fase muy inicial a la exploración preliminar. El paso de la planificación y diseño del programa al estudio preliminar es, generalmente, un paso del trabajo de oficina a una combinación de trabajo de oficina, campo y aerotransportado/satelitario. Se ha de recordar además que son las fases preliminar y, sobre todo de reconocimiento, las etapas con más riesgo en exploración.

Tabla 2.1. Esquema sintético de las etapas en el desarrollo de un proyecto minero (modificado de Gocht et al., 1988).

Etapa	Actividad
1. Diseño del programa	<ul style="list-style-type: none"> - Estudio bibliográfico - Estudios geológicos: <ul style="list-style-type: none"> - Asociaciones roca encajante-mineralización - Encuadre tectónico-estructuras - Exploraciones anteriores <ul style="list-style-type: none"> • Recomendaciones para la exploración de reconocimiento
2. Exploración de reconocimiento	<ul style="list-style-type: none"> - Sensores remotos - Fotogeología - Realización de mapas - Métodos geofísicos aerotransportados - Métodos geoquímicos (sed. aluviales) <ul style="list-style-type: none"> • Definición de áreas para la exploración de detalle
3. Exploración de detalle	<ul style="list-style-type: none"> - Realización de mapas específicos - Métodos geofísicos terrestres: <ul style="list-style-type: none"> - Magnéticos - Eléctricos - Electromagnéticos - Radiométricos - Gravimétricos - Sísmicos - Métodos geoquímicos: <ul style="list-style-type: none"> - Muestreo en suelos - Muestreo en rocas - Muestreo en arroyos • Recomendaciones para la campaña de evaluación
4. Evaluación del depósito	<ul style="list-style-type: none"> - Sondeos - Muestreos en masa (pozos y galerías) - Estimación de leyes y reservas - Evaluación económica: <ul style="list-style-type: none"> - Estudios de pre-viabilidad • Recomendaciones para el desarrollo de la explotación

Al final de cada una de las etapas de un proyecto se han de tomar decisiones clave que afectarán a las etapas subsecuentes, y por tanto, al éxito final del programa. Como ya se ha indicado, un programa de exploración regional implica la definición de áreas más pequeñas de interés específico dentro de una región de un mayor interés general, es decir, se trata de una reducción progresiva del área de interés hasta llegar a una zona

(Peters (1978) indica de 1-10 Km²) de máxima potencialidad (*target*). Así, tras la exploración preliminar se han de seleccionar las zonas a escala regional más propicias para proseguir con la siguiente fase de reconocimiento, y a su vez, tras ésta, se elegirán los sectores específicos que se estudiarán de manera exhaustiva en la etapa de detalle. En la práctica, la etapa de reconocimiento presenta una importancia adicional, ya que es normalmente al final de ésta cuando se adquieren los derechos sobre el distrito que contiene las zonas prometedoras. En el caso de la etapa de detalle, ésta tiene como requerimiento clave explorar el área seleccionada al menor coste posible sin obviar ningún sector de interés (Moon y Whateley, 1995b). El resultado final de la exploración será uno o varios sectores con las mayores posibilidades de contener un depósito del tipo que se busca y en los que se habrán de situar los sondeos mecánicos, trincheras, catas, etc., en la fase de evaluación. Es sólo en la evaluación cuando se confirma la predicción, es decir, la presencia de un yacimiento en la zona o zonas seleccionadas, ya que es sólo entonces cuando se tiene

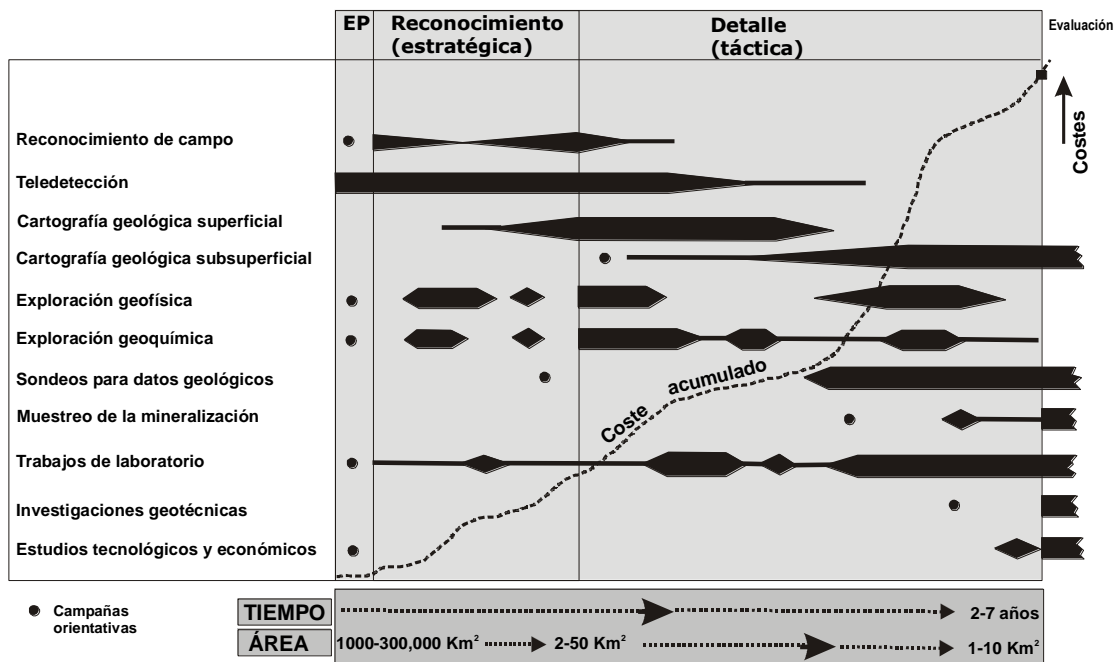


Figura 2.1. Actividades implicadas en un programa de exploración regional, asumiendo una región poco explorada conteniendo unas pocas explotaciones y yacimientos. EP = estudios Preliminares. (modificado de Peters, 1978).

acceso directo al potencial cuerpo mineralizado; es el paso de lo predictivo a los hechos que citan Bustillo Revuelta y López Jimeno (1996).

Capítulo 2

A la vista de los trabajos involucrados en una campaña de exploración es evidente que fases sucesivas en la secuencia de actividades de exploración suponen costes económicos cada vez más elevados (Peters, 1978; Reedman, 1979; Evans, 1995; Bustillo Revuelta y López Jimeno, 1996). Por otro lado, el tiempo necesario para llevar a cabo una campaña es otro de los aspectos relevantes que han de ser tenidos en cuenta. Así, desde que se inicia el proceso hasta que se inicia la evaluación y la preproducción pueden transcurrir uno o dos años para pequeños proyectos, o frecuentemente de cinco a siete, o incluso diez años, para proyectos de envergadura. Esto tiene una notable repercusión también en los costes económicos implicados y requiere de una exhaustiva planificación, tarea realizada habitualmente mediante técnicas de gestión de proyectos (*project management*). Estas ideas quedan recogidas en la figura 2.1, propuesta en el clásico trabajo de Peters (1978), donde se muestran las actividades involucradas en un programa de exploración regional secuenciadas cronológicamente y el incremento relativo de los costes económicos. Esto trae a colación otra de las actividades clave en exploración minera como es el análisis del riesgo. Las inversiones necesarias en cada etapa han de ser cuantificadas detalladamente y comparadas con las ganancias esperadas, todo ello sin olvidar el porcentaje de éxito inferior al 1% comentado anteriormente.

En este trabajo se adoptó el esquema antedicho de ADARO para diseñar los diversos escenarios de exploración. Estos escenarios, elaborados en colaboración con dicha compañía y que se detallan a continuación, corresponden a la secuencia de actividades y tipo de información disponible en las distintas etapas de una campaña de exploración típica, y servirán como base en el Capítulo 9 para realizar diversas simulaciones.

El diseño y planificación del programa tiene gran importancia en los proyectos de cierta envergadura e incluye la decisión de las estrategias maestras, la concesión de un presupuesto adecuado y la elección del tipo de depósito mineral a explotar (Moon y Whateley, 1995a). En esta fase se recopila información bibliográfica relevante sobre la geología (marco tectónico, etc.) y la minería existente en la región para proponer un modelo inicial de los depósitos que puedan existir. En determinados casos se puede establecer ya en esta fase un modelo de depósito detallado (Capítulo 3). Las etapas pueden resumirse en (Chica Olmo et al., 1996b):

a. Exploración preliminar

En esta etapa se dispone de información proporcionada por la teledetección junto con una información geológica general, que muestran principalmente las diferentes litologías y los grandes rasgos estructurales que existen en el área, para lo que es

necesario un cierto control de campo. En una exploración minera real, el control de campo se basará en una correspondencia con áreas donde la geología es similar y se realizará mediante una campaña puntual. Básicamente, la campaña de campo explorará los contactos entre las principales litologías observadas en las imágenes de teledetección. En esta fase se incluye también un muestreo de rocas, y con cierta frecuencia se realiza de forma coetánea una campaña radiométrica (espectroscópica) a lo largo de perfiles, cortando los contactos en lugares de fácil acceso, para realizar una primera caracterización del área, tanto geoquímica/mineralógica como litológica. De este modo, se dispone de información geológica en forma de cartografía a relativamente pequeña escala o poco detalle (por ejemplo, 1:200,000), incluyendo los principales lineamientos y rasgos estructurales. También se dispondrá de información de carácter geoquímico/mineralógico en forma de un muestreo puntual, así como de los resultados de una fotointerpretación clásica basada en la utilización de fotos aéreas y/o de imágenes de satélite. También es frecuente disponer de información con relación a las provincias metalogenéticas, estructuras regionales y presencia de rocas de caja, derivada de la información recogida durante las campañas de campo de baja densidad realizadas para descubrir posibles provincias geoquímicas. Finalmente, si es el caso, se podrá elaborar el modelo de depósito mineral, que podrá ser descrito mediante analogías con áreas geológicamente comparables, como en el caso del área de Cabo de Gata, que presenta características similares a las zonas volcánicas de Summitville, Colorado (Arribas Rosado, 1992) y que ha servido también de base para esta investigación.

b. Exploración de reconocimiento

En esta fase se llevan a cabo campañas de campo y muestreos más densos, y se introducen nuevos elementos de prospección minera como la geofísica aerotransportada, incluyendo radiometría (radioactiva: U-Th-K), magnetometría y electromagnetismo. La información geoquímica cobra en esta fase una gran importancia. Así, la malla geoquímica puede presentar densidades que oscilan entre 0.05 y 1-5 muestras/Km² de roca o de suelo, dependiendo de la complejidad geológica del terreno. Por ejemplo, dependiendo del medio geoquímico la campaña puede incluir un muestreo de sedimentos aluviales con una densidad de 4-5 muestras/Km² y/o un muestreo de rocas o suelo con perfiles separados 1-2 Km y 100-200 m entre muestras. Por otro lado, la realización de una campaña radiométrica (espectroscópica) coetánea al muestreo geoquímico puede facilitar la detección de cualquier correlación existente entre geoquímica/mineralogía y reflectancia. Se incluye además una campaña geológica de campo a escala

Capítulo 2

1:100,000 o 1:50,000, en base principalmente a criterios litológicos, en la que se registran todas las ocurrencias minerales detectables a esas escalas, así como más datos sobre las rocas encajantes y estructuras locales.

c. Exploración de detalle

En esta fase avanzada de la prospección minera la campaña geológica de campo sigue criterios preferentemente litoestratigráficos, dependiendo del área de estudio, y utilizando escalas de bastante detalle, desde 1:50,000 a 1:25,000, o incluso 1:10,000 en las zonas de gran interés. En este caso se da especial énfasis a los aspectos tectónicos, a posibles zonaciones minerales y la detección de todos los depósitos y ocurrencias minerales detectables a esas escalas. La campaña geoquímica de detalle se constituye en uno de los aspectos más importantes de esta fase. Ésta puede incluir muestreos en distintos medios geoquímicos a distintas densidades, dependiendo del área de estudio. Las densidades para el caso de muestreo en sedimentos aluviales pueden oscilar entre 5 y 30 muestras/Km². Se puede incluir un muestreo de suelos y/o rocas, dependiendo del área, con distancias entre perfiles que pueden oscilar entre 200-500 m y con distancias entre muestras entre 20 y 50 m. En ciertas zonas puede cobrar un interés añadido la detección de anomalías biogeoquímicas y geobotánicas. Las técnicas de teledetección aerotransportada pueden ayudar a la detección y delimitación precisa de zonas de interés prospectivo, como, por ejemplo, zonas con alteración hidrotermal. Así, la realización de vuelos con sensores aerotransportados tipo DAEDALUS o GERS pueden permitir una buena caracterización espectral de las zonas interesantes, así como extrapolar los resultados de las campañas de radiometría de campo realizadas con sensores de alta resolución espectral y radiométrica. Por último, los métodos geofísicos, como son los métodos de resistividad, magnetometría y gravimetría, pueden servir de ayuda para detectar cualquier anomalía del terreno presente en el área, realizando perfiles en las zonas de máximo interés.

Como puede concluirse de lo anterior, un proyecto minero genera por tanto un gran volumen de datos provenientes de las distintas campañas de exploración (teledetección, geofísica, geoquímica, etc.). Estos datos presentan una naturaleza que los hace especialmente adecuados para su análisis integrado, y que comporta dos rasgos trascendentales: su carácter temático multidisciplinar y su distribución espacial georreferenciada. Moon y Whateley (1995b) indican que el aspecto clave en la delimitación de un área de máximo interés u objetivo para perforación (*target*) es la integración de la información obtenida en las distintas campañas de exploración. No obstante, no toda la información recopilada será útil, y de hecho, alguna será

engañososa, y se debería hacer una clara distinción entre datos interpretados y datos medidos.

Tradicionalmente, los resultados de estas campañas eran combinados superponiendo copias transparentes coloreadas de los datos sobre un mapa base topográfico o geológico en papel, siendo entonces posible determinar la interrelación de los distintos conjuntos de datos (anomalías geoquímicas, geofísicas, indicios mineros, etc.), aunque muchas veces sólo visualmente y, por tanto, de forma cualitativa y con cierto grado de subjetividad. En la actualidad, avances más recientes han permitido el uso de métodos informatizados (SIG) que posibilitan la rápida integración y consulta de las bases de datos, ya sea en forma vectorial o raster (Moon y Whateley, 1995b). Bonham-Carter (1994) subraya que los SIG no sólo han mejorado enormemente la eficiencia con la que este proceso era llevado a cabo, sino que además han expandido las posibilidades para el procesamiento especializado y el análisis de datos espaciales, como se verá en capítulos siguientes de la memoria.

2.2 Teledetección

El conjunto de técnicas conocidas como teledetección han proporcionado información relevante del estado de la superficie terrestre desde el final de la segunda guerra mundial. En esta relativamente corta evolución se pueden distinguir fundamentalmente dos etapas. La primera etapa está caracterizada por el uso exclusivo de la fotografía aérea analógica, mientras que la segunda se distingue por el uso creciente de imágenes digitales multiespectrales obtenidas con sensores situados en satélites artificiales y aerotransportados. El punto de inicio de la segunda etapa corresponde al lanzamiento del satélite Landsat 1 en el año 1972, primer satélite civil diseñado específicamente para el estudio de los recursos naturales terrestres. Así, por ejemplo, los datos obtenidos tanto por los satélites Landsat como SPOT, han sido profusamente utilizados con el fin de mejorar los conocimientos geológicos y mineros de muchas áreas de la tierra, bien como herramienta fundamental, caso de áreas de difícil acceso, bien como herramienta de apoyo a otras técnicas.

La teledetección se define, en sentido amplio, como la adquisición de información de un fenómeno, objeto o material mediante un dispositivo de medida que no está en contacto físico directo con el mismo (Chuvienco, 1996). La recopilación de información se realiza mediante la medición de campos de fuerzas, radiación electromagnética, o

Capítulo 2

energía acústica usando cámaras, radiómetros y escáneres, láser, receptores de radio-frecuencia, sistemas radar, sonar, dispositivos térmicos, sismógrafos, magnetómetros, gravímetros, escintilómetros y otros instrumentos (Short, 1998). Más concretamente, el término teledetección se aplica a la obtención de imágenes de la superficie terrestre (o de otros cuerpos celestes) mediante la medición de radiación electromagnética desde el aire o el espacio exterior y a su posterior tratamiento en el contexto de una aplicación. El término incluye por tanto a la fotografía aérea y la teledetección aerotransportada y espacial, aunque en la práctica es común reservar la palabra teledetección para designar a la técnica de obtención y tratamiento de imágenes desde sensores instalados en satélites o bien aerotransportados, pero diferentes de las cámaras fotográficas convencionales.

Los componentes principales de un sistema de teledetección son (figura 2.2):

- **Fuente de energía:** supone el origen del flujo energético detectado por el sensor. Si el foco es externo al sensor, como el Sol (principal fuente de energía), se habla de teledetección pasiva, y si el sensor emite energía que se

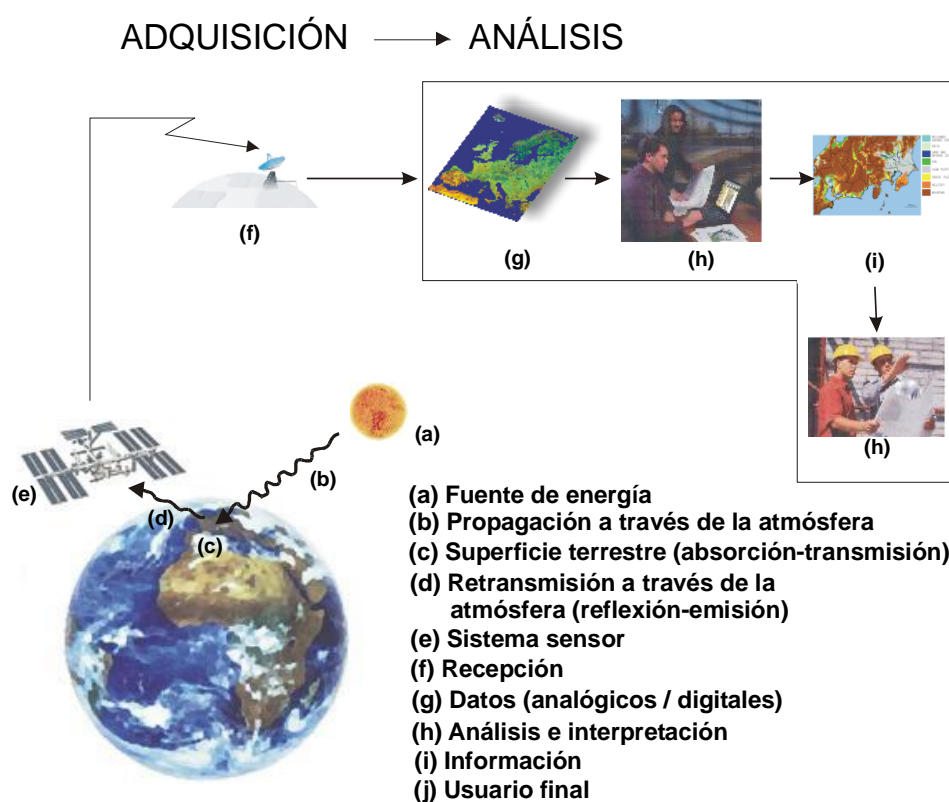


Figura 2.2. Elementos implicados en un sistema de teledetección.

refleja en la tierra y es recogida de nuevo, se habla de teledetección activa (caso del radar).

- Cubierta terrestre: formada por distintas masas de vegetación, rocas y suelos, agua, etc., que reciben la señal de la fuente de energía y la reflejan o emiten de acuerdo a sus características físicas.
- Sistema sensor: incluye al sensor y a la plataforma (satélite, avión, etc.) que lo sustenta. Los datos son luego enviados a los sistemas de recepción terrestres.
- Sistema de tratamiento y análisis de datos (visual y digital) para producir la información que le llega al usuario.

Existe además una interacción significativa entre la energía electromagnética y el medio por el que viaja, es decir, la atmósfera. El efecto neto de la atmósfera depende de diversos factores (longitud de onda, condiciones atmosféricas, magnitud de la señal energética, trayecto de las ondas) y está controlado principalmente por los mecanismos de absorción y dispersión atmosférica.

La percepción visual humana está restringida por la propia sensibilidad de las células sensoras situadas en nuestros ojos, por lo que sólo nos permiten apreciar un determinado tipo de energía, denominado por esa razón, espectro visible. Sin embargo, existe un amplio rango de formas energéticas, que van desde los rayos gamma y rayos X hasta las ondas de radio, pasando por el espectro térmico responsable del calor que percibimos, que no nos son directamente perceptibles (figura 2.3). El espectro visible está formado idealmente por tres colores básicos: rojo, verde y azul, con longitudes de onda entre 0.4 y 0.7 micrómetros. Estas formas energéticas, que se comportan de acuerdo a la teoría básica ondulatoria, pueden reflejarse en la superficie terrestre y proporcionar información sobre sus características, tal y como lo hacen las ondas del espectro visible que podemos ver en forma de colores caracterizando cualquier objeto. Por esta razón han sido creados sensores infrarrojos, ultravioleta, de calor, de radar, etc. (la mayoría en el rango del visible a las microondas), que pueden ser usados como ojos artificiales para obtener información adicional de la superficie terrestre, aparte de la información visible por nuestros ojos. Si estos sensores están situados a gran altura sobre la superficie terrestre, ya sea en aviones o satélites artificiales (por ejemplo, a 700-800 Km), permiten además obtener una perspectiva vertical y panorámica. Los detalles sobre los fundamentos de la radiación electromagnética y su interacción con la atmósfera y materiales son descritos en la mayor parte de los libros de teledetección, como en Schowengerdt (1997) (fundamentos), o Clark (1999) y Ben-Dor et al. (1999) (interacción con materiales).

Capítulo 2

Se consiguen de esta forma nuevas imágenes de la tierra que corresponden a energías reflejadas o emitidas por la misma, que nuestros ojos no detectan, pero que proporcionan información sobre las características del terreno, como puede ser el tipo de vegetación, o la composición principal de un suelo o formación rocosa, ya que según la composición química y la estructura física de un objeto, éste reflejará o emitirá la energía de diferente manera en las distintas regiones del espectro electromagnético (Capítulo 4). Las curvas que muestran la intensidad de energía emitida o reflejada por un objeto en diferentes longitudes de onda son denominadas curvas espectrales (y firmas o signatures a sus aspectos más distintivos) y son uno de los elementos clave en los estudios de teledetección. Ésta es la razón por la que los objetos presentan distintos colores, ya que, por ejemplo, si un objeto concreto absorbe más luz roja y verde que azul, aparecerá a nuestra vista con tonalidades azules. Así, una imagen adquirida correspondiente al espectro visible (ondas en la región del rojo, verde y azul) desde un satélite, sería, en cierto modo, equivalente a la observación directa de la tierra desde el satélite o a una fotografía en color ordinaria, pero tomada a gran altura. Sería posible ver, por ejemplo, cómo las rocas calizas puras son más claras que los suelos ferruginosos, pero, utilizando otras energías (longitudes de onda) se podría distinguir incluso entre suelos ferruginosos y suelos arcillosos. Por tanto, las investigaciones de teledetección puede decirse que tienen dos propósitos principales: (1) permitir la observación de las características del terreno con una perspectiva diferente, a una escala diferente, o con una visión espectral diferente, y (2) reducir la

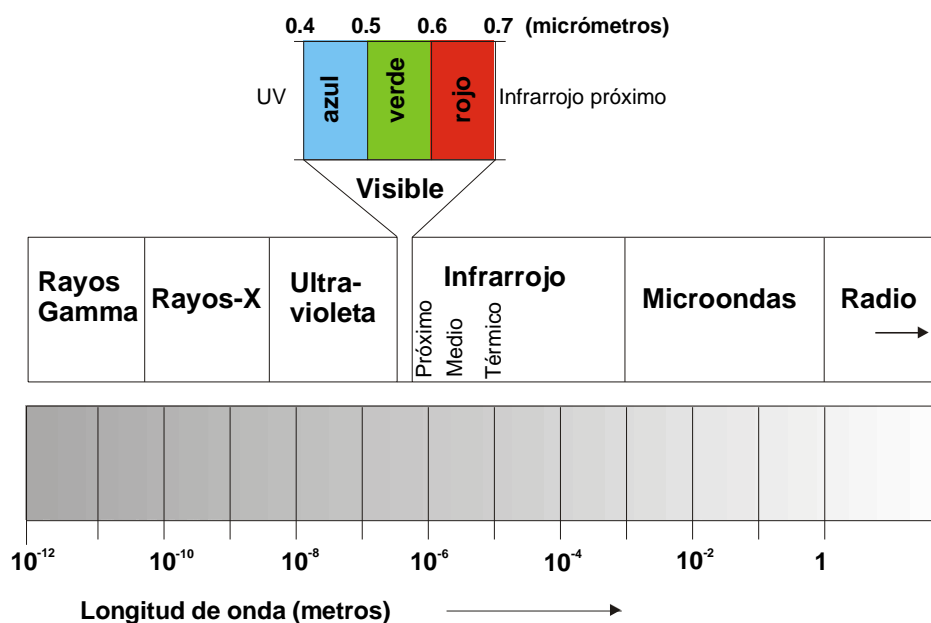


Figura 2.3. El espectro electromagnético.

cantidad de trabajo de campo necesaria para cubrir el área de estudio completa. Un aspecto fundamental a tener en cuenta es que las características del terreno (estructura, litología, fracturas, etc.) y los procesos físicos (clima, agentes erosivos, etc.) que actúan sobre un área, gobiernan la naturaleza y el aspecto de un paisaje: relieve, topografía, drenaje, suelo, vegetación, etc., reflejándose esto en las imágenes (Gupta, 1991). El principal resultado de lo anterior es que las imágenes de teledetección pueden ser estudiadas usando técnicas clásicas de fotointerpretación. Por otro lado, el carácter digital de las mismas abre un gran campo como es el del tratamiento numérico y estadístico mediante ordenadores.

Las aplicaciones de teledetección pasan por varias etapas (Drury, 1993; Chuvieco, 1996; Sabins, 1996), que incluyen básicamente: (1) la definición del problema, (2) el análisis de los requerimientos de resolución, (3) la selección de los conjuntos de datos, (4) el procesamiento de datos, su interpretación y aplicación. La definición del problema es la primera y más importante tarea en cualquier aplicación de teledetección (Gupta, 1991). Se trata de identificar las diversas características físicas, los procesos y los fenómenos involucrados, para entender así las posibilidades de manifestación del fenómeno resultante en las imágenes de teledetección. De este modo, para una aplicación concreta deberíamos ser capaces de describir de manera precisa qué deberíamos buscar en las imágenes de teledetección. Ejemplos típicos pueden ser un estudio de geología estructural, en donde las pistas vitales vienen dadas por las formas tectónicas del terreno, por los lineamientos, etc., o un estudio de erosión del suelo, en el que los parámetros físicos importantes serán las áreas con alta pendiente, deslizamientos, vegetación escasa, drenaje superficial intenso, tipos de suelo y rocas, etc. Una vez definido el problema hay que analizar la resolución requerida y en concreto qué resolución espacial, espectral, temporal y radiométrica de los datos de teledetección serán suficientes para detectar los parámetros físicos de interés. Normalmente, los diferentes tipos de trabajos tienen diferentes requerimientos en cuanto a resolución, así, por ejemplo, una investigación de deslizamientos en una zona montañosa puede requerir imágenes infrarrojas pancromáticas con alta resolución espacial, mientras que para delimitar tipos de rocas o minerales suelen ser necesario utilizar datos con alta resolución espectral. De manera similar, la resolución temporal requerida dependerá de la dinámica de la situación.

En cuanto a la selección de datos o imágenes, dependiendo de los requerimientos de resolución y de los tipos de sensores disponibles y de sus características, se habrá de elegir los datos de teledetección para la aplicación. La práctica demuestra que es conveniente asegurarse de que las condiciones meteorológicas y atmosféricas existentes en el momento de la toma son óptimas (polvo, cubierta de nubes, lluvia,

Capítulo 2

iluminación solar, etc.). Normalmente, junto con los datos de teledetección, se recoge la información del terreno necesaria (datos estructurales, topográficos, suelos, vegetación, etc.). Finalmente, las imágenes son procesadas, transformadas, rectificadas, realzadas, sobreimpuestas a otros datos e interpretadas con relación a las características de interés. Generalmente, la interpretación se apoya en datos del terreno y otros datos auxiliares.

2.3 Sistemas de información geográfica

El potencial que presentan los SIG en numerosos ámbitos de las ciencias de la tierra ha despertado un enorme interés y ha provocado también la proliferación en un corto intervalo de tiempo de un gran número de publicaciones relacionadas directa o indirectamente con ellos, en las que se abordan aspectos teóricos y sobre todo aplicaciones prácticas. Destacan los trabajos de Burrough (1986), Aronoff (1989), Tomlin (1990), Maguire et al. (1991), Bonham-Carter (1994), ESRI (1995), Burrough y McDonnell (1998) y Longley et al. (1999). Existen además diversas revistas científicas dedicadas parcial o totalmente a los SIG (por ejemplo, *International Journal of Geographic Information Science*, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, *Computers & Geosciences*, *International Journal of Remote Sensing*). Las aplicaciones de los SIG son muy diversas e incluyen ejemplos tales como evaluación de riesgos, estudios de impacto ambiental, servicios municipales como la delimitación de áreas de desarrollo prioritario, inventarios de recursos naturales, selección óptima de emplazamientos para vertederos, fábricas, etc. Sin embargo, los SIG no están aún todo lo extendidos que podrían y, quizás, deberían estar, especialmente en las ciencias de la tierra. Esta circunstancia, junto con la intención de que sirviera como marco de referencia a la memoria, al igual que se ha hecho en los dos puntos anteriores para exploración minera y teledetección, hacía especialmente recomendable incluir una somera introducción a los SIG. En este breve preámbulo se presentan los términos que se utilizan durante toda la tesis, empezando por la definición formal de sistema de información geográfica o SIG.

2.3.1 ¿Qué es un SIG?

Existen numerosas definiciones de SIG, aunque en un sentido amplio un SIG es cualquier conjunto de procedimientos manuales o informatizados utilizados para almacenar y manipular datos referenciados geográficamente (georreferenciados) (Burrough, 1986; Aronoff, 1989). Más concretamente, un SIG es un sistema informático que proporciona los cuatro conjuntos siguientes de capacidades para manejar datos georreferenciados:

1. Entrada.
2. Gestión de datos (almacenamiento y recuperación).
3. Manipulación y análisis.
4. Salida.

Además, para que un SIG sea funcional y tenga éxito debe residir en un marco organizativo adecuado (Burrough, 1986). La definición que Bonham-Carter (1994) es quizás una de las más simples: un sistema de información geográfica es un sistema informático para la gestión de datos espaciales. El adjetivo geográfica implica que la situación espacial de los distintos objetos es conocida, o puede ser calculada, en términos de coordenadas geográficas (por ejemplo, latitud-longitud). Star y Estes (1990) definen SIG como un sistema de información que está diseñado para trabajar con datos referenciados por coordenadas espaciales o geográficas. En otras palabras, un SIG es a la vez un sistema de base de datos con capacidades específicas para datos referenciados espacialmente y un conjunto de operaciones para operar (análisis) con los datos. Por otro lado, en el NCGIA Core Curriculum in GIS (Goodchild y Gopal, 1989) se define SIG como un sistema de hardware, software, y procedimientos diseñados para apoyar la adquisición, gestión, manipulación, análisis, modelización y visualización de datos referenciados espacialmente para resolver complejos problemas de planificación y gestión. Worboys (1995) contempla los SIG como sistemas de información con ciertas particularidades (figura 2.4). De este modo, un sistema de información debe tener la capacidad de adquirir, gestionar y distribuir la información importante para una organización. El sistema está soportado por una base de datos geográfica (BD-G) y su software de gestión y de aplicación, personal, los datos, los dispositivos de captura y los distintos medios de presentación y diseminación de la información.

Capítulo 2

Es ampliamente aceptado que lo que distingue a un SIG de otros sistemas que trabajan con datos georreferenciados y que son capaces de realizar muchas de las operaciones que realiza un SIG, como los sistemas CAD (*Computer Aided Design*), SGBD (sistemas de gestión de bases de datos, DBMS en inglés) o AM/FM (*Automated Mapping/Facilities Management*), es su capacidad para integrar datos georreferenciados y para realizar operaciones espaciales sobre los datos. En definitiva, un SIG está diseñado para la recogida, almacenamiento, y análisis de objetos y fenómenos donde la localización geográfica es una característica importante o es un elemento crítico para su análisis (Aronoff, 1989).

Aunque la manipulación y el análisis de datos referenciados a una localización geográfica son características clave de los SIG, el potencial del sistema se pone de manifiesto en mayor medida cuando la cantidad de datos involucrados es demasiado grande para ser manejados manualmente (Burrough, 1986). En una aplicación común

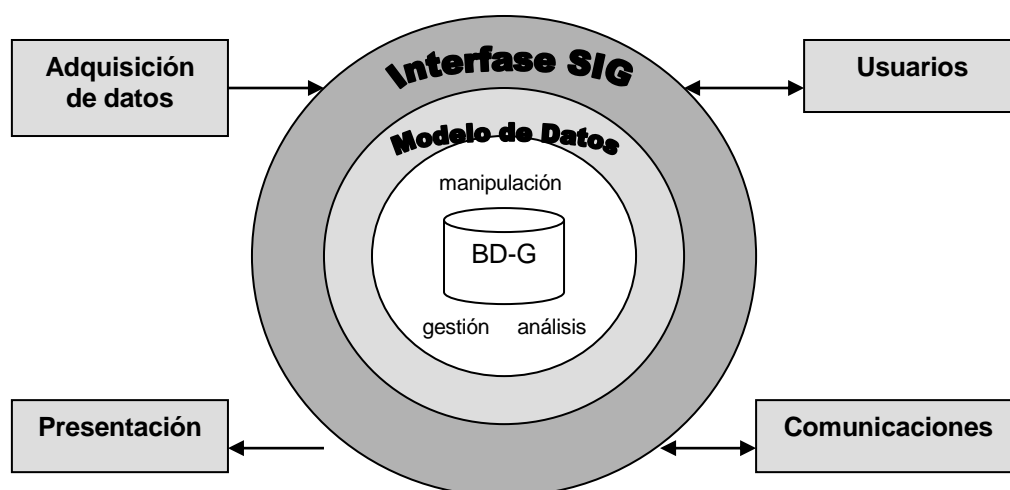


Figura 2.4. Esquema de un sistema de información geográfica (modificado de Worboys, 1995).

puede haber cientos de características a considerar, o puede haber cientos de factores asociados con cada característica o localización. Estos datos pueden existir como mapas, tablas de datos, o como incluso listas de nombres y direcciones. Tales volúmenes de datos no son manejados eficientemente de forma manual, sin embargo, cuando esos datos han sido introducidos en un SIG, pueden ser fácilmente manipulados y analizados de formas que serían demasiado costosas, demasiado largas o prácticamente imposible de llevar a cabo utilizando métodos manuales.

2.3.2 Componentes de los SIG

Dentro de las diferentes definiciones de SIG presentadas, hay algunas basadas en los SIG como herramientas software+hardware, otras en los SIG como bases de datos y otras realizadas desde la óptica del contexto organizativo (véase Burrough y McDonnell, 1998). Desde un punto de vista más genérico, se puede considerar que los SIG tienen cinco componentes cardinales:

1. Datos.
2. Personal.
3. Procedimientos.
4. Software.
5. Hardware.

La importancia relativa de cada componente dependerá obviamente de la aplicación concreta, aunque no es infrecuente que se preste, erróneamente, una atención principal a los elementos software y hardware en detrimento de otros aspectos como los datos o la propia formación del personal. Esto puede dar lugar a numerosos problemas como la percepción de que el sistema no cumple las expectativas previstas (véase Antenucci et al., 1991). Así, los procedimientos y el personal pueden ser elementos clave en un SIG con orientación administrativa (por ejemplo, para catastros), mientras que el software puede resultar un elemento fundamental para aplicaciones en 3D. Los datos son en cambio un elemento clave en todos los casos, y la máxima del "GIGO" (*Garbage in, garbage out*) sigue siendo totalmente válida a la hora de generar información a partir de los datos (considerados aquí como antecedentes para el conocimiento exacto de un hecho), a pesar de los avances tecnológicos realizados en los últimos años. Los datos utilizados en un SIG representan algo sobre el mundo real en algún punto en el espacio, y son siempre una abstracción de la realidad (Aronoff, 1989), como se expone en el epígrafe de modelos de datos. Los datos geográficos se caracterizan por presentar dos componentes fundamentales (Burrough, 1986):

1. El fenómeno que se observa, tal como una dimensión física o una clase.

Capítulo 2

2. La localización espacial del fenómeno.

Ejemplos de una dimensión física podrían ser la concentración de un elemento químico, la población de una ciudad o la anchura de una carretera. La clase podría ser un tipo de roca, un tipo de vegetación o el nombre de una ciudad. La localización se especifica usualmente tomando como referencia un sistema de coordenadas común tal como longitud-latitud, sistema de proyección UTM, etc. Un tercer componente fundamental en la información geográfica es el tiempo, aunque en mayor o menor grado dependiendo de la orientación del sistema o la aplicación concreta. En cuanto a la calidad de los datos, los aspectos más importantes son la exactitud, precisión, tiempo, representatividad y si son completos (Aronoff, 1989). Desde un punto de vista práctico, la calidad óptima de los datos es el nivel mínimo de calidad que permite realizar el trabajo adecuadamente (Burrough, 1986). En los trabajos de Kiiveri (1997) y de Arbia et al. (1998) se puede obtener información avanzada en cuanto a la calidad de los datos y su impacto en el análisis espacial con SIG.

La disponibilidad de personal cualificado y entrenado para el manejo del sistema es también otro de los aspectos fundamentales para el funcionamiento adecuado del mismo. Ignorar este punto en la fase de diseño e implantación del sistema puede retrasar su puesta en funcionamiento hasta el punto de hacerlo inoperante. Por otro lado, los procedimientos a realizar han de estar claramente identificados y ser los correctos para conseguir el objetivo pretendido con el mínimo esfuerzo y coste. Existe una amplia literatura referente a estos dos aspectos, principalmente relacionada con

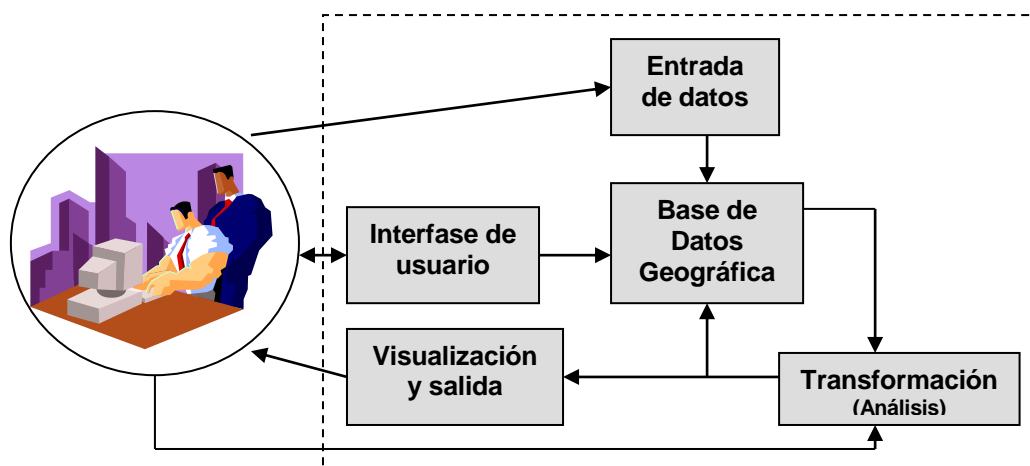


Figura 2.5. Principales módulos de software de un SIG (modificado de Burrough y McDonnell, 1998).

los llamados SIG corporativos que se consideran más adelante (véase Berry, 1996; Reeve y Petch, 1999; Grinshaw, 1999).

El software de un SIG consta de un conjunto de módulos básicos (figura 2.5) que son subsistemas para: (1) entrada y verificación, (2) almacenamiento de datos y gestión de bases de datos, (3) salida y presentación, (4) transformación de datos, y (5) interacción con el usuario. La entrada y verificación de datos se realiza mediante dispositivos como escáneres, tabletas digitalizadoras, etc., e implica la captura y paso a formato digital de datos espaciales en forma de imágenes de satélite, fotografías aéreas, mapas y observaciones de campo. El núcleo del sistema de información es la base de datos geográfica que permite almacenar y manipular los elementos geográficos, su localización, sus atributos y su relación espacial con otros objetos (topología) (véase Worboys, 1995). El módulo de salida del sistema permite al usuario visualizar los resultados de los análisis realizados en forma de tablas, gráficos o, mejor aún, en forma de mapas, tanto en la pantalla de un monitor como en papel. El módulo de transformación de datos engloba dos tipos distintos de operaciones (Burrough y McDonnell, 1998), por un lado las operaciones realizadas para depurar los datos o convertirlos a distintos sistemas de referencia, y por otro las operaciones realizadas en el curso del análisis espacial/no espacial en el contexto de una aplicación. La interacción entre el usuario y el sistema se realiza a través de la llamada interfase de usuario que frecuentemente consiste en un sistema de menús gráficos, aunque los SIG profesionales incorporan también interfases mediante línea de comandos y la posibilidad de utilizar lenguajes de programación de alto nivel (C/C++, VisualBasic, etc.).

Los elementos hardware típicos de un SIG (figura 2.6) consisten básicamente en un ordenador más o menos estándar (disco duro, monitor, ratón, etc.) que controla todos los dispositivos, normalmente con sistemas de almacenamiento masivo adicionales como unidades CD-ROM, cintas magnéticas, etc. Actualmente, el sistema está casi siempre conectado a una red en la que se comparten recursos con otros sistemas o redes. Este aspecto es en la actualidad trascendental y ha supuesto una revolución desde la popularización de Internet. Las impresoras y plotters de gran formato son también componentes muy importantes para la producción de informes y salidas cartográficas. La conversión de datos de formato analógico a digital puede hacerse bien mediante tabletas digitalizadoras, habitualmente de gran formato, o mediante escáneres. Aunque el hardware es uno de los aspectos al que más atención se le presta a la hora de implantar un SIG, en la práctica supone muchas veces uno de los costes más bajos en el capítulo de gastos totales de un proyecto. Esto, evidentemente, dependerá de la aplicación concreta y variará de unos casos a otros.

2.3.3 ¿Por qué usar un SIG?

Las ventajas de la utilización de los SIG frente a métodos más tradicionales son numerosas. En concreto, las ventajas de utilizar un SIG frente a procedimientos manuales hace largo tiempo que fueron admitidas. Así, por citar algunas, en un SIG los datos son mantenidos en formato digital de forma que éstos están en una forma físicamente más compacta que la de los mapas de papel, tablas y otras formas convencionales (Aronoff, 1989). También se pueden mantener y recuperar grandes cantidades de datos a mayores velocidades y a menores costes por unidad cuando se usan sistemas basados en ordenadores (Burrough, 1986). Por otro lado, la manipulación de datos espaciales y la correspondiente información de atributos y la integración de diferentes tipos de datos a gran velocidad no es posible realizarlas

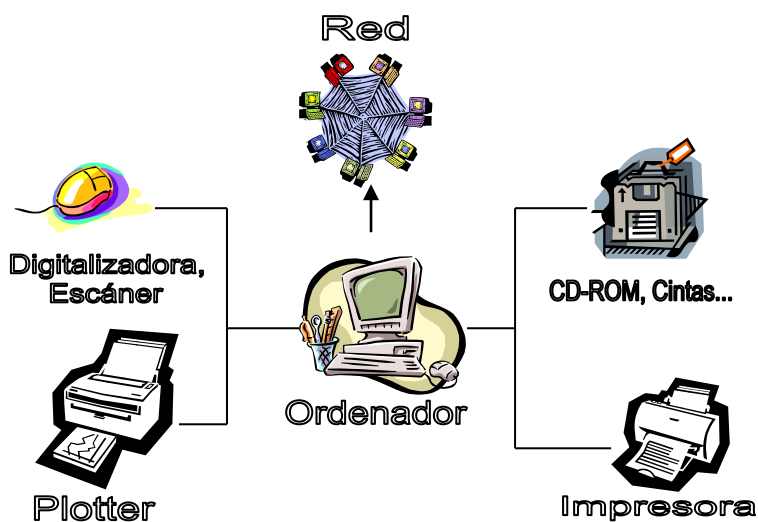


Figura 2.6. Principales componentes hardware de un SIG (modificado de Burrough y McDonnell, 1998).

mediante ningún método manual. Es evidente que la capacidad para realizar complejos análisis espaciales rápidamente proporciona una ventaja cuantitativa y cualitativa. Se pueden simular escenarios de planificación, realizar modelos de decisión, detección y análisis de cambios y otros tipos de planes refinando sucesivos análisis (Capítulo 9). El proceso iterativo sólo se convierte en práctico porque cada ejecución en el ordenador se puede hacer rápidamente y a costes relativamente bajos (Burrough, 1986).

Sin embargo, las mayores ventajas derivadas de la utilización de los SIG surgen de la posibilidad de realizar análisis de complejos conjuntos de datos espaciales y no espaciales de forma integrada (Capítulo 8). Esta es una función que no puede ser realizada efectivamente con métodos manuales o con sistemas gráficos relacionados como los CAD. Esas capacidades de análisis espacial de un SIG juntas permiten crear y utilizar información georreferenciada en un contexto completamente diferente al que existía antes (Burrough, 1986). Además, no solamente puede integrarse diversos conjuntos de datos, sino también diversos procedimientos. Por ejemplo, los procedimientos de manejo de datos tales como la recogida de datos, verificación y procedimiento de actualización se pueden integrar en lugar de realizarlos en operaciones separadas.

En el caso de la exploración minera, la utilización de los SIG está empezando a convertirse en la actualidad en un proceso rutinario. Las principales ventajas que se derivan de su utilización son (Moon, 1998): (a) la fácil integración con otros conjuntos de datos, en especial, datos geológicos, geofísicos y de teledetección, (b) la fácil extracción de información para apoyar la interpretación de los datos de exploración, (c) la fácil clasificación y visualización de los datos espaciales en un entorno consistente y (d) la disponibilidad o la posibilidad de construir funciones de análisis espacial relativamente avanzadas, tales como el análisis bayesiano de anomalías para estimaciones de probabilidad de presencia de depósitos minerales (Capítulo 8).

2.3.4 Modelos de datos

Se ha considerado necesario revisar brevemente este concepto para poder justificar adecuadamente la elección de los modelos de datos espaciales que se utilizaron para las distintas fases del trabajo. Resulta difícil, no obstante, resumir en un solo epígrafe un campo tan amplio como el de los modelos y estructuras de datos, que normalmente supone una asignatura completa en los estudios académicos de SIG. Los modelos de datos espaciales presentan gran importancia dentro de los SIG, tanto desde un punto de vista teórico como práctico. Al considerar cualquier espacio geográfico (una habitación, un paisaje, un continente, etc.) se pueden adoptar fundamentalmente dos formas de describir qué ocurre en esa porción de la superficie terrestre (Burrough y McDonnell, 1998). Estos autores describen los dos extremos como: (a) percibir el espacio como si estuviera ocupado por *entidades* que son descritas por sus atributos o propiedades, y cuya posición puede ser determinada utilizando un sistema de

Capítulo 2

coordenadas geométricas, o (b) imaginar que el valor de un atributo de interés varía en el espacio como una función matemática continua o *campo*. Se trata en efecto de dos conceptualizaciones distintas de una misma realidad. En la primera visión, más común, el espacio está ocupado por objetos (entidades) tales como árbol, carretera, montaña, etc. En la visión de campo continuo, el modelo conceptual más simple representa el espacio geográfico en términos de coordenadas cartesianas continuas en dos o tres dimensiones, y los atributos se asume que varían continua y suavemente en el espacio. Optar por un modelo u otro puede ser difícil cuando las entidades pueden ser también vistas como conjuntos de valores extremos de atributos próximos en el espacio (Burrough y McDonnell, 1998). La elección de uno u otro modelo se habrá de basar fundamentalmente en los objetivos del proyecto en curso, ya que, entre otras cosas, la elección del modelo conceptual determinará como se puede derivar más tarde la información (en el sentido de datos procesados para dotarlos del significado apropiado) a partir de los datos.

Los modelos de datos surgen entonces cuando los modelos conceptuales son formalizados, determinando cómo el espacio geográfico es discretizado en partes para su análisis. Surgen así los correspondientes modelos de datos vectorial, en el que el espacio está ocupado por entidades discretas tipo punto, línea o polígono, caracterizadas por atributos y localización geográfica, y raster, en el que la variación de los atributos (por ejemplo, elevación o temperatura) es continua y es discretizada en conjuntos de unidades básicas tales como celdas cuadradas o triángulos irregulares. Los modelos de datos se traducen finalmente en distintas estructuras de datos (vectorial, raster, quadtree, TIN, etc.) a la hora de su almacenamiento efectivo en los soportes informáticos físicos (véase el ya clásico trabajo de Peuquet (1984) para una descripción detallada de los distintos modelos y estructuras de datos espaciales). Bosque Sendra (1997), Berry (1995), Worboys (1995) y Goodchild (1992) tratan también el tema desde distintos puntos de vista.

Al igual que los datos espaciales, los datos no espaciales pueden ser también conceptualizados utilizando diferentes aproximaciones, surgiendo así los modelos de datos no espaciales. Los más importantes son: jerárquico, red, relacional y orientado a objetos, aunque los dos primeros están en desuso. En la actualidad el modelo relacional es con mucho el más extendido, mientras que el orientado a objetos empieza a extenderse tímidamente a pesar de las ventajas teóricas que presenta. Véase Date (1995) para un tratamiento con profundidad.

La conveniencia de utilizar uno u otro modelo de datos espaciales ha generado un intenso debate en los últimos años (ocupando incluso numerosas publicaciones), que

ha sido bautizado como el debate vectorial-raster (véase Johnson et al., 1988; Berry, 1993). En la actualidad se acepta que cada modelo es especialmente adecuado para acciones específicas, aunque no exista una limitación conceptual. Sorprendentemente hay quien se aventura a afirmar que este debate está ya superado, ignorando en mi opinión aspectos prácticos importantes, ya que aún es difícil con los sistemas actuales (en realidad imposible con la gran mayoría) ir más allá de la simple superposición de capas vectoriales sobre capas raster. Esto tiene también implicaciones en cuanto a la integración SIG (vectorial)-teledetección, debido a la naturaleza raster de las imágenes de teledetección y al uso creciente de las mismas. Aronoff (1989) realiza una comparación entre las ventajas e inconvenientes que presentan los modelos de datos vectorial y raster. Así, el modelo raster presenta mayores ventajas (entre otras) para análisis espaciales que implican superposición (*overlay*) de capas, mientras que el modelo vectorial presenta ventajas (también entre otras) en la preparación de salidas cartográficas o en el almacenamiento y gestión en las bases de datos. En este trabajo se utilizaron los dos modelos de datos (vectorial y raster comprimido), dependiendo de la fase y el tipo de operación que se estaba realizando. Concretamente, como se ha mencionado, la mayor parte de los datos de exploración fueron almacenados como datos vectoriales (salvo imágenes de teledetección) y luego convertidos a formato raster para el análisis espacial. Por otro lado, los datos no espaciales fueron almacenados y gestionados en bases de datos relacionales.

2.3.5 Análisis espacial con SIG

El análisis espacial con SIG abarca una gran variedad de técnicas de manipulación de la información, que van desde sencillas consultas para la selección y visualización de datos hasta el desarrollo de complejos modelos predictivos para la toma de decisiones. Las operaciones que se pueden realizar con entidades espaciales (discretas) corresponden básicamente a uno de los siguientes tipos (Burrough y McDonnell, 1998): (1) operaciones sobre los atributos, (2) operaciones de distancias o localización, y (3) operaciones topológicas. Las operaciones sobre atributos pueden realizarse sobre uno o más atributos de una o varias entidades espaciales que se superponen en el espacio (figura 2.7). Las operaciones de distancia localizan entidades mediante distintos criterios de localización o usando la distancia (por ejemplo, euclídea) que las separa de una referencia, o bien crean zonas de corredores (*buffers*) alrededor de alguna entidad. Las operaciones topológicas son operaciones para modelizar interacciones espaciales sobre una red conectada.

Capítulo 2

El resultado de estas operaciones son nuevos atributos pertenecientes a las entidades originales o a nuevas entidades también generadas en el proceso. Las nuevas entidades pueden ser creadas mediante la unión o intersección geométrica de entidades existentes (puntos, líneas, áreas o celdas). El método concreto para generar los nuevos atributos puede ser cualquiera (dependiendo del tipo de datos) dentro del amplio abanico de métodos matemáticos y lógicos, incluyendo operaciones sobre la proximidad y propiedades topológicas de las entidades.

El proceso de selección o creación de nuevos atributos puede ser formalizado de la siguiente forma (Burrough y McDonnell, 1998): para cualquier localización x , el valor de un atributo derivado Z_i viene dado por $Z_i=f(A,B,C,...)$ donde $A, B, C,...$ son los valores de los atributos usados para estimar Z_i . La función $f()$ puede ser cualquier función o combinación de funciones de la siguiente lista: (a) operaciones booleanas, (b) operaciones aritméticas simples o complejas y modelos numéricos, (c) análisis estadísticos univariante, (d) análisis estadísticos multivariante o estadística bayesiana para clasificación y discriminación, y (e) métodos multicriterio o métodos de inteligencia artificial (por ejemplo, redes neuronales).

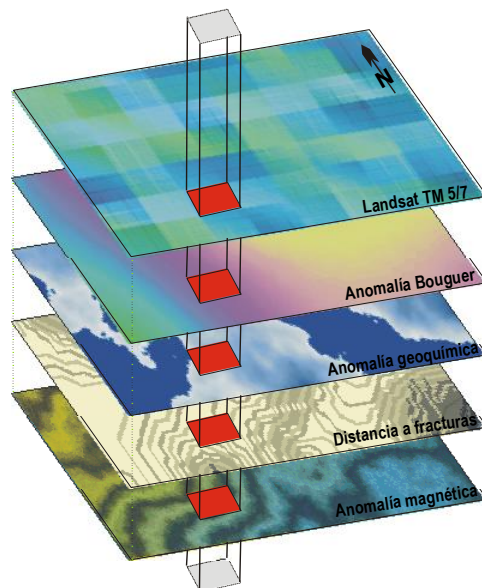


Figura 2.7. Conceptos de capa de información y principio de superposición en un SIG. Se muestran cinco capas con un sistema de referenciación común.

Dos de los conceptos clave que proporcionan una base formal para el análisis o manipulación de datos espaciales son el de "capa de información", que indica un grupo

de entidades con un conjunto definido de atributos que se mantiene separado de otros grupos, y el "principio de superposición", que indica que los datos en la misma coordenada $\{x,y,z,t\}$ pueden ser enlazados en todas las capas de información (Tomlin, 1990, 1991; Bosque Sendra, 1997; Burrough y McDonnell, 1998). Además, los datos enlazados a cualquier coordenada $\{x,y,z,t\}$ individual pueden referirse sólo a un individuo en esa coordenada, o a todos los individuos en el punto en el que se sitúa esa coordenada. Esta idea es ilustrada en la figura 2.7, donde se muestran distintas capas de información superpuestas. Una ventaja de esta conceptualización es que es posible aplicar cualquier operación matemática que se realiza con números a las capas (mapas temáticos) (en la práctica sólo es factible con el modelo de datos raster). Es posible así realizar operaciones (sentencias) como: $NUEVOMAPA=MAPA1-(MAPA2)^2$. En los ya clásicos trabajos de Tomlin (1990, 1991) se describe la base de las operaciones espaciales con mapas, en lo que se denomina "álgebra de mapas" (*cartographic modelling* en inglés), mientras que en Bonham-Carter (1994) y Burrough y McDonnell (1998) puede encontrarse una revisión exhaustiva de las operaciones relevantes realizadas con SIG. En los Capítulos 7 y 8 de esta tesis se analizan y aplican diversos métodos de análisis espacial con SIG.

2.3.6 Los estudios SIG

Antes de considerar las características de los estudios SIG conviene hacer una distinción significativa entre dos categorías de SIG, que sólo destacan de manera explícita algunos autores como Bonham-Carter (1994) y que, en la práctica, tiene gran trascendencia con relación a los requerimientos del sistema y a las actividades que se realizan. Por un lado están los SIG corporativos en los que los recursos están dedicados en su mayor parte al desarrollo y mantenimiento de grandes bases de datos geográficas que proporcionan información a una masa importante de usuarios durante largo tiempo. Éstas corresponderían a las bases de datos para propósitos administrativos y descriptivos que mencionan Burrough y McDonnell (1998), tales como bases de datos catastrales o de recursos naturales de un país. Por otro lado, están los SIG vinculados a proyectos en los que los datos se recopilan para un propósito concreto y para un pequeño número de usuarios que hacen uso de esos datos mientras dura el proyecto, normalmente unos pocos años. Estas bases de datos corresponderían a las bases de datos para propósitos analíticos, tales como la base de datos para una campaña de exploración minera en un sector concreto de interés. Es claro que los requerimientos de unos y otros sistemas son muy diferentes, primando la

Capítulo 2

capacidad de realizar análisis espaciales en el segundo caso y la capacidad de adquisición, edición y actualización de datos en el primero.

Existe además una diferencia muy importante en lo referente a la implantación de cada tipo de sistema. Normalmente, la puesta en funcionamiento de un SIG corporativo requiere de una sistemática bastante elaborada basada en metodologías de desarrollo de sistemas de información (MDSI, ISDM en inglés), con apoyo incluso de

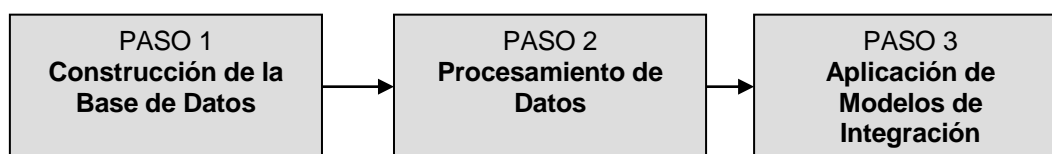


Figura 2.8. Aplicaciones SIG como un proceso constituido por tres pasos (Bonham-Carter, 1994).

herramientas CASE (*Computer Aided Software Engineering*) (véase Reeve y Petch, 1999). Por ejemplo, Clarke (1991) define cuatro fases para la implantación de un SIG, que subdivide a su vez en varias etapas. Así, la implantación de un SIG corporativo habitualmente implica un análisis de requerimientos de los usuarios, una gestión de proyectos efectiva, la monitorización del progreso, la evaluación de riesgos así como planes de soporte y formación. Al igual que en otros sistemas de información, la parte de gestión de proyectos es un aspecto muy importante y se suelen aplicar metodologías tipo SSADM (*Structured Systems Analysis and Design Methodology*), (véase Grimshaw, 1999; Reeve y Petch, 1999), PRINCE (*Projects in Controlled Environment*) (véase Bentley, 1992), etc. En la tabla 2.2 se muestra un esquema sintético de las actividades típicas a realizar en la puesta a punto de un SIG corporativo, basado en algunas de las referencias citadas y en Robinson et al. (1989), Aronoff (1989) y Antenucci et al. (1991). Por el contrario, en la implantación de un SIG orientado a un proyecto concreto, aunque requiere, por supuesto, una cuidadosa planificación y diseño, la aproximación es diferente a la de los SIG corporativos y no suele necesitar de un proceso tan elaborado.

Desde un punto de vista más analítico, Bonham-Carter (1994) resume un proyecto SIG típico (SIG vinculado a un proyecto) en tres etapas principales (figura 2.8). El primer paso consiste en la adquisición y almacenamiento de los datos apropiados para la aplicación en la base de datos SIG. El segundo paso se basa en la manipulación de los datos para extraer los patrones espaciales relevantes para los objetivos del proyecto. El paso final consiste en combinar o integrar los patrones derivados en la

fase anterior para producir los documentos (cartográficos o de otro tipo) que respondan a los objetivos planteados en el proyecto.

Tabla 2.2. Esquema sintético de las etapas típicas en el desarrollo e implantación de un SIG corporativo.

Etapa	Actividad
1. Inicio del proyecto	- Reuniones - <i>Workshops</i>
2. Análisis de requerimientos de usuario	- Observación del trabajo actual mediante visitas - Entrevistas - Cuestionarios
3. Análisis de viabilidad	Evaluación de requerimientos del sistema y de configuraciones alternativas (SIG, BD) - Análisis de costes-beneficios (tangibles/intangibles, formación, etc.) - Análisis de Riesgos - Evaluación Financiera - Proyecto Piloto
4. Diseño	Incluye seguridad, custodia, estándares de datos, precios, soporte y adaptación del sistema - Diseño del sistema - Diseño de la base de datos - Diseño de red
5. Adquisición del sistema	- Compra del hardware y software - Compra infraestructura de red - Compra de periféricos
6. Instalación	- Chequeo del sistema - Formación inicial - Plan de soporte - Estructura organizativa - Mantenimiento del sistema - Mantenimiento de los datos - Formación
7. Fin de proyecto	- Reunión - Informe final
8. Expansión del sistema	- Plan de explotación - Plan de actualización
6. Evaluación satisfacción usuario	A los 3-6 meses tras fin de proyecto - Entrevistas y cuestionarios - Perfeccionamiento del sistema

2.4 Metodología integrada de exploración minera con SIG y teledetección

Tal como indica Sabine (1999), parece existir entre los investigadores dedicados a las geociencias la sensación errónea y más o menos generalizada de que los proyectos

Capítulo 2

mineros basan su éxito en estrategias de exploración guiadas exclusivamente por la utilización de novedosos sensores o equipos informáticos. Sin embargo, la realidad es que los atributos asociados a los depósitos minerales que han sido identificados en el modelo de depósito han de ser la guía primordial que defina la estrategia, y no la tecnología, si es que se quiere alcanzar resultados realmente satisfactorios. Sabine (1999) (re)formula una metodología de teledetección para exploración minera fundamentada en esa idea. En ella se parte de un proceso deductivo en el que la hipótesis de trabajo es el modelo de depósito del que se deducen y comprueban los fenómenos observables y detectables mediante teledetección, que culmina en una etapa inductiva de integración de la información proveniente de distintas fuentes para generar una nueva hipótesis de trabajo.

Esta aproximación se puede generalizar a todos los ámbitos o disciplinas involucradas en la exploración minera (geoquímica, geofísica, geología, teledetección, SIG), como sugieren Gumiel et al. (1991), para generar una metodología integrada de exploración minera con SIG. Otro autor relevante en este campo como es Bonham-Carter (1994)

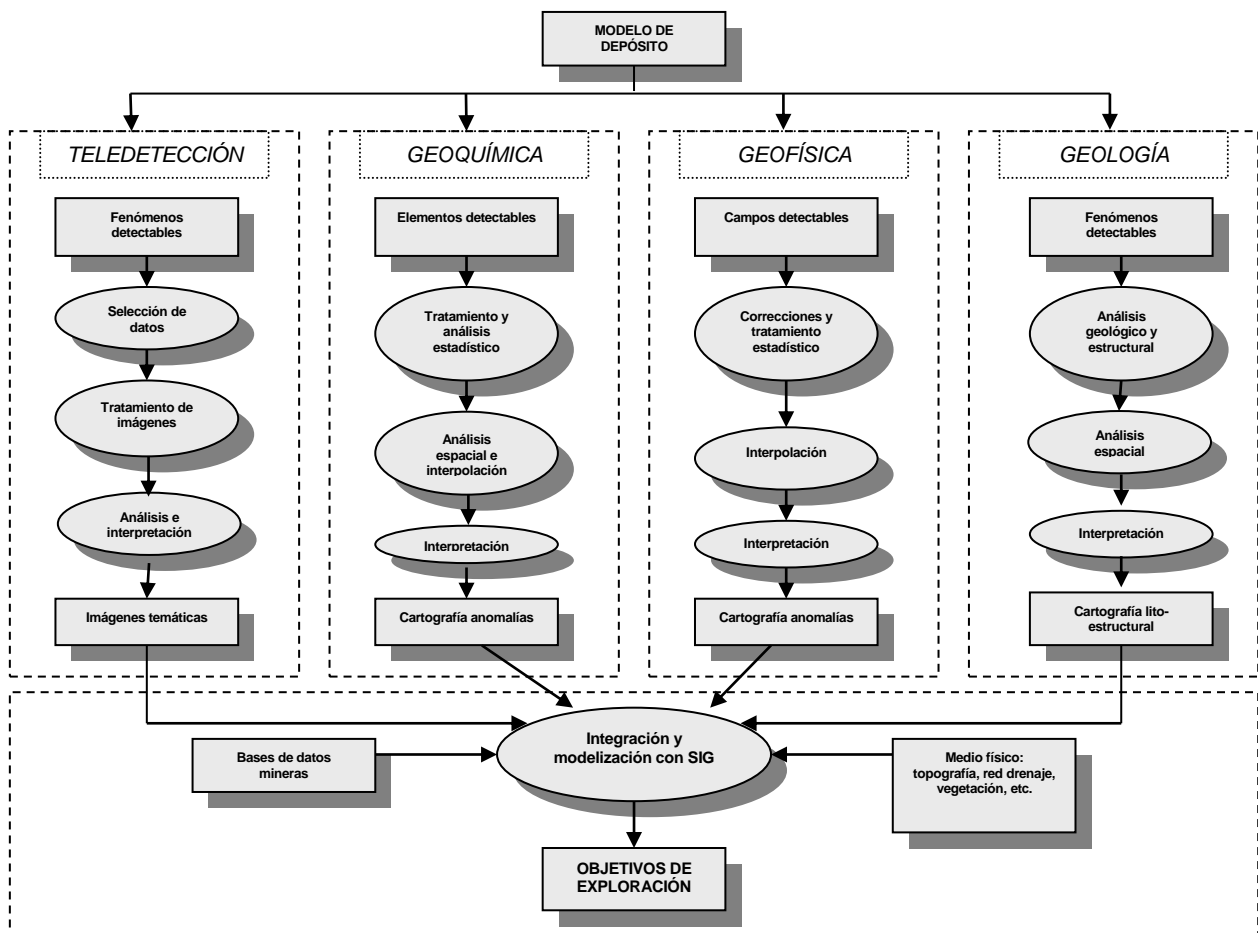


Figura 2.9. Esquema de la metodología integrada de exploración minera con SIG y teledetección.

destaca igualmente la importancia del modelo conceptual en los estudios geocientíficos con SIG, y afirma que "... el análisis y modelización de datos espaciales en un SIG no es simplemente un asunto de introducir las capas de datos en un programa de ordenador tipo caja negra, sino que se debe utilizar un **modelo conceptual**, preferiblemente formulado en las primeras fases del estudio, para guiar las diversas etapas del procesamiento de datos".

En la figura 2.9 se muestra la metodología integrada de exploración con SIG y teledetección que se propone, y que sirvió como guía para la investigación que se presenta. En ella se parte del modelo conceptual de depósito, base ideológica para establecer los fenómenos y características geomíneros más relevantes (zonas alteradas, cuerpos magmáticos subaflorantes, fracturas, etc.) detectables con las distintas técnicas de exploración y que pueden ayudar a su localización. Los datos de exploración seleccionados son entonces tratados y analizados adecuadamente para generar la información (cartográfica) que muestra la distribución espacial de cada variable de interés prospectivo, denominadas aquí "variables geognósticas", es decir, variables estrechamente relacionadas con las mineralizaciones (Chica-Olmo et al., en prensa). Finalmente, toda la información es integrada utilizando herramientas SIG para producir mapas de favorabilidad o potencialidad minera. Este último concepto presenta gran importancia y es tratado a continuación.

2.4.1 Cartografía de potencialidad minera

Dentro de las distintas etapas en el desarrollo de un proyecto minero, se ha visto a lo largo de este capítulo que una vez se dispone de los datos de exploración, la operación clave es la integración de los datos, o mejor, de la información derivada de los datos, para generar los llamados objetivos de exploración (*targets*). En otras palabras, delimitar las zonas favorables para la presencia de un depósito mineral. Este proceso a realizar para derivar la información de carácter espacial, generalmente en forma de mapa, que permite la selección de las zonas favorables, se ha venido en llamar cartografía de potencialidad minera (el término anglosajón es *mineral potential mapping*), y al susodicho documento cartográfico resultante, mapa de potencialidad minera (Chung y Agterberg, 1980; Bonham-Carter, 1991; Chung y Moon, 1991; Agterberg, 1992; Reddy et al, 1992; Agterberg et al., 1993). El procedimiento consiste, por tanto, en la creación de mapas que indiquen favorabilidad a la presencia de un yacimiento mineral de interés, en función de los cuales se seleccionará el punto

Capítulo 2

o puntos para situar los sondeos mecánicos o realizar labores de detalle adicionales. La generación de objetivos para exploración minera se ha convertido en un proceso difícil debido a que se han de utilizar datos complejos y muy diversos, sin embargo, la exploración minera se beneficia en la actualidad de nuevas técnicas de integración basadas en SIG que permiten generar robustos mapas de potencialidad minera (Harris, 1989; Katz, 1991; Bonham-Carter, 1994; Memmi y Pride, 1997; Harris et al., 1998).

La cartografía de potencialidad mediante SIG se enmarca en el contexto más amplio de una aplicación, que en el caso de la exploración minera y de forma resumida, incluiría dos etapas (figura 2.10): (1) construcción de la base de datos de exploración

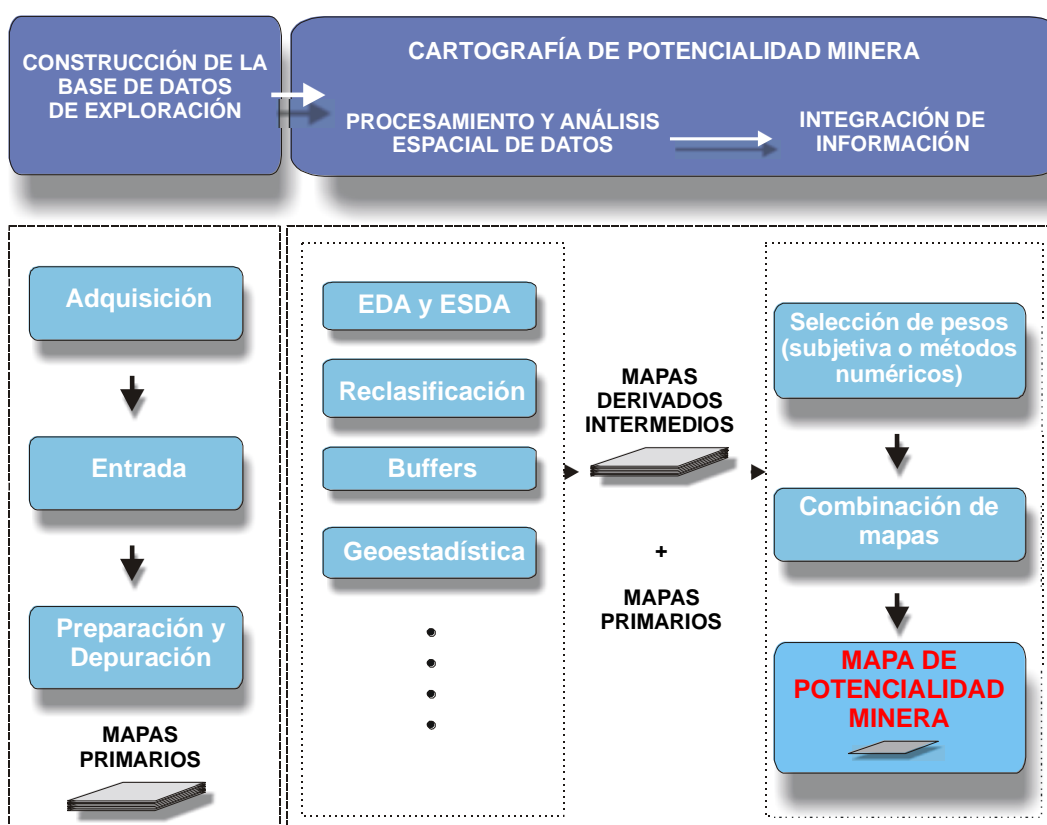


Figura 2.10. Cartografía de potencialidad minera mediante SIG (EDA, Análisis exploratorio de datos. ESDA, Análisis espacial exploratorio de datos).

y (2) cartografía de potencialidad minera. La cartografía de potencialidad incluiría a las dos últimas etapas que Bonham-Carter (1994) distingue en los estudios SIG (figura 2.8), e implica diversas actividades como análisis estadísticos tanto clásicos (análisis

exploratorio de datos o EDA, regresión lineal, análisis cluster, etc.) como espaciales (análisis espacial exploratorio de datos o ESDA, geoestadística, etc.), análisis espacial con SIG (consultas espaciales interactivas, reclasificación, corredores, etc.) e integración de información con SIG (superposición de capas, etc.), que variarán evidentemente dependiendo de cada estudio o aplicación particular.

En primera instancia y una vez creada la base de datos de exploración (Capítulo 6), cada conjunto de datos de exploración (geoquímica, gravimetría, teledetección, etc.) ha de ser procesado de forma semi-independiente para derivar la información adecuada (según cada conjunto) que indique las zonas favorables para la presencia de depósitos minerales (Capítulo 7). Estas actividades han de estar guiadas fundamentalmente por el modelo conceptual que se ha definido (Capítulo 3). Así, por ejemplo, los mapas geológicos pueden ser reclasificados y resumidos para resaltar las litologías que presentan relación directa con los yacimientos conocidos, o los mapas de fracturas pueden ser utilizados para generar corredores o *buffers* mostrando distancias a éstas ya que muchas veces las mineralizaciones se asocian a zonas de fractura.

Finalmente, una vez derivada la información relevante, ésta ha de ser integrada, es decir, los distintos mapas mostrando zonas favorables según la geoquímica, geofísica, etc., han de ser combinados conjuntamente, para generar como producto final uno o varios mapas predictivos mostrando la favorabilidad relativa o el potencial para la presencia de depósitos minerales. Cada entidad espacial del mapa final, cuyo tipo variará en función del modelo de datos utilizado, tendrá como atributo un valor indicando la favorabilidad minera. El proceso de integración puede llevarse a cabo utilizando distintas técnicas y metodologías, como se discute en el Capítulo 8. El modelo conceptual también es muy importante en esta fase, ya que, dependiendo del método de combinación, controla desde la propia elección de los datos hasta cómo intervienen en el proceso de integración. No obstante, es posible generar tantos mapas o documentos de favorabilidad distintos como diferentes posibilidades de combinaciones de los distintos mapas de entrada seleccionados existen, es decir, teóricamente infinitas. Esto abre la posibilidad de contemplar y evaluar distintas opciones o escenarios, por lo que sería posible así crear un potente sistema de toma de decisiones de carácter espacial para exploración minera (Chica Olmo y Rigol, 1997; Chica-Olmo et al., en prensa). Este aspecto se explora en el Capítulo 9.

La cartografía de potencialidad es aplicable, y de hecho se emplea con cierta asiduidad, en numerosas investigaciones distintas de la exploración minera para la selección de zonas favorables para la presencia de cualquier variable espacial, especialmente en medio ambiente (Cowen et al., 1995). Algunos ejemplos pueden ser la creación de

Capítulo 2

mapas mostrando la probabilidad de encontrar una especie animal o vegetal (se han publicado estudios para nidificación de águilas reales, presencia de canguros o concentraciones de algas) o la selección de zonas de interés ambiental que requieran de protección. Existen también numerosos ejemplos en planificación urbana y ordenación del territorio, donde se emplean desde hace tiempo técnicas de evaluación multicriterio con SIG para la ubicación óptima de servicios (Carver, 1991; Jankowski, 1995; Eastman et al., 1995; Barredo, 1996).

Todas estas ideas conforman las directrices metodológicas que se exponen en este trabajo y que se desarrollan convenientemente a lo largo de los siguientes capítulos.

3. Área de Estudio y Datos de Exploración

3.1 Localización geográfica

El área de estudio está situada en el extremo sureste de la Península Ibérica, dentro de la provincia de Almería, y se dispone según una franja paralela a la costa oriental de dicha provincia. El área, con forma alargada, se extiende aproximadamente 35 kilómetros en dirección SO-NE, desde el Cabo de Gata hasta Punta Javana, y 16 kilómetros en dirección SE-NO, desde la costa hasta el noroeste de la Serrata de Níjar (figura 3.1). El área coincide en su mayor parte con el campo volcánico de edad miocena de Cabo de Gata, que forma la sierra del mismo nombre, y que se extiende a lo largo de la costa desde el Cabo de Gata hasta las proximidades de la localidad de Mojácar, a unos 50 kilómetros al noreste. Está constituida por montes de poca altitud, con un máximo de 493 metros en el pico de El Fraile, pero con relieve abrupto debido a la naturaleza volcánica del área y al clima semiárido de la región.

El campo volcánico está delimitado al noroeste por una zona de falla (SO-NE) de salto en dirección sinistrosa, conocida como Falla de Carboneras, que separa las rocas volcánicas de las rocas metamórficas paleozoicas y mesozoicas de la cadena Bética alpina (Maláguides, Alpujárrides y Nevado-Filábrides de la alineación Sierra Cabrera-Sierra Alhamilla). La manifestación en superficie más evidente de la zona de falla es la alineación de colinas de la Serrata de Níjar, con unos 12 kilómetros de largo por 2 kilómetros de ancho, que divide al tercer conjunto geomorfológico del área, constituido por la penillanura de materiales sedimentarios del Campo de Níjar (figura 3.1). Es de destacar el fuerte control de la geología sobre el relieve de la región, y del área en particular, ya que, por ejemplo, el propio trazado de la costa está claramente controlado por el efecto de una serie de accidentes tectónicos que incluso aún hoy siguen funcionando. En la zona se conservan morfologías de caldera volcánica que se han preservado en los materiales que constituyen los relieves más importantes (área de Presillas Bajas, área de Rodalquilar y área del Pozo de los Frailes), o de relieves de tipo arrecifal de edad messiniense que descansan sobre formaciones volcánicas (Mesa Roldán, Rellana de San Pedro y área de Rodalquilar).

Capítulo 3

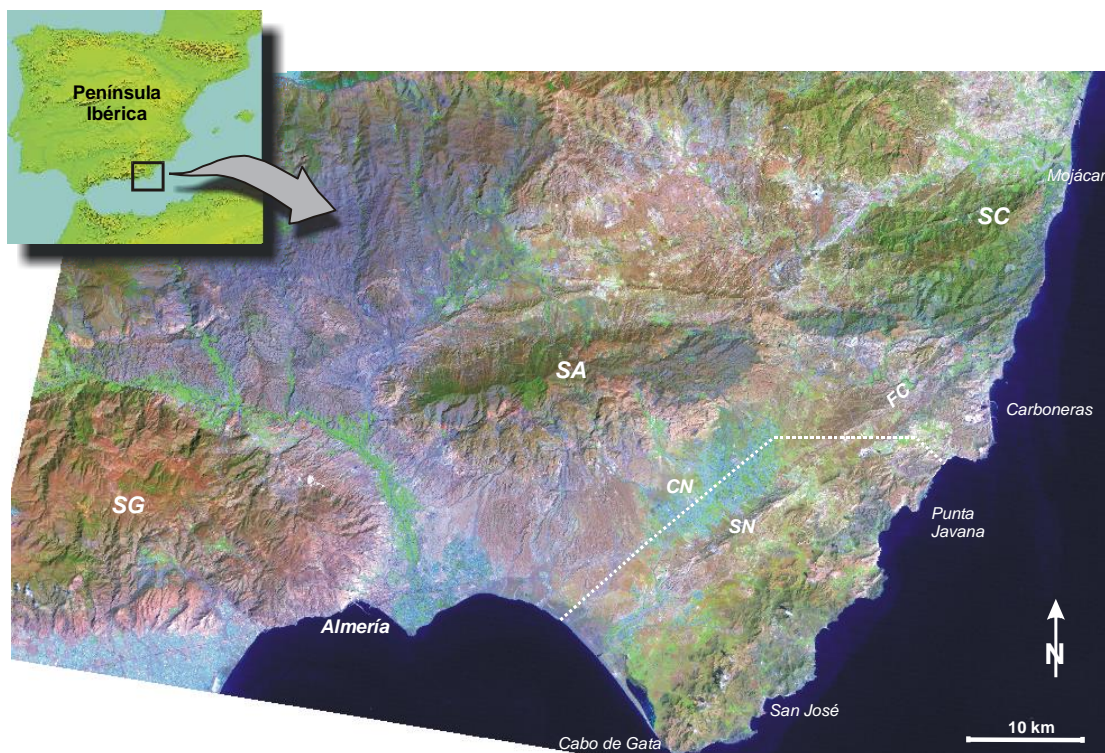


Figura 3.1. Localización geográfica del área de estudio en el extremo sureste de la Península Ibérica (SC: Sierra Cabrera; SA: Sierra Alhamilla; SN: Serrata de Níjar; SG: Sierra de Gádor; CN: Campo de Níjar; FC: Falla de Carboneras). Imagen Landsat TM en falso color RGB 541.

Desde el punto de vista climático, la región se caracteriza por su aridez, presentando un clima de tipo semidesértico. La formación de importantes tormentas, unido a la escasez de vegetación, produce una fuerte escorrentía con desbordamientos e importantes erosiones en el terreno. En cuanto al aprovechamiento del suelo, la vegetación no arbolada (normalmente rala) es el grupo más abundante, mientras que el resto de usos, a excepción de los cultivos bajo plástico que han aumentado significativamente en los últimos años, es prácticamente insignificante (véase el Mapa Fisiográfico del Litoral de Andalucía). La escasez de vegetación y el tipo de aprovechamiento del suelo, junto con sus características litológicas/geológicas, convierten al área en un sector propicio para estudios de teledetección, como lo demuestran los diversos estudios piloto realizados en el área en los últimos años (Guo y Moore, 1989; Crosta y Moore, 1989b; Ferrier y Wadge, 1996). Otro aspecto destacable es que la zona de estudio coincide aproximadamente con los límites del Parque Natural de Cabo de Gata-Níjar dependiente de la Junta de Andalucía. El parque tiene unas dimensiones aproximadas de unas 26.000 Ha y presenta una fauna y vegetación con abundantes endemismos.

3.2 Antecedentes mineros y geológicos en el área

Las características de las estructuras geológicas existentes en la zona de Cabo de Gata la han convertido en un área objeto de múltiples estudios de diversa índole, especialmente mineros, a lo largo del tiempo, siendo la extinta Empresa Nacional ADARO la que mayor tiempo operó en el distrito. La información que se presenta a continuación al respecto fue facilitada por dicha compañía. Esta información, sin embargo, ha sido transformada para guardar la confidencialidad de los datos sin modificar su validez.

La historia minera del área comienza posiblemente a principios del siglo XIX, de cuando datan las primeras concesiones mineras. En un principio la minería estaba dedicada a la extracción de plomo, y se centraba en la zona sur donde se explotaba el metal (Pb, Zn, Ag) contenido en filones de cuarzo situados en las proximidades de la localidad de San José. En 1880 se descubrió la existencia de oro en el complejo volcánico, pero es ya en el siglo XX cuando se establecen en el área las primeras plantas de tratamiento para la extracción del oro. La explotación del campo aurífero se inició de una manera racional a partir de 1933. En 1943 ADARO inicia labores de exploración y explotación. Las labores realizadas en los primeros años concluyen con la localización de una zona de interés minero en Rodalquilar, en la que se delimita un área de unos 4 millones de toneladas de mena con una ley media en torno a los 3.5 gramos de oro por tonelada (g Au/Tm o ppm). Estos cuerpos mineralizados fueron explotados mediante trabajos a cielo abierto, y ocasionalmente se emplearon labores de interior para la explotación de ciertos filones. Así, se estima que la producción procedente del área de Rodalquilar, hasta 1943, fue de unos 400 Kg de oro. A partir de 1943 y hasta 1966, fecha en la que se paralizó el distrito, se extrajeron 1,392,000 Tm con una ley media de 3.6 g Au/Tm, con una producción de 5,039 Kg de oro; de ellas, 881,256 Tm procedían de explotaciones a cielo abierto cuya ley media fue de 2.1 g Au/Tm.

Entre 1989 y 1992 se realizaron trabajos de recuperación de escorias (750,000 toneladas con una ley media 2.2 g Au/Tm) por una compañía minera multinacional. Entre 1983 y 1991 ADARO realizó diversos trabajos de investigación en donde se llevaron a cabo estimaciones de la potencialidad minera de cuerpos aflorantes. Los resultados de estos trabajos (los cuales no han trascendido, por lo que no se ha dispuesto de ellos para este trabajo) indicaron que hay varias zonas en el área conteniendo cuerpos mineralizados pero que se encuentran en el límite de la rentabilidad, abandonándose finalmente la idea de proseguir con su explotación. En la

Capítulo 3

actualidad el distrito minero permanece inactivo, y en la misma zona se ha declarado el Parque Natural de Cabo de Gata-Níjar, si bien una empresa minera privada ha realizado estudios recientemente en el sector occidental de la Sierra del Cabo de Gata, no exentos de cierta polémica. Las perspectivas del distrito no son halagüeñas desde el punto de vista minero, aunque supone un área propicia para realizar estudios piloto y de optimización de información de exploración, como en el que se enmarca esta investigación.

Los primeros trabajos geológicos que se desarrollaron en el área datan de 1889 y en ellos se indica ya la estructura volcánica del área y se apunta la posible relación del volcanismo con la presencia de fracturas SO-NE, pero es a partir de los sesenta cuando se produce un importante incremento en el número de trabajos en el sector. En las numerosas publicaciones se han estudiado diversos aspectos geológicos y mineros, y entre ellas destacan los trabajos de Fernández Soler (1996), desde el punto de vista volcanológico y petrológico, y los distintos trabajos de Arribas Jr. y Arribas, desde el punto de vista minero (véase Arribas Rosado y Arribas Moreno, 1995).

3.3 Marco geológico

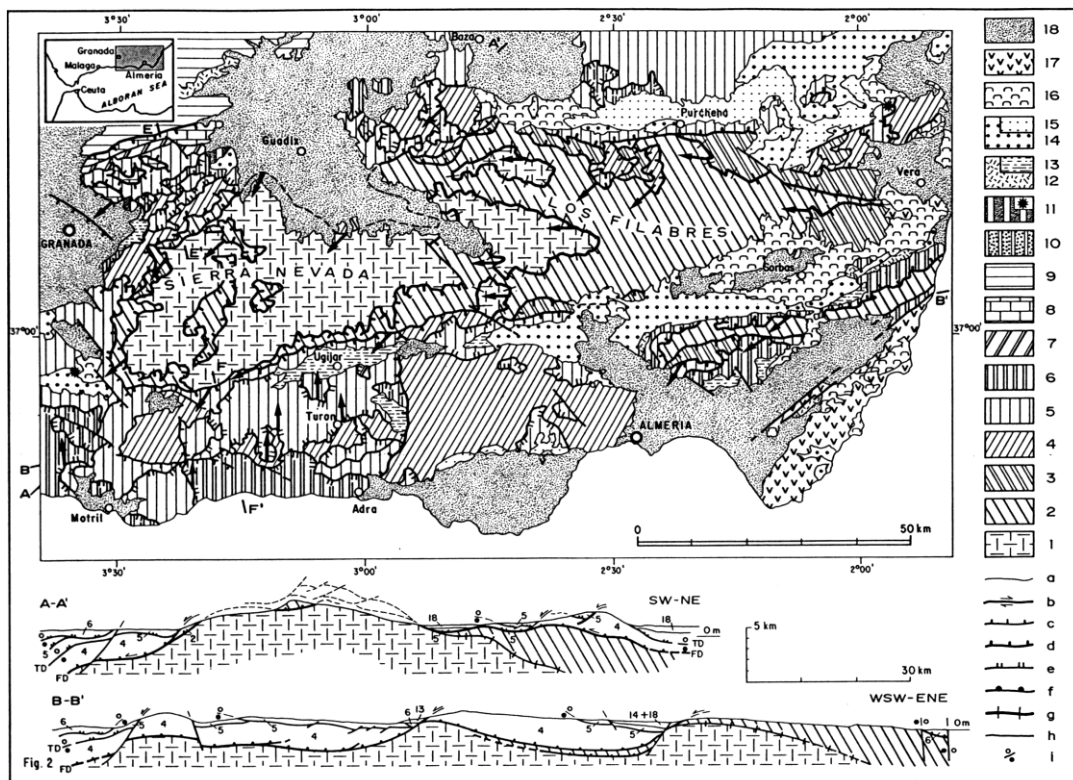
El campo volcánico de Cabo de Gata está situado en la parte oriental de la Cordillera Bética, un complejo cinturón orogénico de edad alpina que se formó como consecuencia de la colisión de las placas tectónicas Africana y Europea. Fernández Soler (1996) señala que el desarrollo del volcanismo de Cabo de Gata y en general del volcanismo del sureste de España es una de las muchas manifestaciones de la dinámica de la litosfera durante la evolución orogénica Bético-Rifeña, cuya historia está a su vez condicionada por la apertura del Atlántico y la aproximación colisional de las placas Europea y Africana.

Vissers et al. (1995) proponen una hipótesis integrada para la región Bética/Alborán, en línea con los trabajos realizados por García Dueñas, Balanyá Roure, Martínez Martínez y otros miembros del Departamento de Geodinámica de la Universidad de Granada. En ella indican que la historia alpina de la región de Alborán comenzó con un evento de rifting oblicuo que acompañó la separación de África y Eurasia durante el Jurásico, creando márgenes continentales pasivos en los bordes Africano e Ibérico de la cuenca del Neotetis que se estaba abriendo. Basándose en el análisis del movimiento de placas sugieren que la convergencia significativa entre África e Iberia

comenzó hace unos 51 Ma, mientras que basándose en evidencias estratigráficas y datos radiométricos (radioactivos) indican que la convergencia comenzó o había ya comenzado en el Eoceno superior. Esto tuvo como resultado el apilamiento de unidades tectónicas en la región de Alborán para crear una región de corteza continental engrosada que es probable que haya tenido hasta 60 kilómetros de espesor. Ya en el Oligoceno superior o en el Mioceno inferior se produjo alguna forma de despegue o eliminación convectiva del manto litosférico. Esta eliminación de parte del manto litosférico bajo la cadena colisional tuvo diversas consecuencias directas e indirectas, entre ellas la fusión parcial del manto astenosférico y la corteza, que resultó en un volcanismo disperso por la región de Alborán y las cadenas montañosas adyacentes de tipo máfico, intermedio y silíceo durante el Neógeno.

El orógeno Bético-Rifeño está configurado en la actualidad en tres dominios de corteza continental: Dominio de Alborán, en el que se sitúa el área de estudio, Dominio

Figura 3.2. Principales caracteres geológicos del entorno de Cabo de Gata: 1-3: Complejo Nevado-Filábride. 4-6: Unidades Alpujarrides. 7: Complejo Maláguide 8: Complejo Dorsaliano calcáreo. 9: Subbético (Dominio Sudibérico). 10: Unidades del surco de los Flysch. Sedimentos miocenos en tierra firme: 11: Aquitaniense tardío-Burdigaliense inicial. 12: Burdigaliense superior-Langhiense. 13: Serravaliense. 14: Serravaliense tardío-Tortonense. 15 Tortonense superior. 16: Messiniense. 17: Rocas volcánicas del Mioceno medio y superior. 18. Sedimentos del Plioceno a la actualidad (García Dueñas et al., 1992).



Capítulo 3

Sudibérico y Dominio Magrebí, más un conjunto de unidades de cobertera despegadas de un basamento (Surco de los Flysch) (Balanyá y García Dueñas, 1988). Según García Dueñas et al. (1992), en la evolución neógena del Dominio de Alborán se produjeron tres episodios extensionales bien definidos que aparecen acompañados de manifestaciones ígneas. Así, el período de máxima actividad ígnea se produce en relación con el de máxima extensión (Serravaliense-Tortonense inferior-medio), durante el cual se forman las rocas volcánicas de las Béticas orientales y Norte de África (Fernández Soler, 1996). En la figura 3.2 se muestran los principales caracteres geológicos del sureste peninsular.

A partir del Tortonense terminal y hasta el Plioceno se produce una etapa de acortamiento (Weijermars, 1985; Platt y Vissers, 1989; García Dueñas et al., 1992) que da lugar a pliegues de gran radio de direcciones variables (E-O, NE-SO y N-S) (Balanyá, 1991) que pliegan la cuenca de Alborán y un basamento cortical muy adelgazado. De manera concomitante a esta fase contractiva se produce la fracturación del conjunto con desarrollo de fallas de salto en dirección y fallas normales de gran ángulo, de manera que, para las primeras, diversos autores distinguen dos sistemas conjugados de direcciones NE-SO (o NNE-SSO) y NO-SE (o NNO-SSE) (Sanz de Galdeano, 1983; Balanyá y García Dueñas, 1986; Montenat et al., 1987; De Larouziere et al., 1988; Balanyá, 1991), el primero es sinistroso y de máxima representación en el sector oriental, mientras que el segundo y un tercero de dirección E-O son dextrosos. Las fallas normales de gran ángulo presentan principalmente direcciones N-S y NO-SE.

Fernández Soler (1996) argumenta en su trabajo que los datos actuales sobre la evolución neógena del orógeno Bético-Rifeño cuestionan seriamente la posible relación entre el volcanismo y los sistemas de desgarre propuestos por algunos autores, y que, por el contrario, la mayor parte de las edades absolutas del volcanismo de las Béticas y Norte de África sitúan a éste coincidiendo con el período extensional que configuró el Mar de Alborán y las cuencas adyacentes. Por tanto, según este autor, la génesis de estas manifestaciones volcánicas debe ser evaluada en este contexto geológico. Igualmente, en el modelo propuesto por Doblas y Oyarzun (1989) para el orógeno, todos los fenómenos neógenos, incluyendo el volcanismo, se relacionan con un episodio extensional que involucró sistemas de despegue con ascensión astenosférica asociada, y el volcanismo se explica en términos de una fusión parcial de una astenosfera ascendente cuyos fundidos diferenciados ascienden a lo largo de fallas normales de gran ángulo de una corteza ya adelgazada.

La formación del cinturón volcánico fue seguida, a su vez, por el desarrollo de una actividad hidrotermal con amplia distribución geográfica y por el depósito de las mineralizaciones polimetálicas asociadas con ella (Arribas Rosado y Arribas Moreno, 1995). Estos autores afirman basándose en los trabajos de Weijemars (1987) y De Larouziere et al. (1988), que tanto los procesos ígneos como los hidrotermales están estrechamente relacionados con las fallas de desgarre de carácter regional (figura 3.3), que se formaron en respuesta al campo de tensiones que se creó entre África y Europa a finales del Terciario y durante el Cuaternario.

3.3.1 Rocas volcánicas del Neógeno

Las rocas ígneas de la Zona Bética se dividen en dos grandes grupos. El primero incluye las rocas subvolcánicas pre-orogénicas, esencialmente diabasas, que no afloran en el área de estudio. El segundo grupo, el más importante desde el punto de vista metalogenético, está formado por las rocas volcánicas y subvolcánicas, postorogénicas, del Neógeno que aparecen en el SE de España entre los Cabos de

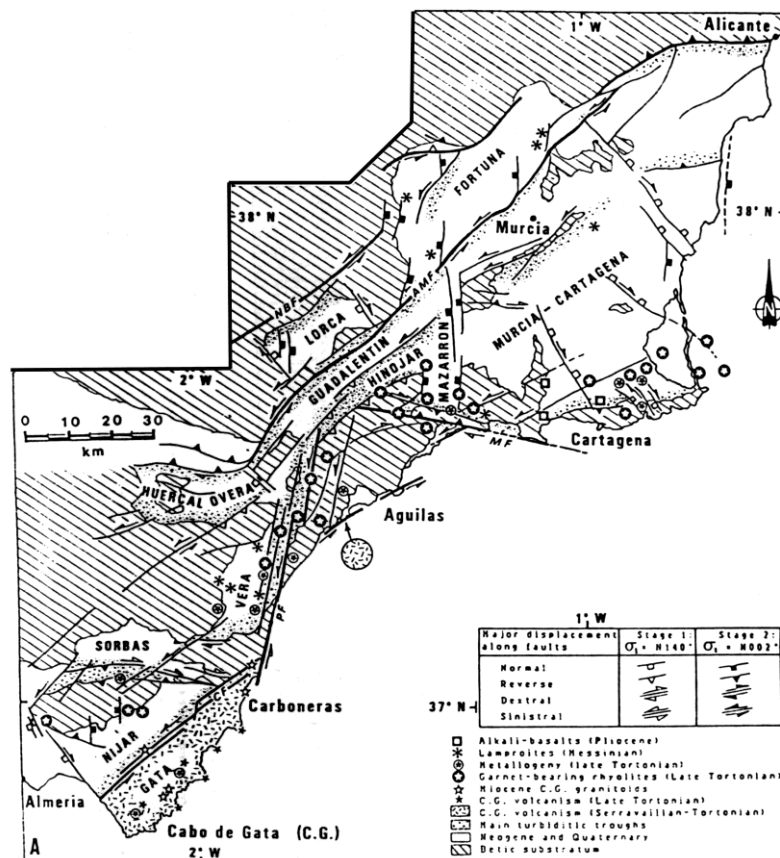


Figura 3.3. Sistemas de fracturas de carácter regional en el sureste de España y distribución de provincias volcánicas (De Larouziere et al., 1988).

Capítulo 3

Palos y Gata (figura 3.4) (Arribas Rosado y Arribas Moreno, 1995). Las manifestaciones ígneas más importantes del orógeno aparecen localizadas en el sector oriental, ubicadas esencialmente en el dominio de Alborán, y en su mayor parte actualmente sumergidas bajo el mar. En este área se han distinguido cuatro series volcánicas, con una tendencia a la distribución zonal regional (Araña y Vegas, 1974; López Ruíz y Rodríguez Badiola, 1980):

- Serie calco-alcalina (Cabo de Gata y Mar de Alborán).
- Serie calco-alcalina de alto K y shoshonítica (Volcanismo de Níjar-Vera-Mazarrón).
- Volcanismo ultrapotásico (lamproitas): Vera y Murcia.
- Volcanismo basáltico alcalino de Cartagena.

Di Battistini et al. (1987) señalan que salvo los basaltos de Cartagena, de edad Plioceno (2-4 Ma) y con características composicionales desligadas de los demás, los restantes grupos corresponden a manifestaciones volcánicas comprendidas entre 15 Ma - Burdigaliense superior-Langhiense- y 7 Ma - Tortoniense superior. Fernández Soler (1996) indica que las rocas presentan, en general, una disminución de edad y un progresivo enriquecimiento en elementos traza incompatibles y ferromagnesianos según una tendencia S-N. Así, en el Cabo de Gata, aparecen las lavas más antiguas, las calco-alcalinas s.s., que, hacia el norte, pasan a otras de composición calco-alcalina potásica y shoshonítica, contemporáneas o más jóvenes, y finalmente a las rocas ultrapotásicas que, en su mayor parte, son más recientes que las anteriores.

Fernández Soler (1996) afirma que es durante el Tortoniense inferior cuando se produce el mayor desarrollo de la actividad volcánica esencialmente calco-alcalina, decreciendo ésta hacia el Tortoniense superior (episodios calco-alcalino de alto K-shoshonítico y lamproítico). Parece, por esta razón, que tal como se ha comentado en la sección anterior, efectivamente un desencadenante del máximo de actividad volcánica y de la subsidencia que reflejan las cuencas durante el Tortoniense, habría sido el episodio extensional Serravaliense-Tortoniense inferior definido por García Dueñas et al. (1992), y que controla la sedimentación hasta el Tortoniense superior (Fernández Soler, 1996).

Los depósitos messinienses que sellan la actividad volcánica están representados por sedimentos carbonatados y margosos (complejos arrecifales en torno a los grandes relieves). La situación a partir del Plioceno varía de unas cuencas a otras. En la cuenca

Área de Estudio y Datos de Exploración

de Almería-Níjar, en el Plioceno persiste un medio marino abierto, contorneado por la Sierra de Alhamilla ahora emergida, y el macizo volcánico de Cabo de Gata en el sur, desplazándose a favor de la falla de Carboneras desde una posición más meridional hacia el NE hasta su posición actual. Progresivamente se va produciendo desde el Plioceno superior un avance regresivo de la sedimentación costera (abanicos clásticos y deltas en el NO), de manera continuada, hasta la situación actual, junto con un sistema de fracturación que continúa aún (Fernández Soler, 1996).

La serie calco-alcalina está representada en los edificios volcánicos sumergidos de Alborán, incluyendo la propia isla de Alborán, y los actualmente emergidos en el Cabo de Gata (Fernández Soler, 1996). El conjunto volcánico calco-alcalino de Cabo de Gata (figura 3.4) es el más importante, volumétricamente, de los materiales emergidos. A diferencia de los otros grupos, aflora de forma casi continua entre el Cabo de Gata y la localidad de Carboneras, y a lo largo de la falla de Carboneras, en la Serrata de Níjar, y corresponde a la serie calco-alcalina s.s. de López Ruiz y Rodríguez Badiola (1980). Este magmatismo actuó desde el Langhiense al Tortoniense superior. Concretamente, el volcanismo calco-alcalino s.s. está representado en su totalidad por las andesitas basálticas, andesitas, dacitas y riolitas que forman el campo volcánico de la Sierra y el

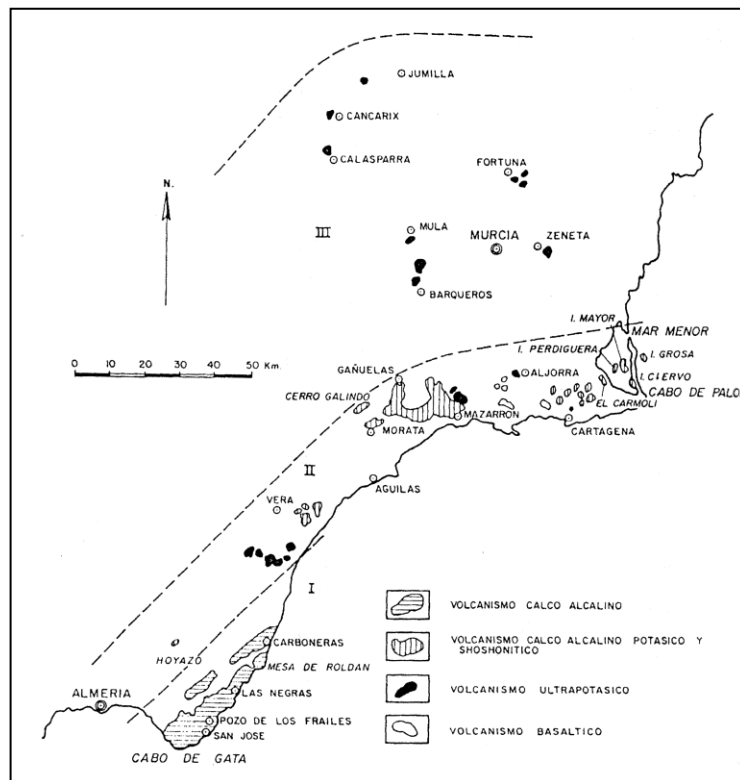


Figura 3.4. Distribución de zonas rocas volcánicas en el Sureste de España (López Ruiz y Rodríguez Badiola, 1980).

Capítulo 3

Cabo de Gata donde se encuentran muchas de las mineralizaciones filonianas de metales básicos y preciosos del SE de España, concretamente las de los distritos mineros de San José y Rodalquilar (Arribas Rosado y Arribas Moreno, 1995). Estos autores indican que el volcanismo calco-alcalino s.s. se desarrolló en varias etapas, cada una de las cuales comenzó con un período de mayor o menor explosividad que dio lugar a la formación de ignimbritas, tobas y aglomerados, y terminó con el emplazamiento de intrusiones subvolcánicas a las que corresponden los numerosos domos que afloran en la zona. Las dataciones de edad absoluta restringen el volcanismo a un período de tiempo comprendido entre 15 y 7.5 Ma. Los caracteres mineralógicos y geoquímicos de las rocas calco-alcalinas s.s. son muy parecidas a los de las formaciones análogas que se forman en las márgenes continentales. No obstante, las rocas del Cabo de Gata no contienen olivino en los términos menos silíceos, y sí cummingtonita en las dacitas y riolitas, aunque este mineral se formó probablemente en una etapa de alteración hidrotermal posterior (López Ruiz y Rodríguez Badiola, 1980). Arribas Rosado y Arribas Moreno (1995) señalan que consideradas en conjunto, las rocas volcánicas de las Sierras de Gata y Carboneras se pueden dividir en tres grupos principales que, de abajo a arriba, son los siguientes:

1. Riolitas, riodacitas, dacitas y andesitas, a veces ignimbríticas, con anfíbol (edades aproximadas, 15 a 11 Ma).
2. Dacitas y riolitas ignimbríticas, con alto contenido en K y generalmente muy alteradas, con las que están asociados los yacimientos de los distritos de Rodalquilar y San José (edades aproximadas, 12 a 9 Ma).
3. Andesitas basálticas y andesitas, con piroxenos rómbicos y monoclinicos, que son las rocas volcánicas más frescas y dan lugar a centros volcánicos individualizados (edades aproximadas, 9 a 7 Ma).

Fernández Soler (1996) distingue petrográficamente siete tipos principales en la suite calco-alcalina, con una amplia variedad textural en cada uno de ellos:

1. Andesitas basálticas.
2. Andesitas piroxénicas.
3. Andesitas piroxénico-anfibólicas y andesitas anfibólicas.
4. Dacitas anfibólicas y anfibólico-biotíticas.

5. Dacitas piroxénicas.
6. Riodacitas y riolitas.
7. Fragmentos holocristalinos.

Estos grupos se solapan composicionalmente entre sí en gran medida, no existiendo una correspondencia simple entre composición y caracteres petrográficos o mineralógicos. El mapa de la figura 3.14 confeccionado a escala 1:25,000 por ADARO muestra las litologías presentes en la zona de estudio.

3.3.2 Estructuras volcánicas

En la zona de Cabo de Gata existen varias estructuras de caldera que presentan gran interés geológico-minero. Rytuba et al. (1990) y Cunningham et al. (1990) han estudiado la evolución de las calderas más importantes, la de Los Frailes y la de Rodalquilar, así como su relación con la presencia de mineralizaciones. En su trabajo señalan que el complejo de la caldera de Rodalquilar, que contiene mineralizaciones de oro, se desarrolló sobre un campo volcánico andesítico más antiguo compuesto de estratovolcanes y conos coalescentes. Hace aproximadamente 11 Ma, el volcanismo en el campo volcánico cambió en estilo y composición hacia el emplazamiento de domos dacíticos. Tras este evento se desarrolló una gran cámara de magma félsico bajo el campo de domos. La erupción de las tobas roilíticas de flujos de ceniza del Cinto a partir de esta cámara resultó en la formación de la caldera de Rodalquilar, una gran caldera de tipo Valles.

La caldera de Rodalquilar es una estructura de colapso oval con un diámetro máximo de 8 kilómetros en la dirección este-oeste y un mínimo de 4 kilómetros en la dirección norte-sur (figura 3.5). La morfología de la caldera aún se preserva en su zona central. Aunque en otros puntos está recubierta por rocas sedimentarias marinas más modernas. Así, tras el colapso de la caldera se emplazaron domos riolíticos a lo largo de los límites estructurales norte y sur de la caldera y localmente se extendieron dentro de la caldera (Rytuba et al., 1988). Después, la erupción de las tobas ignimbríticas de las Lázaras (*Lázaras ash-flow tuffs*) (figura 3.14) a partir de fisuras o *vents* en la parte central de la caldera de Rodalquilar resultó en la caída catastrófica de parte del domo resurgente central (Rytuba et al., 1988), y resultó en la formación de la caldera de La Lomilla, una estructura de colapso oval de unos 2 kilómetros de

Capítulo 3

diámetro máximo. El muro de esta caldera está compuesto de tobas ignimbríticas del Cinto (*Cinto ash-flow tuffs*), de brechas de colapso interestratificadas y de domos riolíticos. El muro de la caldera está cortado por fracturas arqueadas y radiales, desarrolladas durante su colapso.

La actividad volcánica se incrementó de nuevo en la caldera resultando en la erupción de una secuencia de flujos de andesitas hornbléndicas. Esto produjo la intrusión de tapones y diques de andesita hornbléndica en el muro de la caldera de La Lomilla, que están estrechamente asociados en el tiempo y espacio al desarrollo de grandes

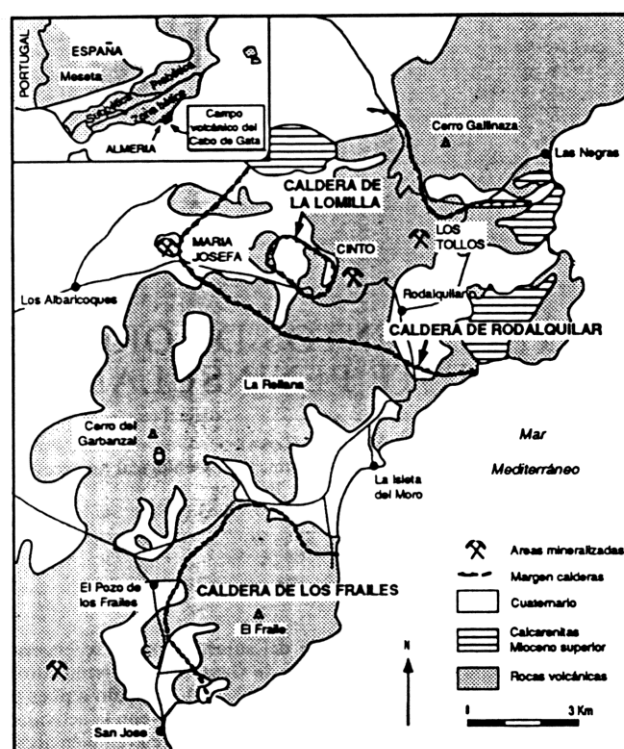


Figura 3.5. Calderas volcánicas en la zona de Rodalquilar y Los Frailes (Arribas Rosado, 1992).

sistemas hidrotermales que formaron los depósitos minerales dentro de la caldera. Cerca de la etapa final de emplazamiento del magma andesítico hornbléndico ocurrió la última etapa de resurgencia dentro de la caldera de Rodalquilar. Es probable que las fallas y fracturas de tendencia norte-sur se desarrollaran durante esta resurgencia. Por tanto, esta última etapa de resurgencia fue importante en la apertura de fallas y fracturas que fueron subsecuentemente utilizadas como conductos de fluido por los grandes sistemas hidrotermales que se desarrollaron a continuación en la caldera y que depositaron los depósitos de oro tipo cuarzo-alunita y los sistemas de venas de

metales básicos (Rytuba et al., 1988, 1990). El último evento volcánico dentro de la caldera fue el emplazamiento de flujos de andesita piroxénica dentro de la parte este de la caldera de Rodalquilar (andesita de los Lobos). Los flujos no están alterados y los diques y tapones asociados cortan las tobas ignimbríticas del Cinto mineralizadas y alteradas indicando que este volcanismo es post-mineralización, con una edad de 8.4 a 7.5 Ma (Bellon et al., 1983; Di Battistini et al., 1987).

El desarrollo de mineralizaciones de la última etapa en la evolución del complejo de la caldera de Rodalquilar es consistente con las observaciones de otras calderas mineralizadas (Rytuba et al., 1990). Las mineralizaciones en los sistemas de caldera están típicamente asociadas con la última fase de volcanismo dentro de la caldera y no están relacionadas con el sistema magmático generador de la caldera. También ocurren otros depósitos de Au-alunita en grandes sistemas de caldera, por ejemplo, Summitville (Stoffregen, 1987) y Goldfield (Ashley, 1974), USA, y Kasuga, Japón (Izawa y Cunningham, 1989). Como los depósitos de Au-alunita de Rodalquilar, estos depósitos están estrechamente asociados en tiempo y en espacio a magmas porfíricos de composición intermedia (dioritas y andesitas hornbléndicas) emplazados dentro de estructuras de caldera pero tal como se indica sin relación con los sistemas magmáticos generadores de la caldera. La importancia de estas intrusiones porfíricas intermedias en el proceso de mineralización está también documentada por la ausencia de este tipo de magmatismo y de mineralizaciones metálicas en la caldera de Los Frailes (figura 3.5). El volcanismo en esta caldera es, al contrario que el de Rodalquilar donde predomina un magmatismo dacítico/riolítico y erupciones piroclásticas, predominantemente andesítico/dacítico, y las erupciones piroclásticas no son tan comunes (Arribas Jr., 1993). En el distrito de San José aparecen también algunas estructuras volcánicas de menor envergadura que las calderas de Rodalquilar pero también de gran interés desde el punto de vista minero. La más importante se encuentra en la zona alrededor de las mineralizaciones de Alemanes Nuevos. La figura 3.8 muestra un esquema de dicha estructura junto con una interpretación genética de las mineralizaciones presentes en ese sector.

3.3.3 Mineralizaciones y alteraciones

Las mineralizaciones de metales básicos y preciosos de la Zona Bética se clasifican en tres tipos principales (Arribas Rosado y Arribas Moreno, 1995): estratiformes, mantos de reemplazamiento y filonianos. Las mineralizaciones del segundo y tercer tipo se

Capítulo 3

hallan en la mitad oriental de la zona, relacionadas más o menos directamente con el volcanismo neógeno, y tienen carácter hidrotermal, dando lugar a filones en las propias rocas volcánicas o en las sedimentarias y metamórficas encajantes. Así, el tercer grupo, los yacimientos epitermales de metales básicos y preciosos en rocas volcánicas neógenas, que constituyen los distritos mineros de San José, Palaí, y Rodalquilar se encuentran en las rocas volcánicas calco-alcaldas s.s. (andesitas basálticas a riodacitas), de origen aéreo y subaéreo, que forman el campo volcánico de Cabo de Gata (figura 3.6). Los distritos de San José y Palaí (este último al norte de la zona de estudio) se caracterizan principalmente por la asociación epitermal Pb-Zn-(Ag-Cu-Au), y el de Rodalquilar principalmente por la asociación Au-alunita-(Cu-Te-Sn).

Fernández Soler (1996) señala que como consecuencia de la actividad volcánica y subvolcánica en la Zona Bética, se desarrollaron durante el Mioceno una serie de sistemas hidrotermales simultáneos a la emisión de las rocas volcánicas, cuyos principales efectos fueron los siguientes:

1. Alteraciones de rango menor, sin interés económico, ligadas a la circulación de fluidos marinos a través de poros y fracturas de las volcanitas emplazadas en medios marinos. Son especialmente importantes en los niveles piroclásticos, donde en los casos menos avanzados producen la hidratación de los vidrios volcánicos (y perlitización), a veces acompañada por cambios químicos, y en otras zonas pueden producir alteraciones texturales y composicionales mucho más importantes (cloritización de ferromagnesianos, carbonatación, albitización, etc.).
2. Grandes áreas de alteraciones-mineralizaciones, correspondientes a sistemas de circulación hidrotermal (epitermal) acompañados comúnmente con disposiciones zonales del tipo de alteración. El mecanismo de actuación de estos campos geotermales fue probablemente un sistema de celdas convectivas, en las que el elemento fluido móvil era agua meteórica o marina (con un mínimo aporte de agua juvenil). Estos campos hidrotermales se vieron favorecidos en muchos casos por los sistemas de fracturación creados por la formación de calderas volcánicas (Arribas et al., 1988), aunque en otros casos se sitúan en relación con los sistemas de fracturación regionales (Hernández et al., 1987).
3. Formación de yacimientos de bentonitas en el conjunto de Cabo de Gata. Estos depósitos se han explotado hasta hace poco tiempo y existen numerosos yacimientos menores abandonados. Se formaron por la alteración

fundamentalmente de plagioclasas y vidrio volcánico de rocas piroclásticas, por la acción de fluidos hidrotermales de origen meteórico recalentados a bajas temperaturas. Las rocas originales son usualmente niveles cineríticos y pumíticos, o bien brechas y aglomerados; la bentonización se desarrolla a favor de fracturas actualmente visibles.

Uno de los efectos químicos más destacados de la actividad de estos campos geotérmicos relacionados al volcanismo es un pronunciado enriquecimiento secundario en potasio de las rocas ígneas encajantes, que llegan a alcanzar valores de K_2O superiores al 10-13% (Fernández Soler, 1996).

3.4 Modelo de depósito

Los depósitos minerales pueden ser clasificados en diferentes tipos, dependiendo de sus características. Así, aunque no hay dos depósitos del mismo tipo que sean idénticos, y algunas veces una clase puede incluir un amplio rango de variación, cada clase puede ser representada por un depósito mineral idealizado, conocido como modelo de depósito, el cual tiene todas las características típicas del grupo. Se habla de modelos descriptivos y genéticos (y también de estadísticos), aunque unos modelos pasan insensiblemente a otros, ya que en tanto en cuanto los atributos de un modelo llegan a ser entendidos en un sentido genético, el modelo descriptivo evoluciona hacia un modelo genético (Bustillo Revuelta y López Jimeno, 1996). Cox y Singer (1986) distinguen 39 modelos básicos y casi cien subtipos. El modelo descriptivo incluye, junto con los posibles modelos genéticos existentes sobre el tipo de yacimiento en particular, los criterios de exploración que pueden ser utilizados para localizar otros yacimientos semejantes al descrito, haciendo especial énfasis en los criterios de tipo geofísico y geoquímico (Hodgson, 1990; Bustillo Revuelta y López Jimeno, 1996). Los modelos de depósito mineral son importantes para proporcionar el marco teórico para guiar los estudios SIG de potencialidad minera (Bonham-Carter, 1994). De este modo, éstos ayudan en la selección y en la modelización de datos, en el proceso de decisión de que características se han de realzar y extraer como evidencias, y para decidir como ponderar la relativa importancia de las evidencias al estimar la potencialidad minera (Capítulos 8 y 9). En general, los modelos conceptuales de diferentes tipos son importantes para todos los tipos de aplicaciones SIG.

Capítulo 3

3.4.1 Los yacimientos del distrito de Rodalquilar

El distrito de Rodalquilar ha sido estudiado, entre otros, por Rytuba et al. (1988, 1990), Arribas et al. (1988, 1989), Sanger-von Oepen et al. (1989, 1990), Arribas Jr. (1992, 1993) y Arribas Rosado y Arribas Moreno (1995). El siguiente esquema esta basado en estos trabajos. Los yacimientos del distrito (figura 3.6) estan constituidos por venas de Pb-Zn-(Ag-Cu-Au) de baja sulfuraci3n y, principalmente, por dep3sitos de Au-alunita-(Cu-Te-Sn) de alta sulfuraci3n, tambi3n llamados de tipo acido-sulfatado, que incluyen venas, brechas hidrotermales y dep3sitos diseminados (figura 3.7). La alunita, que ha sido explotada en dos zonas, aparece como relleno de venas y como alunita masiva de reemplazamiento en tobas y brechas. Aparecen dos tipos de alunita, una hip3gena y otra secundaria formada en una etapa de alteraci3n posterior que afecta a algunos de los dep3sitos minerales previamente formados. Los dep3sitos de venas de cuarzo con Pb-Zn-(Ag-Cu-Au) aparecen a lo largo de fallas con tendencia N-S que cortan a todas las unidades volcnicas dentro del complejo de la caldera de Rodalquilar excepto los flujos de andesita pirox3nica ms modernos. Los sistemas de

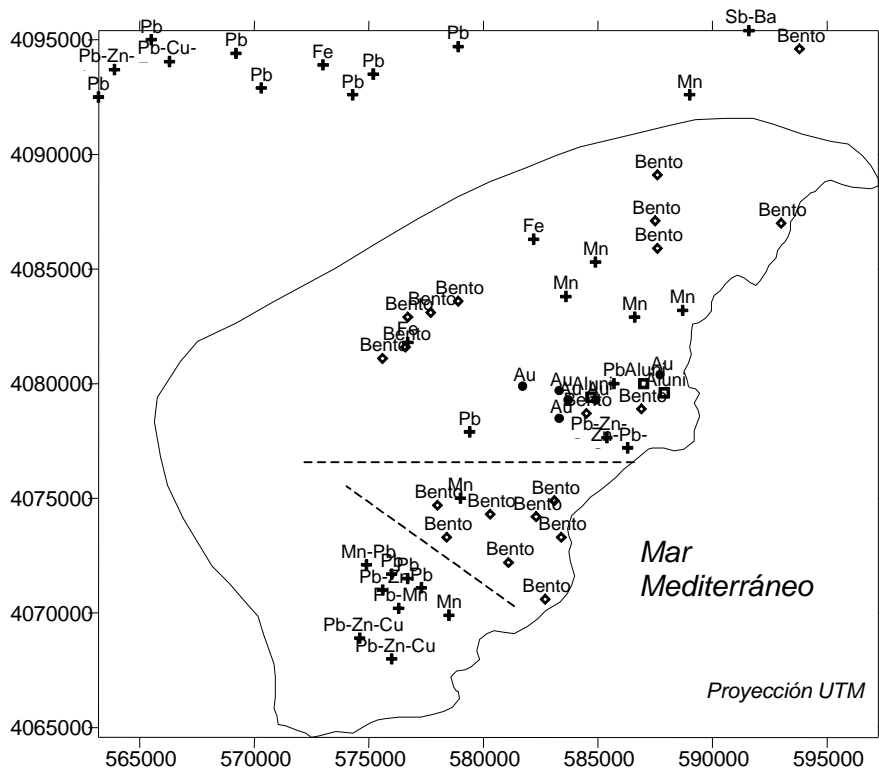


Figura 3.6. Localizaci3n de las principales explotaciones y trabajos mineros en el sector de Cabo de Gata-Nijar: distritos de Rodalquilar (norte) y San Jos3 (sur). La lnea exterior muestra el lmite aproximado de la zona de estudio y las discontinuas de los dos distritos, quedando el sector de la caldera de Los Frailes en la parte central derecha.

venas del Triunfo y La Consulta son un ejemplo típico, y están caracterizados básicamente por bandas masivas de galena en una ganga de cuarzo.

La mineralización de oro ocurre en asociación con la formación de brechas hidrotermales con fragmentos de rocas muy silicificadas, venas de calcedonia y recubrimientos silíceos de fracturas que cortan rocas con alteración ácido-sulfato en las que aparece cuarzo, alunita, pirita, caolinita, jarosita, óxidos de hierro, oro nativo, covellina, galena, esfalerita, calcopirita, cinabrio, más otros minerales como calaverita, Te nativo, telurita, goethita, enargita, bornita, casiterita, Sn nativo, naumannita, rodalquilarita, productos algunos de ellos de la segunda fase de alteración ácido-sulfato y de la alteración supergénica de la mineralogía original. No obstante, la pirita representa el mayor porcentaje de los minerales metálicos (95%). La distribución de elementos en algunos depósitos se caracteriza por dos tendencias opuestas. Así, aparte del Au, los elementos enriquecidos en la parte central de algunas de las estructuras mineralizadas son: Fe, As, Sb, Bi, Cu, Pb, Sr, Mo, Cd, Sn, P y W, con una fuerte correlación entre Au, Fe y As indicando que el oro está asociado con hematites o scorodita. Los elementos empobrecidos en la zona central de alteración argilítica (o arcílica) avanzada son: Ca, Mg, Na, K, Ti, Mn, Ba, Al, Zn, Ga y Rb.

Las mineralizaciones están relacionadas principalmente con fracturas asociadas a márgenes de calderas (especialmente en los sistemas de fracturación radiales y anulares de las calderas), así como a estructuras de carácter regional, especialmente

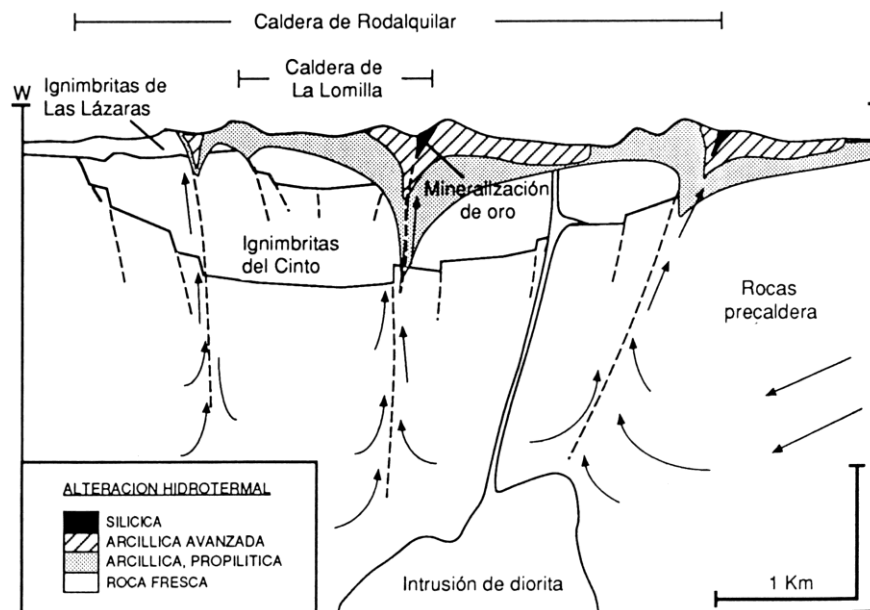


Figura 3.7. Modelo genético de los yacimientos de oro de Rodalquilar (Arribas Rosado, 1992).

Capítulo 3

N-S, por donde circularon preferencialmente los fluidos hidrotermales mineralizantes, y en torno a las cuales se produjo una zonación de alteraciones hidrotermales de la roca encajante. Estas alteraciones resultaron de la reacción entre las rocas volcánicas de caja y fluidos extremadamente acidificados y con un alto contenido en sulfuros provenientes de un magma diorítico en profundidad y muy probablemente también del mar. Se cree además que la influencia de aguas meteóricas y marinas fue clave para la precipitación de los compuestos con oro. Las rocas encajantes son principalmente tobas, ignimbritas, brechas de colapso y domos de riolita de las calderas de Rodalquilar y La Lomilla. En las zonas más próximas a las fracturas, donde la alteración es máxima y la roca está completamente lixiviada, se da una alteración tipo *vuggy silica* formada por sílice porosa, a esta le rodea una alteración argilítica avanzada, con cuarzo + caolinita + pirofilita + ilita/sericita + alunita + siderita + hematites, que pasa a argilítica, con cuarzo + caolinita + alunita + ilita/sericita y finalmente se da una alteración propilítica, con composición similar a la argilítica pero de menor intensidad, en la que se conservan remanentes de feldespatos y hornblenda, que presenta un carácter más regional. Los principales depósitos conocidos aparecen circunscritos a las dos zonas de alteración más intensa. Esta zonación se da tanto lateral como verticalmente hasta una profundidad de 900 metros, de manera que la distribución de las zonas hidrotermales indica una forma de pipa de las plumas hidrotermales. Ninguna de las labores subterráneas que explotaron estas venas se extendieron por debajo de los 100 m de la superficie actual, indicando que la mineralización estaba restringida a la zona cerca de la paleo-superficie. A mayor profundidad las estructuras mineralizadas se estrechan considerablemente y las leyes en Au caen bruscamente. Estas mineralizaciones son un ejemplo típico de los sistemas de alta sulfuración que dieron lugar a los yacimientos de Summitville, Goldfield (EE.UU.), o a los de Kasuga y el distrito de Nansatsu (Japón) (Cox y Singer, 1986; Arribas Rosado y Arribas Moreno, 1995).

3.4.2 Los yacimientos de los distritos de San José

Los yacimientos del distrito de San José se sitúan al sur de la Sierra del Cabo de Gata, principalmente al oeste del puerto de San José (figura 3.6). Las rocas más antiguas del distrito son las ignimbritas riolíticas y andesíticas de La Revancha y Alemanes Nuevos, que tienen entre 15 y 12 Ma (Di Battistini et al., 1987), y las de la base de la caldera de Los Frailes, cuya edad es 14.4 ± 0.8 (Cunningham et al., 1990), pertenecientes al Serravallense. Las mineralizaciones epitermales Pb-Zn-(Ag-Cu-Au) de este distrito son

del tipo adularia-sericita y formaban filones de relleno, que se llegaron a explotar a más de 300 m. de profundidad, en fracturas abiertas dentro de las rocas volcánicas, normalmente dacitas y tobas riodacíticas, muy afectadas a veces por una intensa alteración hidrotermal (Arribas Rosado y Arribas Moreno, 1995). Los filones, que continuaban en profundidad, estaban formados principalmente por galena argentífera, esfalerita, pirita, calcopirita y tetraedrita-tennantita, así como trazas de oro nativo, en una ganga de cuarzo ocasionalmente calcedonioso y jasperoideo, barita y carbonatos (Castroviejo, 1992; Arribas Rosado y Arribas Moreno, 1995). En general se trata de depósitos relacionados con cuerpos de brechas hidrotermales (*pebble dykes*, *breccia pipes*, etc.), orientadas según patrones de fracturación regionales NE-SO y NO-SE,

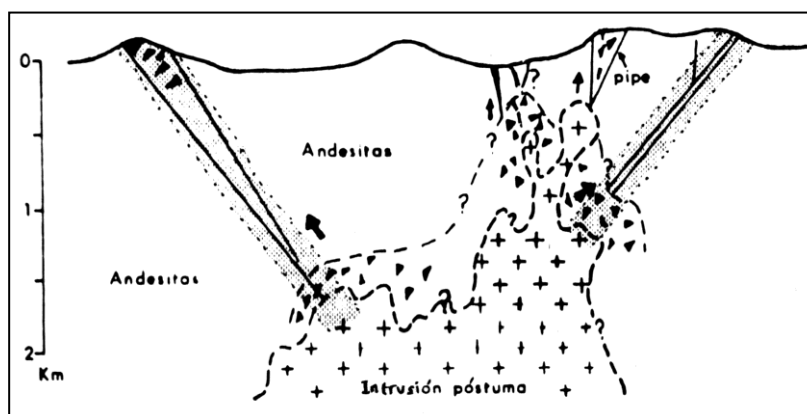


Figura 3.8. Modelo genético de los principales yacimientos del distrito de San José (corte E-O en el sector de Alemanes Nuevos) (E.N. ADARO).

encajando en zonas de alteración de tipo adularia-sericita (figura 3.8), en oposición a la alteración de tipo ácido-sulfato del área de Rodalquilar (Castroviejo, 1992).

3.4.3 Criterios de exploración

Las principales características de los yacimientos del área de estudio útiles para cartografía de potencialidad de depósitos de oro, derivadas del esquema del modelo de depósito, quedarían sintetizadas de la siguiente forma:

Capítulo 3

1. Los yacimientos aparecen asociados a dacitas y riolitas ignimbríticas, con alto contenido en K y generalmente muy alteradas, con edades aproximadas de 12 a 9 Ma.
2. Las estructuras mineralizadas están relacionadas con fracturas de carácter regional de tendencia N-S y con fracturas de tipo radial y anular asociadas a márgenes de caldera que generaron zonas permeables.
3. Los depósitos se encuentran preferentemente en filones y fracturas verticales en rocas ricas en sílice, en brechas hidrotermales silicificadas y en calcedonia que rellena fracturas y cavidades. Las rocas de caja son principalmente tobas, ignimbritas, brechas y domos riolíticos.
4. Las mineralizaciones auríferas están constituidas por cuarzo, alunita, caolinita, jarosita, óxidos de hierro, pirita, oro nativo y covellina. También aparecen sulfuros de Pb, Zn y Cu, y minerales como calaverita, Te nativo, enargita, casiterita, telurita, calcopirita, esfalerita, goethita, rodalquilarita.
5. Producto de la meteorización aparece limonita amarilla, jarosita, goethita, argilitización blanca con caolinita, venas de alunita blanca de grano fino, y hematites.
6. Los elementos enriquecidos en la parte central de las estructuras mineralizadas son: Au, Fe, As, Sb, Bi, Cu, Pb, Sr, Mo, Cd, Sn, P y W, con una fuerte correlación entre Au y Fe, y los elementos empobrecidos son: Ca, Mg, Na, K, Ti, Mn, Ba, Al, Zn, Ga y Rb.
7. Aparece una zonación de alteraciones en torno a las estructuras por las que circularon los fluidos hidrotermales, que consiste en una alteración máxima tipo *vuggy silica* en las zonas más próximas a las fracturas, rodeada por una zona de alteración argilítica avanzada (cuarzo + alunita + pirofilita + ilita/sericita + caolinita), que pasa a una zona con alteración argilítica (cuarzo + caolinita + alunita + ilita/sericita), y finalmente se da una alteración propilítica (clorita) que presenta un carácter más regional.
8. La zonación de alteraciones tiene carácter tanto lateral como vertical, alcanzando profundidades de 900 metros. Sin embargo, la mineralización está restringida a la zona cerca de la paleo-superficie (100 m). A mayor profundidad las estructuras mineralizadas se estrechan considerablemente, cambiando a una mezcla de sulfuros complejos con sólo cantidades traza de oro. La

distribución de las zonas de alteración indica una forma de pipa (*funnel*) para las plumas hidrotermales.

9. Los depósitos están asociados principalmente a las zonas de rocas más intensamente alteradas hidrotermalmente, resultado de una alteración ácido-sulfato penetrante. Concretamente a las zonas de alteración tipo *vuggy silica* y argilítica avanzada.
10. Los depósitos están estrechamente relacionados en tiempo y en espacio a magmas porfíricos de composición intermedia emplazados a lo largo de estructuras previas de caldera durante un pulso tectono-volcánico tardío de su evolución. En el pulso se produjo la apertura (y reapertura) de fallas y fracturas (N-S y de colapso) que fueron utilizadas como conductos de fluido por los grandes sistemas hidrotermales que se desarrollaron a continuación en la caldera y que depositaron los depósitos de oro tipo cuarzo-alunita y los sistemas de venas de metales básicos. El evento magmático es considerado como la fuente de calor responsable de las grandes células hidrotermales desarrolladas dentro de la caldera. El pulso volcánico tardío en la caldera resultó en la intrusión de tapones y diques de andesita hornbléndica, rocas intrusivas alteradas y parcialmente mineralizadas.
11. La mineralización ocurrió durante las primeras fases del volcanismo andesítico hornbléndico pero finalizó antes de que los últimos flujos fueran emplazados hace unos 9.0 ± 0.6 Ma.

Los criterios de exploración pueden ser deducidos de forma relativamente fácil a partir de lo expuesto arriba. Así, uno de los criterios principales será la detección de la presencia de un magma diorítico emplazado en la base de la pila volcánica, por lo que las campañas de geofísica magnética y sobre todo gravimétrica pueden proporcionar información relevante sobre la presencia de masas anómalas a profundidades relativamente poco importantes. El control estructural de las mineralizaciones es evidente a la luz del modelo de depósito, por lo que la detección de las fracturas y su posterior utilización en los distintos análisis será otro de los criterios clave. Los datos de teledetección pueden proporcionar información sobre lineamientos que se manifiestan en superficie (a parte del siempre necesario trabajo de campo), mientras que los datos geofísicos aeromagnéticos y gravimétricos pueden aportar información sobre zonas de fractura ocultas.

La presencia de zonas de alteración es otra de las variables guía importantes de las mineralizaciones en el sector. La detección de zonas alteradas hidrotermalmente

Capítulo 3

aflorantes o subaflorantes puede ser abordada con garantías mediante la utilización de imágenes de teledetección de tipo multispectral, mientras que los datos geofísicos gravimétricos y magnéticos adquiridos mediante campañas de campo pueden aportar también información sobre zonas alteradas ocultas en profundidad. La signatura geoquímica de este tipo de yacimientos se caracteriza por presentar altos valores de Au+As+Cu, con un incremento de metales básicos en profundidad y presencia de Te (Cox y Singer, 1986). Evans (1995) indica además que los elementos químicos asociados a los depósitos epitermales de metales preciosos que sirven como base para la prospección geoquímica son: Sb, Sn, Hg, Te, Se, S, Cu. Por tanto, a priori, los métodos geoquímicos tratarán de detectar fundamentalmente la presencia, aparte del Au, de los elementos asociados As, Ag, Sb, Cu, Sn, Te, Se, S, Fe, Pb, Sr. La litogeoquímica y la mineralogía prestarán especial atención a las rocas alteradas hidrotermalmente con alto contenido en cuarzo o sílice, caolinita, alunita, pirofilita, illita/sericita, siderita, hematites y jarosita. También se prestará atención a rocas con alto contenido en K (Si, Na y Ca).

3.5 Datos de exploración

Bajo este epígrafe se presentan los diferentes conjuntos de datos utilizados en la investigación (parcialmente modificados para guardar su confidencialidad), exceptuando los datos de teledetección que se exponen de forma independiente en el Capítulo 4. Dado que, tal como ya se ha indicado, el área de Cabo de Gata presenta gran interés geológico y minero y ha sido explotada intensivamente durante un largo período de tiempo, los datos y la información disponible para abordar este trabajo fueron abundantes y de muy diversa naturaleza. En concreto, se dispuso de datos geoquímicos, geofísicos, de teledetección, geológicos y mineros. Sin embargo, estos datos se encontraban en gran parte en formato analógico (mapas, listados, etc.), lo cual supuso un largo y laborioso proceso de selección previa y conversión a formato digital, llevado a cabo por todo el equipo investigador que intervino en el proyecto "DARSTIMEX" (Capítulo 6). Sin embargo, a pesar del gran volumen de datos e información disponible, la lista de problemas o "deficiencias" de los datos, en el sentido de características ideales para exploración, era también larga. Entre las más substanciales destaca el hecho de que no se dispuso de datos de sondeos mecánicos. Por otro lado, las variables geofísicas medidas en campo sólo estaban disponibles en un sector en torno a Rodalquilar y, por tanto, no se dispuso de datos para la zona sur del área de estudio. Las imágenes de teledetección aerotransportadas (ATM)

presentaban diversos problemas de cobertura en el área, por lo que sólo se utilizaron en una parte mínima de los análisis. Todo esto supuso una limitación significativa fundamentalmente a la hora de integrar los datos de exploración (Capítulo 8).

3.5.1 Datos geoquímicos

Los datos geoquímicos suponen una fuente de información imprescindible en cualquier programa destinado a la exploración de yacimientos minerales (Reedman, 1979). De hecho, los yacimientos no son más que concentraciones anormalmente altas, respecto al fondo regional o *background*, de elementos de interés económico (Peters, 1978; Evans, 1995). Las investigaciones geoquímicas, como parte de un programa de exploración minera local o regional, pueden representar además una proporción importante del esfuerzo total y del coste del programa, de ahí la importancia del tratamiento adecuado de este tipo de información, particularmente si se persiguen objetivos que no son fácilmente discernibles a partir de los valores brutos. El tratamiento ha de permitir profundizar en la caracterización geoquímica de los sectores más interesantes desde un punto de vista minero (anomalías geoquímicas), así como la optimización de la información disponible (Wackernagel y Sanguinetti, 1993). En concreto, el objetivo último del tratamiento de la información geoquímica debe ser la caracterización de la distribución espacial de los distintos elementos geoquímicos de interés, así como de las relaciones a encontrar entre estos elementos, que se alcanzará mediante el tratamiento estadístico y geoestadístico de la información disponible (Bustillo Revuelta y López Jimeno, 1996). El tratamiento de los datos geoquímicos y geofísicos se expone en los Capítulos 6 y 7.

Se dispuso para el trabajo de datos provenientes de dos campañas de exploración distintas (figura 3.9). La primera fue realizada por la E.N.ADARO en 1989, y la segunda por colaboradores (ITGE) y miembros del grupo de investigación RSGIS de la Universidad de Granada en 1995. Se ha de señalar que, como ocurre en numerosas ocasiones cuando se emprende un proyecto de exploración, los datos disponibles de estudios o campañas previos no están completos y presentan ciertas deficiencias respecto a lo que sería ideal (por ejemplo, muestreo irregular, distintas variables muestreadas en distintas zonas), a pesar de que originalmente la compañía disponía de un volumen de datos muy importante. La labores de prospección realizadas por ADARO dentro del marco del Programa de Investigación Sistemática de Recursos Minerales en 1989 consistieron en el análisis de roca total en tres zonas denominadas

Capítulo 3

Rodalquilar, Nazareno y Níjar (GQ-1, GQ-2, GQ-3), cuya localización se muestra en la figura 3.9, de las que, debido a su disposición, densidad y valores, la más interesante era la tercera (GQ-3).

El conjunto GQ-1 comprende 50 muestras situadas en dacitas anfibólicas y dacitas y tobas ignimbríticas con diversos grados de alteración hidrotermal, en un área aproximada de 1.29 Km² (38 muestras/Km²). El conjunto GQ-2 incluye 68 muestras en un área de 0.53 Km² (127 muestras/Km²) exclusivamente en andesitas piroxénicas sin alterar, y formando perfiles. El conjunto GQ-3 presenta 402 muestras en un área de 22.4 Km² (35 muestras/Km²), por lo que el muestreo se puede considerar representativo, y se sitúa en el sector de Cabo de Gata, en andesitas piroxénicas con diversos grados de alteración. Las muestras además no siguen en ningún caso una malla regular. El objetivo fundamental que se perseguía con la campaña era el complementar la información suministrada por la documentación existente (cartografía

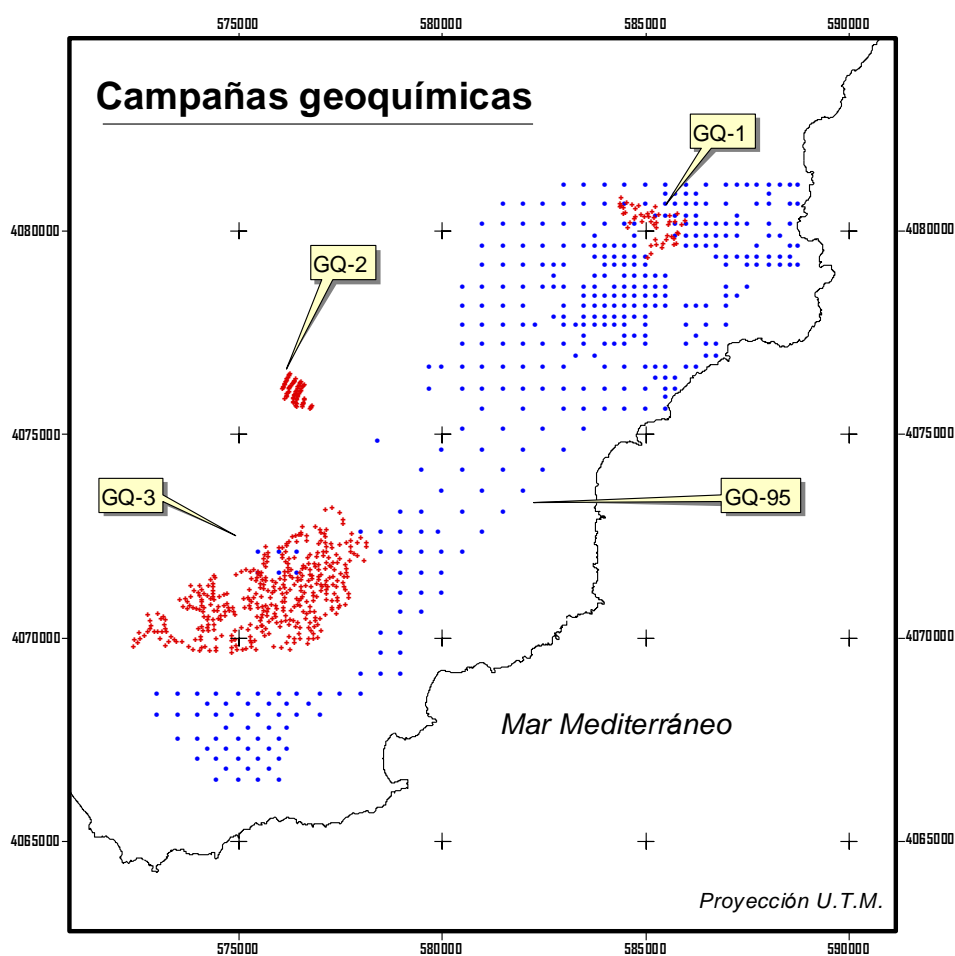


Figura 3.9. Situación de las muestras de geoquímica. Campaña 1989: GQ-1, GQ-2, GQ-3. Campaña 1995: GQ-95.

geológica, petrografía, etc.) con la información referente a la geoquímica, pretendiendo que ésta contribuyera a establecer diferenciaciones litológicas, al estudio de la presencia y distribución de alteraciones y la definición de fondos geoquímicos metálicos. El procedimiento analítico seguido consistió en un análisis por espectrometría de emisión con plasma de inducción acoplado (ICP) de 31 elementos (P, B, As, Sn, Mo, Zn, W, Pb, Bi, Cd, Co, Ni, Ba, Fe, Mn, Cr, Ta, Mg, Al, V, Be, Nb, Ca, Cu, Ag, Ti, Y, Sr, Na, Li, K), y por medio de fluorescencia de rayos X se analizó Si (en GQ-1 y GQ-2 no se dispone de análisis de SiO₂ ni Ag). No se dispone en ningún caso de análisis de Au, aunque sí de Ag, Cu, Pb y Zn en GQ-3, y se incluyen diversos elementos metálicos guía (por ejemplo, Sn y As), y elementos de interés para la caracterización litológica y de alteraciones (por ejemplo, Si, Na, K y Ca). Este aspecto, junto con la diferente analítica y la distribución espacial irregular de las muestras hacía desaconsejable analizar conjuntamente estos datos con los de la campaña posterior.

La segunda campaña, realizada en 1995, se diseñó en parte para cubrir las deficiencias que presentaban los datos geoquímicos disponibles y cubrir las áreas más interesantes que estaban mal informadas. Los puntos de muestreo se sitúan en una malla de densidad variable según el interés que a priori presenta cada sector (figura 3.9). En la zona de Rodalquilar se utilizó una malla de 250x250 metros, en las zonas colindantes 500x500 metros y en las áreas de menor interés 1000x1000 metros, suponiendo un total de 372 muestras de roca. La analítica consistió en espectroscopía de fluorescencia de rayos X, para la determinación del tanto por ciento de elementos (óxidos) mayoritarios: SiO₂, TiO₂, Fe₂O₃, Al₂O₃, CaO, K₂O, Na₂O, MgO, MnO, P₂O₅, S y LOI (*Loss of Ignition*), e ICP para la determinación en ppm de minoritarios: Li, Be, Sc, V, Cr, Co, Ni, Cu, Zn, Se, As, Rb, Sr, Y, Mo, Nb, Ag, Cd, In, Ba, La, Ce, Pr, Nd, Sm, Eu, Gd, Tb, Dy, Ho, Er, Tm, Yb, Lu, Ta, W, Tl, Pb, Bi, Th, U, Au, Ir, Pt, Ru, Sn, Sb. Los análisis fueron realizados en los Servicios Técnicos de la Universidad de Granada.

3.5.2 Datos geofísicos

Los métodos geofísicos, que engloban un numeroso grupo de técnicas, son en general métodos indirectos que se basan en la medida de las diferencias en las propiedades físicas de las rocas y minerales, como densidad, susceptibilidad magnética, conductividad, etc. La señal geofísica puede estar directamente relacionada con la presencia de un yacimiento mineral o puede ser, muy frecuentemente, sólo una evidencia indirecta (Bustillo Revuelta y López Jimeno, 1996). Estas técnicas pueden

Capítulo 3

proporcionar información acerca de la geometría y características de los materiales de subsuelo. En cualquier caso, su utilización es muy frecuente pues permiten obtener buenos resultados a pesar de la presencia de suelos, vegetación etc., y además su coste es relativamente bajo, con relación a la utilidad que muchas veces presenta la interesante información que proporcionan. Para esto último, se ha de seleccionar el

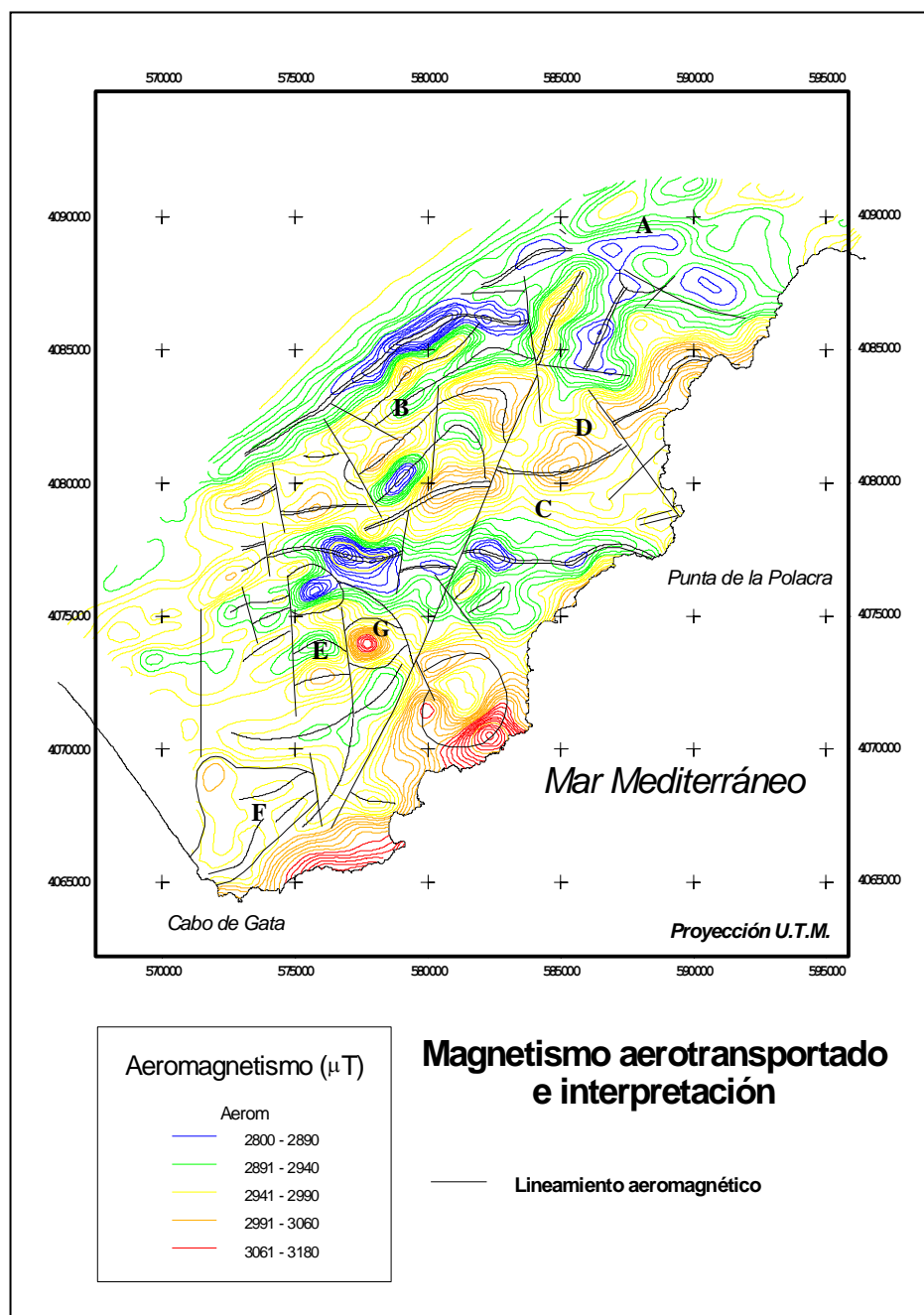


Figura 3.10. Magnetometría aerotransportada. Las isolíneas muestran los datos interpolados. Se muestran también los principales lineamientos aeromagnéticos deducidos (ADARO).

método más adecuado al problema que se esté estudiando.

La información de la que se dispuso para la investigación consta de datos de geofísica magnética aerotransportada de todo el área seleccionada para el estudio. Dicha información proviene del estudio realizado por ADARO (Programa de Investigación Sistemática de Recursos Minerales de 1987), en colaboración con las empresas AURENSA, Terrahunt Geoscience Ltd. y Global Earth Sciences Ltd. Además, se dispuso de una campaña de prospección geofísica terrestre, incluyendo gravimetría y magnetometría, que cubre la zona de Rodalquilar, con 330 estaciones de medida, realizado también por ADARO.

3.5.2.1 Geofísica aerotransportada

La campaña de geofísica aerotransportada se enmarca en una campaña de prospección aeromagnética más amplia realizada en la costa de Almería en la primera mitad de abril de 1987, con el objetivo de estudiar detalladamente las respuestas magnéticas de los distintos materiales así como la elaboración de posibles modelos teóricos de la distribución de los materiales en profundidad. La recogida de los datos se efectuó mediante la utilización de una avioneta Cessna Titan 404 equipada con un magnetómetro de alta sensibilidad CENG (con precisión de 0.01 nT), con una altura de vuelo de aproximadamente 150 m y una distancia total de perfiles realizados de 2500 Km (con toma de muestra cada 1Km, aunque en ciertas zonas la distancia se redujo a 500 m). A partir de estos datos ADARO elaboró para la zona de estudio una cartografía de valores de susceptibilidad magnética y un mapa temático con la interpretación de la misma (figura 3.10).

En el informe elaborado por ADARO se destaca la gran variabilidad que presentan las anomalías magnéticas, así como las importantes diferencias en cuanto a su magnitud, lo que implica importantes diferencias en cuanto a sus componentes ferromagnesianos. Este comportamiento se atribuye a tres motivos fundamentales: (a) diferentes grados de alteración hidrotermal, (b) la existencia de diferentes flujos de lava o bien a diferenciaciones dentro de un mismo flujo y (c) alineamiento preferencial de los constituyentes ferromagnesianos durante el enfriamiento (proceso muy frecuente en los episodios volcánicos). El análisis de los datos realizado por ADARO permitió la determinación de una serie de lineamientos magnéticos, definidos por alineamientos preferenciales de anomalías o bien por cambios súbitos en las

Capítulo 3

direcciones magnéticas, o por la combinación de ambos factores. El interés de estos lineamientos detectados es su capacidad de actuar como zonas de drenaje natural para los fluidos hidrotermales ricos en sustancias minerales, ya que a partir de la información proporcionada por la geofísica es difícil establecer si se han generado previa o posteriormente a la generación de las lavas, extruyendo las mismas a favor de dichas "fracturas magnéticas". Los lineamientos más importantes detectados en el área de estudio son (figura 3.10):

1. Un lineamiento de dirección aproximada N30E que discurre paralelo a la falla de Carboneras pero con una posición más al sur. Este lineamiento está asociado a una actividad magnética significativa. En el límite meridional del mismo se localiza una estructura importante en anillo (posible caldera) y cruza una caldera conocida de N a S. La línea está también relacionada con la mineralización de Rodalquilar y, en menor medida, con la del Cabo de Gata.
2. Un lineamiento de dirección aproximada N100 que está potencialmente relacionado con la mineralización de Rodalquilar. El límite meridional está marcado por el borde costero, evidenciado el hecho de que probablemente este lineamiento coincida con una falla.
3. Una tendencia curvilínea que atraviesa la falla de Carboneras que provoca modificaciones del campo magnético, evidenciando su edad posterior.
4. Un lineamiento magnético de dirección E-O que marca dos zonas, al N se definen anomalías positivas y al S negativas. Este lineamiento también ha sido puesto de manifiesto en interpretaciones de datos gravimétricos (rocas más densas al N y menos densas al S) e intersecta al lineamiento de dirección N100 citado con anterioridad.

El lineamiento que determina el carácter del área es el citado en último lugar, marcando un límite entre conjuntos de materiales de diferentes composiciones petrológicas: las rocas situadas al N son más básicas y, por tanto, tienden a ser más magnéticas. La anomalía negativa localizada al S de este lineamiento debe interpretarse como un componente remanente del campo magnético en el momento del flujo de la lava (resultado de un lento enfriamiento de la lava en presencia de un campo magnético externo).

La complejidad del campo magnético de la zona dificulta considerablemente la localización de anomalías magnéticas, no obstante en el mapa de interpretación fueron localizadas diferentes áreas de interés. Estas áreas deben ser consideradas con

reservas (debido fundamentalmente a posibles efectos de magnetismo termorremanente) y ser comprobadas con otros criterios, bien geofísicos, como por ejemplo, gravimetría, bien geológicos (litológicos). Estas zonas se muestran en el mapa de la figura 3.10 con diferentes códigos que van desde la A a la F.

El conjunto A corresponde a una banda de magnetismo elevado con dirección aproximada NE-SO, presentando una respuesta más fuerte en la zona norte que en la sur (si se exceptúa el límite sur). Estas oscilaciones magnéticas, del orden de 150 nT, pueden estar relacionadas con algún cuerpo magmático de carácter básico o intermedio intrusivo. La tendencia del conjunto A se mantiene hacia el suroeste, hasta que es interrumpida por un conjunto de valores anómalos bajos. En la zona suroeste de este límite, se sitúa la zona B de mínimos magnéticos, integrada por un conjunto complejo de tendencias anómalas con amplitud variable correspondientes con afloramientos de materiales volcánicos. La zona magnética C se localiza en la parte central presentando una buena correlación con los materiales calificados de interés prospectivo. El carácter de esta zona es esencialmente homogéneo en cuanto a su magnetismo, estando limitado al norte y al sur por anomalías magnéticas que representan zonas de contacto entre materiales. Dentro de estas zonas principales se distinguen anomalías magnéticas menores, entre las que destacan dos conjuntos claramente apreciables en la figura 3.10. Estas anomalías están correlacionadas con zonas fuertemente alteradas, pudiendo deberse a la existencia de diques verticales o subverticales. La zona D presenta características similares a la zona C, por lo que es posible que presente algún interés. Al suroeste de esta zona se sitúa una estructura de carácter subcircular que ha sido denominada como E. Esta estructura presenta un diámetro en torno a 7 Km, y se relaciona con zonas de elevada alteración y presencia de mineralizaciones ya explotadas. Otras mineralizaciones conocidas se encuentran en el conjunto F, si bien la respuesta magnética de este conjunto es ligeramente distinta a la de los materiales C y E. La zona G se corresponde a una estructura de caldera conocida. Las principales mineralizaciones están, por tanto, relacionadas con las zonas más fuertemente alteradas de las zonas C y D, con anomalías inferiores a 25 nT, con el contacto sur de la zona E y con el borde oriental de la zona F, con la posibilidad de control estructural (por fallas).

Una estructura muy frecuente en toda la zona volcánica es la presencia de rasgos arqueados. Así, por ejemplo, mediante la aplicación de este tipo de técnicas aeromagnéticas es posible la definición de la caldera de Los Frailes, situada al norte de la localidad de San José, por lo que, aunque no necesariamente todos los límites curvos puedan ser interpretados como calderas, sí es posible que establezcan diferencias entre litologías.

Capítulo 3

Junto con la campaña de prospección aeromagnética se realizó una comprobación de los resultados en campo, poniéndose de manifiesto que las anomalías magnéticas más fuertes se correspondían con andesitas piroxénicas y anfibólicas sin alterar o ligeramente alteradas con valores entre 1500 y 2000 nT. Es importante señalar que la alteración hidrotermal produjo la removilización de la magnetita y otros minerales magnéticos reduciendo la signatura magnética. La respuesta magnética más débil la proporcionan los materiales más ácidos: dacitas, brechas piroclásticas, tobas y conglomerados, si bien la respuesta de estos últimos depende de los elementos integrantes.

3.5.2.2 Geofísica terrestre

La campaña de prospección geofísica terrestre llevada a cabo por ADARO (Programa de Investigación Sistemática de Recursos Minerales 1987) consistió en la medición del

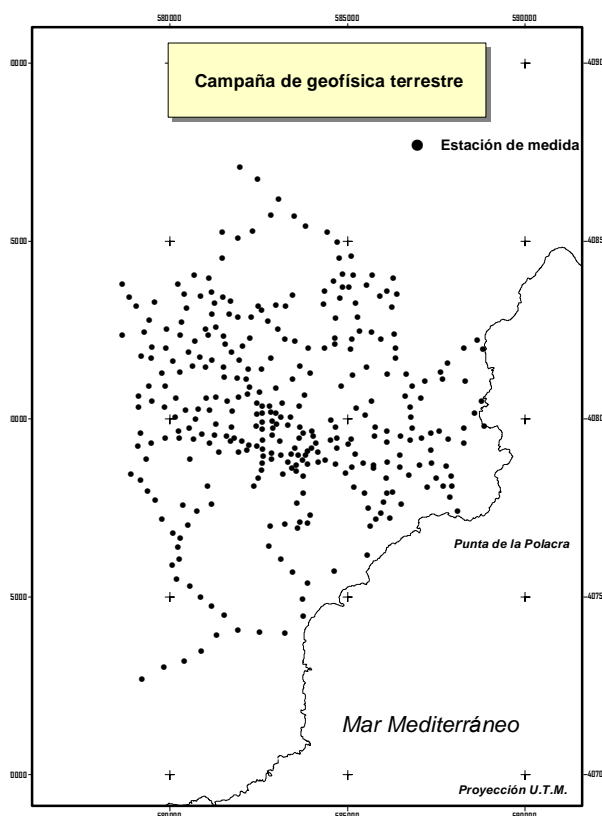


Figura 3.11. Localización de las estaciones de medida de la campaña de gravimetría y magnetismo de campo.

campo magnético y gravitatorio en 330 estaciones de posición topográfica conocida (calculada sobre la base de la red topográfica nacional), con una densidad entre 1 y 6 estaciones/Km², que se distribuyen en los alrededores de Rodalquilar según se muestra en la figura 3.11. El objetivo perseguido fue el establecimiento de las estructuras de las zonas de interés minero y las relaciones de las mismas con el entorno geológico. En el caso de la gravimetría se utilizan los contrastes de densidad entre las rocas alteradas y no alteradas, junto con la localización de posibles fracturas. Por otro lado, la medida de valores de magnetometría en las mismas estaciones permiten por un lado complementar dicha información a la vez que facilitan la información suministrada por la campaña aeromagnética.

La recogida de datos de gravimetría se basa en la realización de medidas con control de cierre en las bases y su conexión a la red nacional. Las medidas fueron corregidas de las distintas distorsiones que presentan y posteriormente tratadas para aislar las zonas anómalas de mayor interés prospectivo. Así, la información suministrada por ADARO para cada punto consistió en: (1) número de la estación, (2) coordenadas UTM expresadas en m (X, Y, Z), (3) gravedad medida expresada en mgal (G), (4) gravedad normal expresada en mgal (GN), (5) efecto topográfico expresado en mgal (T), (6) anomalía de Bouguer (A) para $d = 2.0 \text{ gr/cm}^3$, (7) factor de conversión (C), (8) anomalía de Bouguer (A1) para $d = 2.5 \text{ gr/cm}^3$, y (9) anomalía de Bouguer (A2) para $d = 3.0 \text{ gr/cm}^3$.

Las medidas gravimétricas indicaron una densidad de Bouguer de 2.50 gr/cm^3 (utilizada para todo el conjunto) en una banda central, coincidente con la obtenida en la testificación geofísica de un sondeo mecánico realizado en dicha zona, y que es menor que la media de las rocas volcánicas ácidas, y de 2.20 gr/cm^3 en la parte sur de la zona de estudio. Es evidente que las unidades litológicas presentes han de tener una composición y estructura adecuada a esta baja densidad, posiblemente resultado de fracturación y alteraciones hidrotermales. Debido a que el interés se centra en las estructuras superficiales (desde el punto de vista tectónico) es necesario separar la tendencia regional de la anomalía de Bouguer para generar el residual de Bouguer o anomalía residual, que corresponde a distribuciones de masas con distinta densidad a profundidades acordes con los objetivos de la investigación minera. El proceso de interpolación necesario para generar el mapa de anomalías residuales a partir de los datos puntuales y la interpretación del mismo se realiza en los Capítulos 6 y 7.

La recogida de los datos de magnetometría se basa asimismo en la medida del campo magnético en cada una de las estaciones de medida (coincidentes con las correspondientes de gravimetría), sobre los que se ha de realizar un proceso de

Capítulo 3

corrección de errores de cierre. Los valores brutos obtenidos fueron corregidos de deriva por ADARO, corrigiéndose igualmente el efecto de campo magnético normal eliminando su tendencia por su ajuste de superficies de primer grado. La interpretación de los resultados derivados de la prospección magnética es relativamente compleja debido a que no permite un suficiente grado de detalle teniendo en cuenta la escala de variabilidad de dicha propiedad. De este modo, son los datos de los residuos magnéticos los que presentan mayor interés. El tratamiento de estos datos, consistentes básicamente en la interpolación de los valores puntuales de anomalías, es descrito también en el Capítulo 7.

3.5.3 Datos geológicos y mineros

Los rasgos geológicos y mineros del área han sido descritos ya con cierto detalle en secciones anteriores, por lo que aquí sólo se presentarán los datos concretos utilizados en la investigación. Entre los diversos mapas geológicos disponibles se escogió el mapa elaborado por ADARO a escala 1:25,000 (figura 3.12). En el mapa se diferencian veintiséis unidades, cuyas características se comentan brevemente a continuación:

1. Andesitas anfibólicas: presentan textura porfídica con fenocristales de plagioclasa, anfíboles y piroxenos con una matriz hipocristalina, por lo que presentan tonos oscuros. Afloran fundamentalmente en la Caldera de los Frailes.
2. Brechas piroclásticas y tobas de andesitas anfibólicas: corresponden a la facies piroclástica de 1, por lo que están constituidas por una matriz vítrea con algunos fenocristales y presentan tonos más claros.
3. Andesitas piroxénicas: presentan textura porfídica con matriz vítrea con fenocristales de hiperstena, plagioclasa y augita. Afloran en todo el área, fundamentalmente en el sector sur, con diversos grados de alteración, aunque sólo aparece fresca en la Caldera de los Frailes.
4. Andesitas piroxénicas con alteración endógena: corresponden a 3 con alunitización y silicificación, por lo que contiene minerales de la arcilla, fundamentalmente caolinita, calcita y pirofilita.
5. Brechas piroclásticas de andesita piroxénica: corresponden a la facies piroclástica brechoide de 3, fundamentalmente aparece como brechas con apariencia caótica con matriz de idéntica composición.
6. Brechas piroclásticas de andesita piroxénica con alteración endógena: corresponden a 5 con alunitización y silicificación.

Área de Estudio y Datos de Exploración

7. Lapilli o tobas volcánicas de andesitas piroxénicas: corresponden a la facies piroclástica tobácea de 3. Aflora principalmente en el Cerro de los Frailes.
8. Brechas poligénicas y tobas de andesitas anfibólicas y piroxénicas: se trata de brechas piroclásticas con bloques de andesitas anfibólicas y piroxénicas resultado de varios procesos explosivos. Afloran dispersas por toda el área.
9. Tobas riolíticas y dacíticas: corresponden a tobas con una matriz de cenizas y lapilli de baja densidad sin compactar y presentan tonos muy claros. El afloramiento más extenso aparece en Majada Redonda.
10. Tobas riolíticas y dacíticas con alteración endógena: corresponden a los sectores de 9 que han sufrido alteración, fundamentalmente silicificación.
11. Brechas de andesitas: corresponden a facies explosivas que afloran exclusivamente en la caldera de Majada Redonda.
12. Brechas de andesitas con alteración fuerte: corresponden a 11 con alteración endógena intensa dando lugar a rocas de tonos más claros y aspecto caótico.
13. Dacitas y andesitas anfibólicas: presentan textura porfídica y localmente pueden estar afectadas por silicificación o carbonatación. Aparecen principalmente en Cabo de Gata y en el sector norte del área de estudio.
14. Brechas piroclásticas de dacitas y andesitas anfibólicas: corresponden a la facies brechoide de 13. Afloran fundamentalmente en el sector norte del área y en los bordes de la Serrata de Níjar.
15. Conglomerados piroclásticos y brechas de dacitas-andesitas anfibólicas con matriz rojiza: corresponde a materiales asociados a distintas fases explosivas que se localizan en la Serrata de Níjar.
16. Flujos piroclásticos e ignimbríticos del área del Cinto con alteración endógena: son materiales con facies muy homogénea de tipo piroclástica con fragmentos de rocas que presentan un color violeta-rojizo característico. Son de naturaleza dacítica-andesítica y presentan grandes cristales de cuarzo y plagioclasa. Afloran principalmente en el borde externo de la Caldera de Rodalquilar (Cerro del Cinto).
17. Brechas de colapso de dacitas anfibólicas rojo-violáceas: corresponden los materiales 16 afectados por colapsos producidos durante la formación de la Caldera de Rodalquilar. Están ligeramente alterados y afloran en la parte norte de la caldera.
18. Dacitas anfibólicas rojo-violáceas con alteración endógena: son los mismos materiales que los descritos en el grupo 16 en los cuales la intensa alteración ha transformado la matriz vítrea en microcristalina y afectado a los cristales de hornblenda. Se localizan dentro de la Caldera de Rodalquilar.
19. Dacitas ignimbríticas con tobas e ignimbríticas basales con alteración endógena (unidad de Las Lázaras): son coladas piroclásticas de naturaleza ignimbrítica producidas durante la formación de la Caldera de La Lomilla.

Capítulo 3

20. Domos y flujos de dacitas cuarzo-anfibólicas de grano fino: corresponde a rocas que incluyen una serie de domos riolíticos y dacíticos localizados a lo largo del borde de la Caldera de Rodalquilar.
21. Diques dacíticos y andesíticos: representan canales de emisión de las formaciones dacíticas descritas y atraviesan los materiales calcoalcalinos localizados en la Caldera de Los Frailes y en la parte sur de Cabo de Gata.
22. Lutitas, conglomerados, cuarcitas y calizas del complejo Maláguide: corresponden a restos de formaciones metasedimentarias que afloran fundamentalmente en la Serrata de Níjar.
23. Sedimentos terciarios: corresponden a rocas sedimentarias miocenas y pliocenas de tipo bioclástico y detrítico como calcarenitas, conglomerados y arenas. Afloran extensamente en la parte oeste y norte del área de estudio.
24. Depósitos cuaternarios: corresponden a glaciares de materiales cuaternarios formados por aluviones, terrazas fluviales y marinas, etc.
25. Materiales aluviales: corresponden a los materiales cuaternarios y actuales asociados a los cursos de ramblas y ríos.
26. Dunas: pequeño complejo dunar de origen litoral.

Respecto a cartografía de los rasgos estructurales del área, se han publicado diversos mapas de fracturas, pero se escogió de nuevo la cartografía de fracturas y lineamientos realizada por ADARO debido a su escala y gran detalle. Esta cartografía incluye fracturas delimitadas usando fotografía aérea, filones localizados mediante campañas de campo y lineamientos detectados utilizando imágenes Landsat TM (figura 3.13).

En cuanto a los datos de indicios y explotaciones mineras, se utilizó un listado del inventario de explotaciones mineras del IGTE así como diversos mapas publicados en la literatura y mapas de informes elaborados por ADARO. Se consiguieron recopilar un total de 49 indicios de oro en el sector, incluyendo los principales yacimientos explotados, trabajos menores y estructuras mineralizadas conocidas. Se dispuso también de un listado de unos 350 indicios de sulfuros metálicos (Pb, Zn y cantidades menores de Au, Ag y Cu), concentrados principalmente en el distrito de San José. En la figura 3.14 se muestran los principales indicios mineros utilizados para los análisis así como el nombre de algunas de las explotaciones más conocidas.

3.5.4 Otros datos

Además de la campaña geoquímica se realizó en 1995 una pequeña campaña en el área de estudio dedicada a la caracterización de algunos de los materiales presentes en el área desde el punto de vista espectral y mineralógico. Para ello se realizaron medidas de radiometría (espectroscópica) en campo, utilizando un radiómetro portátil de campo con seis bandas espectrales coincidentes con las seis bandas reflectivas del sensor Landsat TM (Capítulo 4) propiedad de la empresa italiana Aquater S.P.A., y análisis mineralógicos mediante difracción de rayos X en 65 puntos distribuidos por el área (figura 3.15). Los puntos se situaron teniendo en cuenta también la disposición de los datos de prospección geoquímica y la localización de las zonas de anomalías geofísicas y geoquímicas. En la mayor parte de los casos se utilizaron puntos en donde se habían realizado previamente muestreos geoquímicos.

Se dispuso también de datos de elevación topográfica, de red de drenaje y de estructuras humanas como carreteras y poblaciones que fueron extraídos de los mapas topográficos a escala 1:25,000 del IGN y del Servicio Geográfico del Ejército, así como de cartografía de usos del suelo extraída del Mapa Fisiográfico de Andalucía.

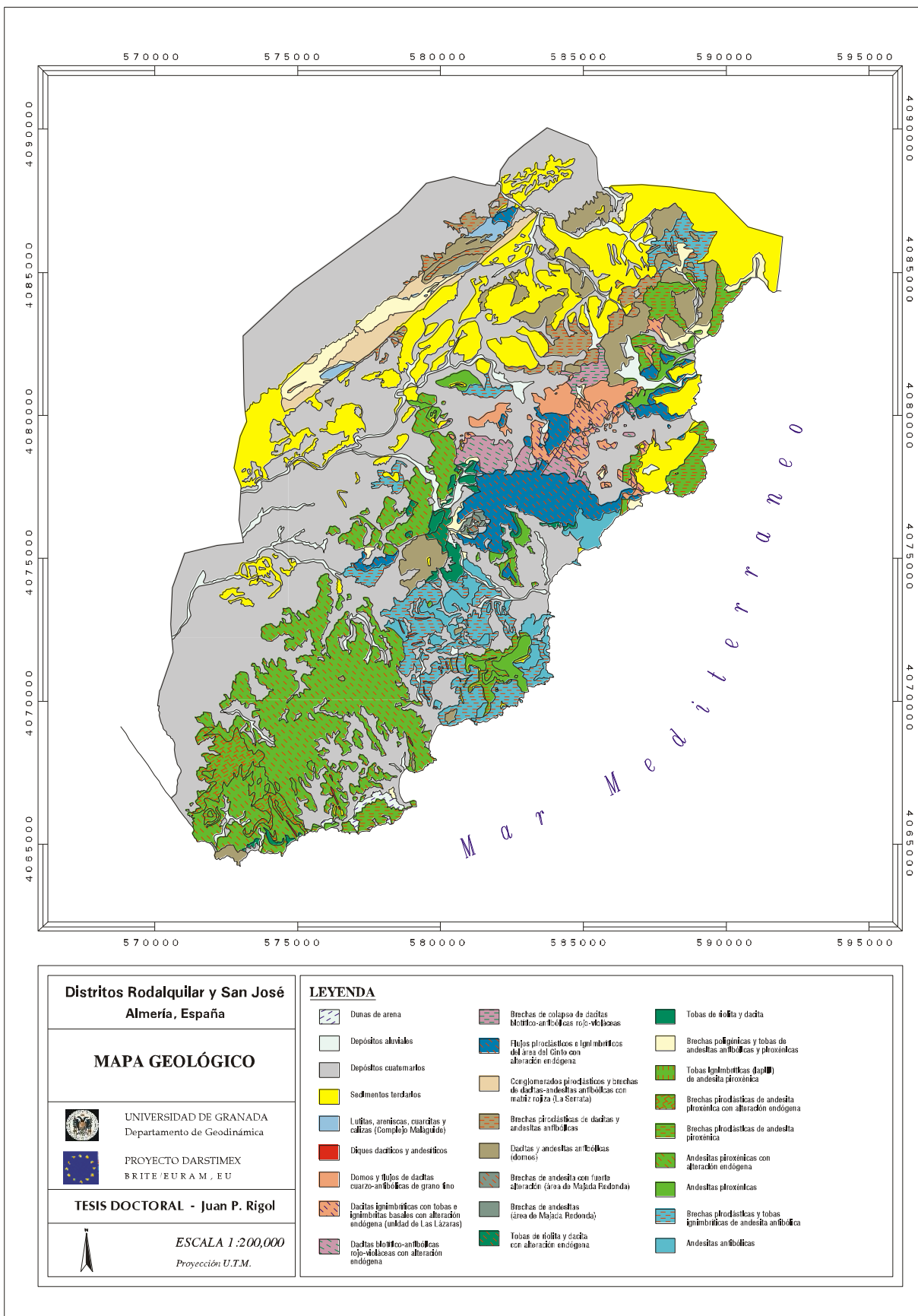


Figura 3.12. Mapa geológico del área de estudio.

Área de Estudio y Datos de Exploración

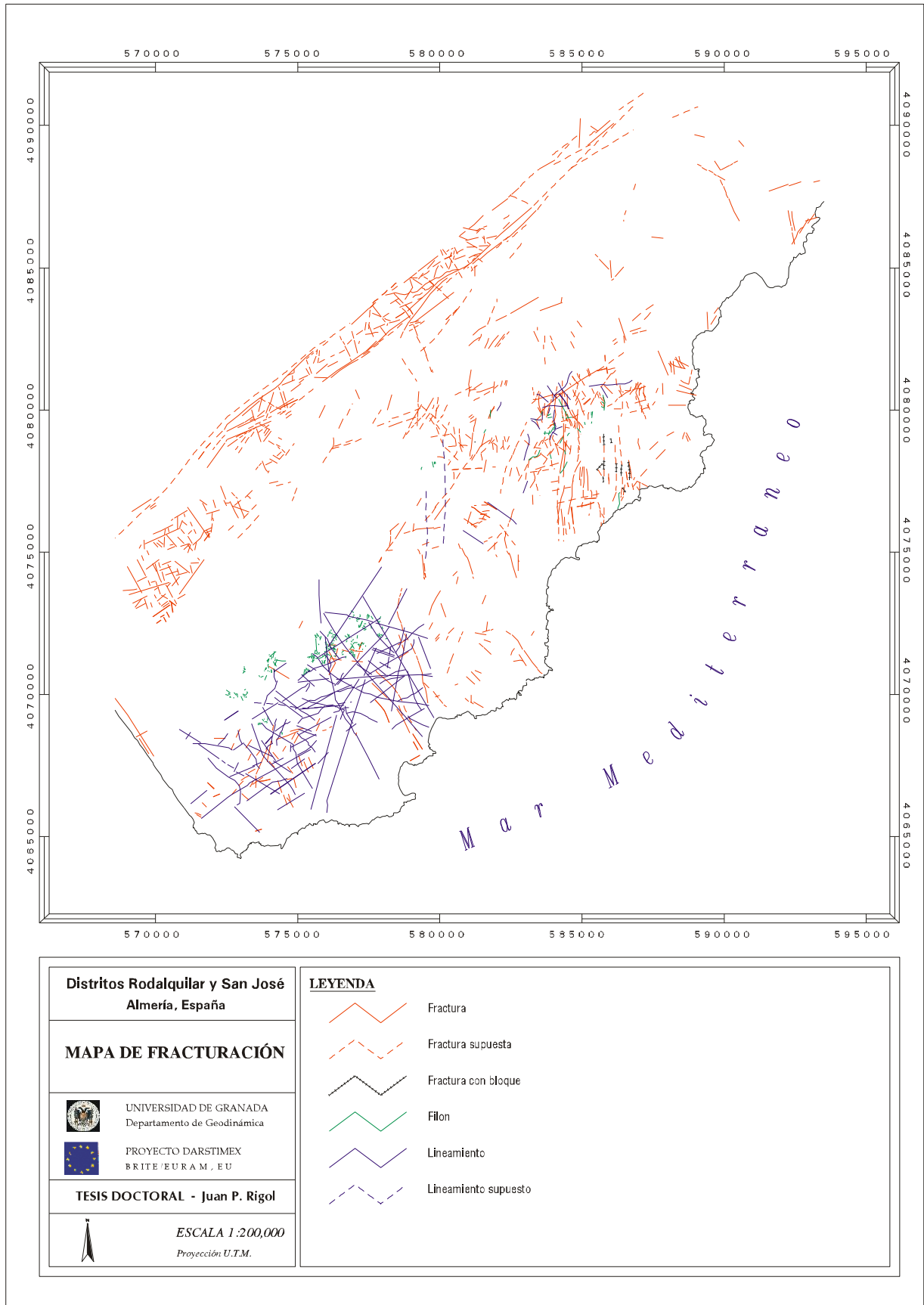


Figura 3.13. Mapa de fracturas, filones y lineamientos del área de estudio.

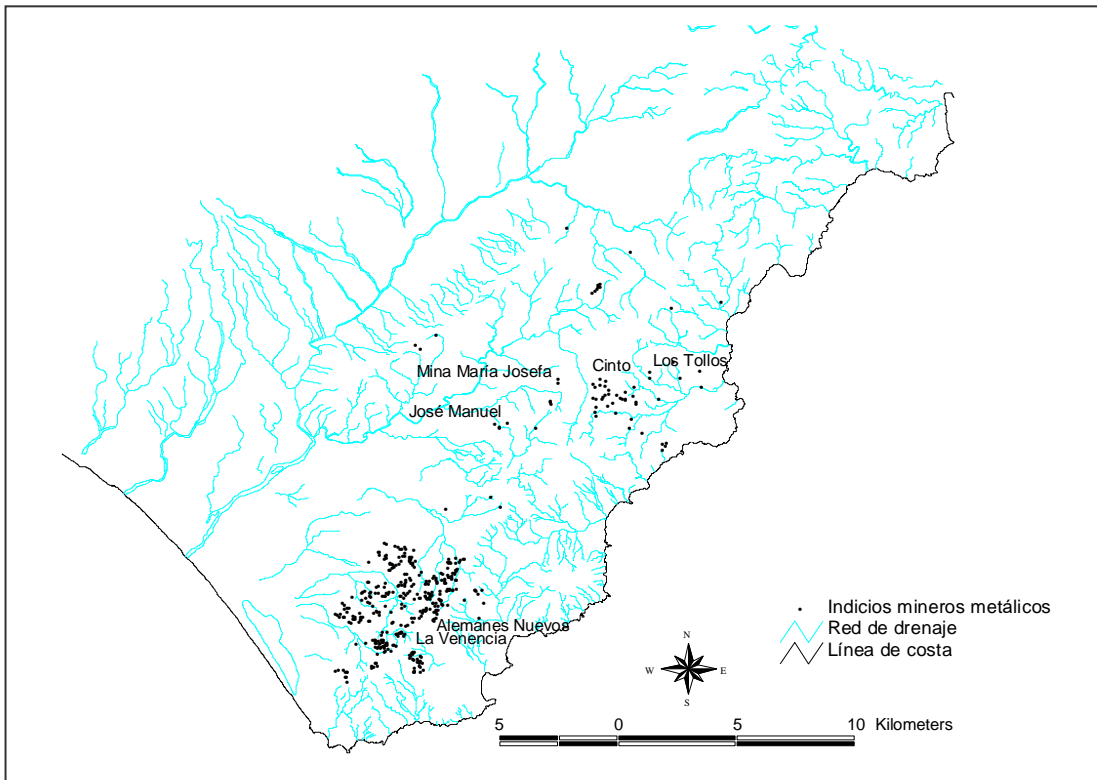


Figura 3.14. Principales indicios mineros de oro y sulfuros metálicos en la zona de estudio.

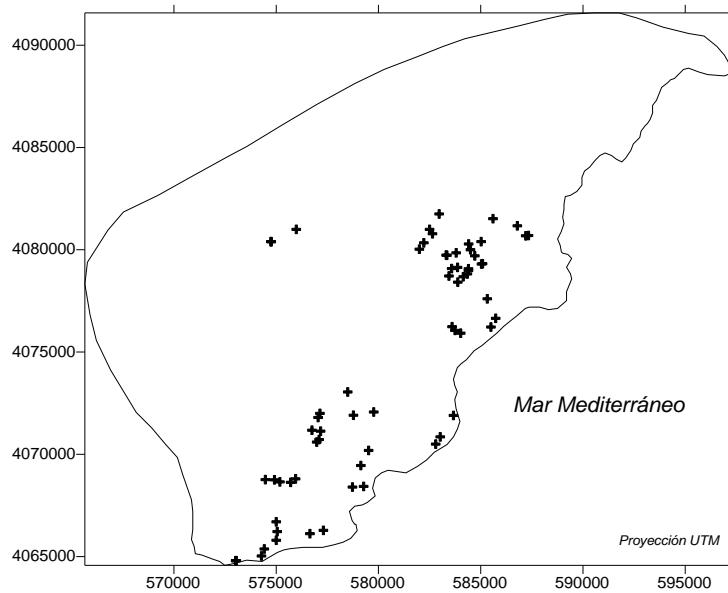


Figura 3.15. Localización de las medidas de radiometría de campo y de mineralogía.

Parte II. Teledetección

4. Teledetección Geológica y Minera

4.1 Introducción

La teledetección es una de las fuentes básicas de información para exploración geológica y minera más actuales. Ésta viene siendo cada vez más utilizada en estas disciplinas desde los años setenta para el estudio de aspectos litológicos, geológicos y estructurales. Desgraciadamente, aún hoy día algunos operadores del sector utilizan el "datum" de los satélites más como una base topográfica para confirmar o integrar campañas de campo que como un medio para extraer información adicional (Chica Olmo et al., 1996c). Las técnicas de teledetección juegan sin embargo un papel prominente en la localización de yacimientos y en la reducción del coste de las tareas de exploración, y en la actualidad se incorporan rutinariamente como una técnica más en los programas de exploración. Recordemos que hoy día, el descubrimiento de un cuerpo mineralizado utilizando una única técnica es muy improbable. El papel de la teledetección en exploración minera se basa fundamentalmente en la circunstancia de que los yacimientos explotables aparecen en un número limitado de tipos genéticos y modos de ocurrencia, de modo que los datos de teledetección, en virtud de su naturaleza, pueden ayudar a delimitar zonas de interés minero sobre grandes áreas basándose en modelos conocidos de ocurrencia mineral (Gupta, 1991; Drury, 1993). Sin embargo, es importante aclarar desde el principio que la teledetección no es la panacea en la exploración geológica y minera ya que el aspecto profundidad supone una limitación importante al proporcionar los datos de teledetección solamente información de los materiales y estructuras que afloran en superficie (salvo los sensores radar en condiciones muy específicas), mientras que los rasgos geológicos se desarrollan también, y fundamentalmente, en el subsuelo (por ejemplo, los depósitos minerales), es decir, en una tercera dimensión proporcionada por la profundidad. No obstante, en la mayoría de los casos se pueden utilizar pruebas indirectas (marco geológico, zonas alteración, etc.), por lo que muchas aplicaciones son de este tipo. Con todo, incluso cuando la cubierta vegetal o el espesor del suelo son importantes, la teledetección puede aportar información del terreno de forma indirecta, ya que el tipo de roca y su estructura controlan la humedad, el tipo de vegetación, el tipo de suelo, etc. Debido a esto, es evidente que las investigaciones de teledetección no deben

Capítulo 4

considerarse como una alternativa a las investigaciones de campo, sino que, por el contrario, la interpretación de datos de teledetección debe de estar apoyada por datos de campo (observaciones de campo, muestreos, incluso análisis subsuperficiales) para poder inferir resultados de manera fiable. Un ejemplo típico podría ser el caso de las prospecciones petrolíferas, en el que no se busca directamente el petróleo (por inútil), sino estructuras geológicas aflorantes que sean propicias, como, por ejemplo, núcleos anticlinales.

El papel de la teledetección en la búsqueda de recursos naturales se puede sintetizar en un diagrama de un modelo de exploración como el que se muestra en la figura 4.1, modificado de Short (1998) y que se comenta a continuación. El proceso de exploración comienza con una primera etapa de cartografía de reconocimiento a pequeña escala, de manera que el flujo de actividades lleva a la selección de objetivos (*targets*) específicos que reducen el área total a unos pocos lugares que pueden ser efectiva y económicamente examinados en detalle. Para este propósito se pueden utilizar imágenes Landsat TM, SPOT HRV y de otros sensores espaciales. Las imágenes pueden ser analizadas visualmente usando técnicas de fotointerpretación y los resultados pueden ser a su vez correlacionados con información existente en forma de mapas y publicaciones relevantes para la aplicación. Además, mediante el procesamiento digital de las imágenes, es posible convertir los datos brutos en mapas temáticos especializados que pueden realzar ciertas características de los materiales superficiales (guías) y estructuras que por la experiencia es sabido que están asociadas con condiciones que favorecen la concentración de depósitos minerales. Una vez que las áreas objetivo candidatas han sido designadas, se puede utilizar cartografía más detallada usando imágenes como base, pero soportadas por comprobaciones de campo e incluso por cartografía detallada (local), para la detección de los objetivos finales. Se pueden también estudiar las áreas seleccionadas mediante métodos geofísicos adecuados, tales como sísmica y campañas gravimétricas y magnéticas (estos métodos pueden ser aplicados también al inicio para centrarse en los objetivos finales). Aunque la información disponible hasta este momento puede indicar de manera firme la presencia de depósitos de interés económico, el *test* final prospectivo será la implantación de sondeos preferenciales en el lugar prometedor para recuperar muestras para la evaluación económica, o en el caso de petróleo o gas, para descubrir la presencia de hidrocarburos viables económicamente.

Por tanto, la teledetección permite obtener una nueva visión de la tierra, pero limitada a la superficie y a una escala pequeña (dependiendo del sensor usado), ya que la observamos desde gran distancia, por lo que los resultados son tradicionalmente de gran interés en las primeras fases de los estudios. Posteriormente, y muchas veces

también previamente, se hará un trabajo de campo, para confirmar que lo se ha detectado en las imágenes se corresponde con lo que se piensa que hay en el terreno, y especialmente si se necesita más detalle. La gran ventaja es que se puede obtener información de un área en casi cualquier punto de la tierra sin desplazar un equipo importante de personal y recursos, por lo que los costes se reducen drásticamente respecto a los medios más tradicionales. Como ya se ha apuntado anteriormente, el principal objetivo del apartado de teledetección en este trabajo era la obtención de una serie de documentos o imágenes de trabajo que permitieran la interpretación de las características litológicas (especialmente alteraciones) y estructurales del área. El resultado final será una serie de documentos (mapas e imágenes) mostrando la geología y estructuras favorables para la presencia de depósitos.

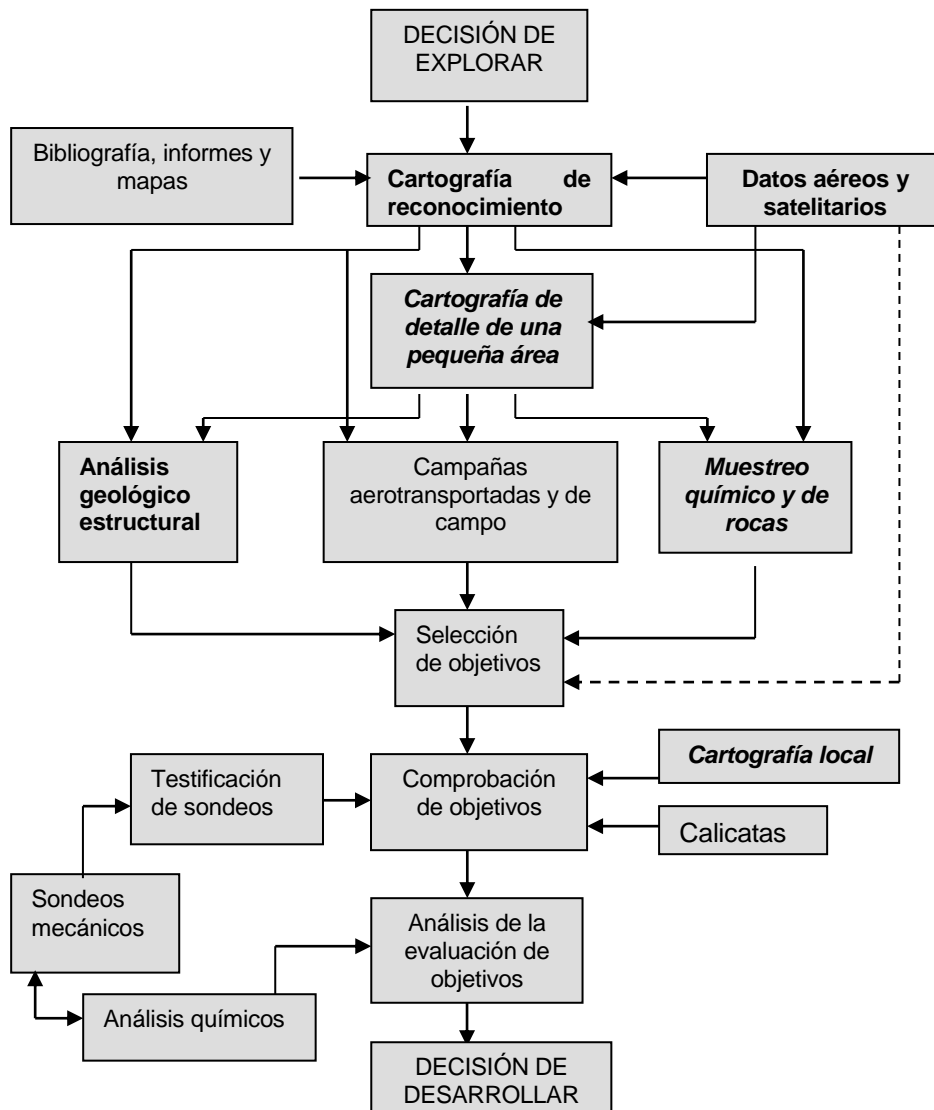


Figura 4.1. Modelo típico de exploración. Las fases en donde las aportaciones de la teledetección son más importantes se muestran en negrita (modificado de Short, 1998).

4.2 Criterios utilizados para exploración minera

Como se ha indicado previamente, el papel de la teledetección en exploración minera se basa en la existencia de un número limitado de tipos de yacimientos explotables, por lo que los métodos actuales de exploración en general, y la aplicabilidad de las técnicas de teledetección a la exploración de yacimientos minerales en particular, están íntimamente ligados al modo de formación y ocurrencia de un depósito mineral. Los principales tipos de depósitos minerales se manifiestan frecuentemente por ciertos indicadores en superficie, algunos de los cuales pueden ser observados en las imágenes de teledetección. Dentro de los principales criterios que se utilizan en exploración minera para la localización de yacimientos y que pueden observarse en los datos de teledetección, cabe enumerar (Gupta, 1991): (1) estratigrafía y litología, (2) geomorfología, (3) estructura, (4) alteraciones, y (5) geobotánica.

El criterio estratigráfico se refiere al marco geológico y a la posición estratigráfica en la unidad geológica. Con teledetección es posible obtener una idea del tipo de terreno, léase ígneo, sedimentario o metamórfico, y la posición estratigráfica de las unidades principales. Así se puede focalizar el estudio a las áreas de mayor interés, ya que algunos tipos de depósitos están preferentemente confinados en un tipo de roca particular, por lo que se convierte en una guía litológica útil. Un ejemplo representativo es el carbón, que se sitúa típicamente en capas sedimentarias regulares y extensas. La geomorfología puede suponer una guía particularmente importante en la prospección de depósitos de tipo secundario (oro, diamantes, etc.), ya que, por ejemplo, los lugares adecuados para la deposición y ocurrencia de depósitos tipo placer pueden ser localizados mejor con datos de teledetección. Las guías estructurales son muy importantes, especialmente en el caso de depósitos minerales epigenéticos, ya que comúnmente muestran un fuerte control estructural, y pueden ser estudiadas mediante imágenes de satélite y fotografía aérea.

Las guías proporcionadas por la alteración de rocas marcan a menudo la ocurrencia de minerales hidrotermales (caolinita, alunita, jarosita, calcita, cuarzo, etc.), y en la actualidad están consideradas como unas de las guías más importantes para la exploración minera. Los minerales de alteración presentan firmas espectrales con ciertas características típicas y se pueden categorizar en cuatro grupos (Gupta, 1991; Drury, 1993):

1. Tectosilicatos: no presentan fenómenos de absorción en la región de la reflexión solar, por lo que su presencia lleva a un incremento de reflectancia en

el infrarrojo próximo y medio. Presentan características de absorción en el infrarrojo térmico. En la figura 4.2 se muestra la signatura espectral de algunos minerales de este grupo.

2. Carbonatos: presentan fenómenos de absorción en el infrarrojo medio (1.9, 2.35 y 2.5 μm) y en el infrarrojo térmico (7 μm). Aunque los sensores comunes no dan suficiente información sobre este grupo mineral, su potencial es interesante. Su presencia hace que se incremente la reflectancia en el infrarrojo próximo.
3. Minerales con iones hidroxilo: las bandas de absorción que provocan en el rango 2.1-2.4 μm son muy significativas. Se da la circunstancia de que hay una gran abundancia de arcillas y silicatos laminares que contienen Al-OH y Mg-OH, mientras que la mayoría de los materiales y minerales alcanzan su pico de reflectancia en torno a 1.6 μm (figura 4.2). Este hecho hace que un cociente de dos canales centrados en 1.6 μm y 2.2 μm proporcionará un valor extremadamente alto y sería muy útil en la identificación de zonas con minerales conteniendo grupos OH (sección 4.4.6). En ocasiones se puede llegar a distinguir distintos tipos de minerales de la arcilla en zonas alteradas usando datos de teledetección.
4. Óxidos de Fe: la presencia de limonita produce una fuerte absorción en la región del azul del visible, afectando también a la región ultravioleta-infrarrojo próximo. También el Fe_3^+ produce una absorción en torno a 0.88 μm en el infrarrojo próximo (figura 4.2).

Las zonas de alteración suelen aparecer en forma de anillo o zonadas, ya que el depósito mineral está frecuentemente rodeado por un halo de roca alterada con una variación en la distribución espacial de los minerales (por ejemplo, en Cabo de Gata). El grado de alteración suele cambiar del centro al borde, disminuyendo de intensidad. La aparición de cantidades relativas de diferentes grupos minerales (propilíticos, limoníticos, etc.) puede señalar diferentes zonas de alteración que pueden llegar a ser detectadas mediante imágenes de teledetección. Sin embargo, suelen ser necesarios procesamientos como cocientes y composiciones de color para realzar las características de interés.

En los estudios geológicos y mineros la vegetación ha sido considerada tradicionalmente como un ruido enmascarador de la información geológica, y de hecho la mayoría de los yacimientos están en zonas poco vegetadas. Sin embargo, la mayor parte de la superficie está de moderada a fuertemente vegetada, por lo que muchos de

Capítulo 4

los yacimientos por descubrir se encuentran probablemente en estas zonas. Ya que la vegetación es sensible a las diferencias en las características del suelo-litología (efecto de los metales, etc.), mediante técnicas adecuadas es posible analizar e interpretar la radiación electromagnética, reflejada o emitida por la vegetación, para descifrar

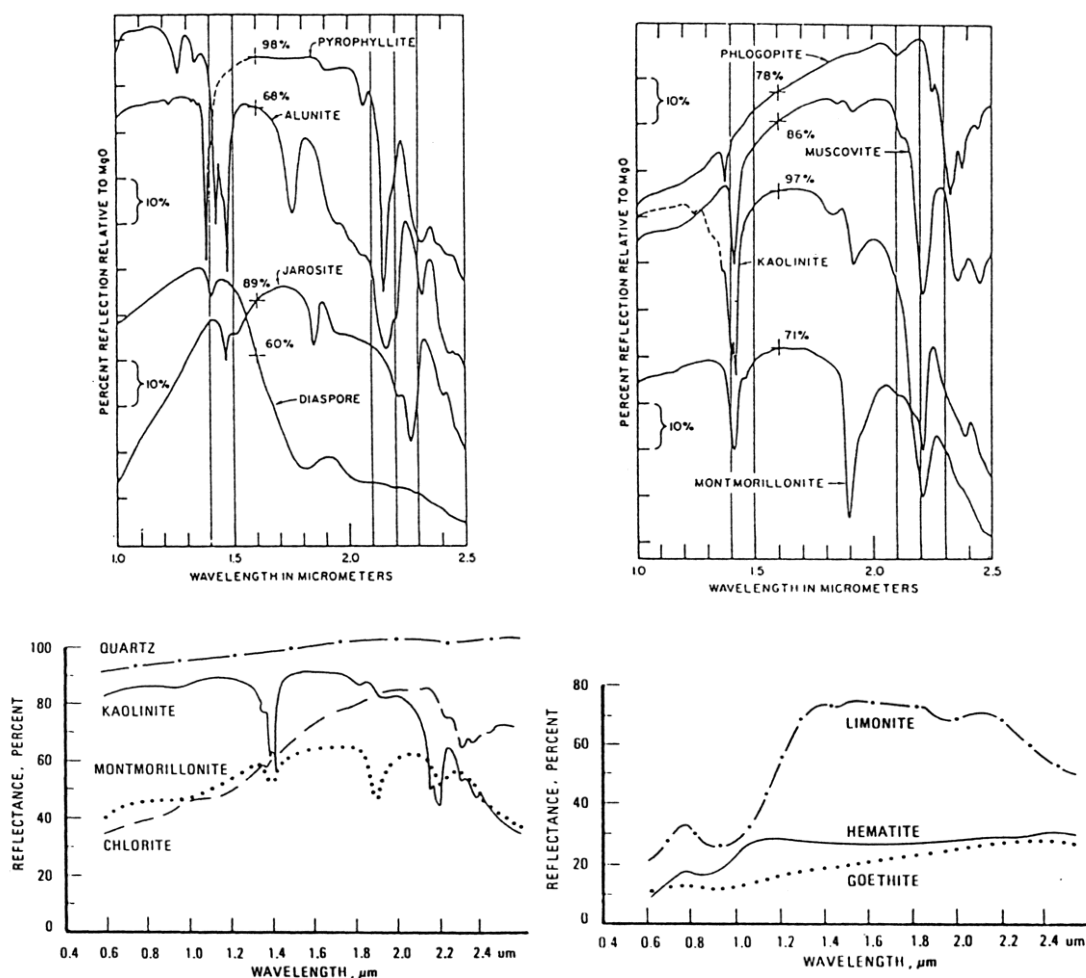


Figura 4.2. Curvas espectrales de algunos minerales de interés en exploración minera característicos de zonas alteradas (Sabins, 1996).

diferencias geológicas en un área. Es por ello que las guías geobotánicas están ganando importancia.

En el caso de la zona de Cabo de Gata, los yacimientos metálicos (Au-Cu-Ag-Zn-Pb) de tipo primario epigenético están asociados a áreas de fuerte alteración hidrotermal en rocas volcánicas neógenas. En el Capítulo 3 se revisaron los fenómenos involucrados y sus posibilidades de manifestación en superficie, por lo que, básicamente, el interés se

centrará en resaltar las litologías y formas geomorfológicas volcánicas, y sobre todo las zonas de alteración y las zonas de fractura.

4.3 Imágenes digitales

El análisis de los requerimientos de resolución espacial, espectral, radiométrica y temporal de las imágenes a emplear en la investigación, tal como se ha apuntado en el Capítulo 2, es uno de los pasos elementales en un estudio de teledetección. La resolución espacial se refiere a la distancia mínima entre dos objetos que permite su diferenciación, también definida como el tamaño del objeto más pequeño discernible. La resolución espectral se refiere a la capacidad de un sensor de definir y detectar pequeños intervalos de longitudes de onda. Por tanto una resolución espectral más fina implica un rango de longitudes de onda más estrecho para una banda o canal. Muchos sistemas de teledetección registran la energía en distintos rangos de longitud de onda separados y con distintas resoluciones espectrales, constituyendo los llamados sensores multispectrales. La resolución radiométrica de un sensor describe su capacidad para discriminar ligeras diferencias en energía. Cuanto más fina es la resolución radiométrica de un sensor, más sensible es para detectar pequeña diferencias en la energía reflejada o emitida. Los sensores más comunes en aplicaciones geológicas codifican la energía recibida en 256 niveles (2^8), lo que supone una resolución radiométrica relativamente buena. La resolución temporal se refiere al intervalo de tiempo mínimo, normalmente de varios días, que ha de transcurrir para obtener dos imágenes del mismo sector (diferente a la resolución temporal absoluta, igual al periodo orbital del satélite). Como se comenta a continuación, la resolución espacial, radiométrica y sobre todo la espectral resultan claves en teledetección geológica, donde clases específicas como son diferentes tipos de roca son difícilmente distinguibles a menos que se comparen sus curvas espectrales usando rangos de longitudes de onda suficientemente estrechos.

La discriminación de las diferentes litologías presentes en el área de estudio, así como la detección de las zonas de alteración eran cuestiones prioritarias en la investigación, por lo que se requerían datos con buena resolución espectral y radiométrica (Chica Olmo et al., 1996b). Era recomendable además adquirir imágenes con una buena resolución espacial, ya que las guías estructurales (fracturas, lineamientos, bordes de caldera, etc.) y las formas volcánicas presentaban gran interés (Chica Olmo et al., 1996c). Las exigencias en cuanto a resolución temporal no eran significativas dado el

Capítulo 4

carácter estático del fenómeno estudiado y el tipo de aplicación en curso. Por otro lado, la selección de la fecha de adquisición de las imágenes puede ser un aspecto importante en muchas aplicaciones, ya que los resultados pueden variar significativamente según la estación, meteorología, etc.

Sobre la base de la resolución demandada se analizaron dos de los sensores más comunes en estudios de este tipo: Landsat Thematic Mapper (TM) y SPOT Haute Resolution Visible (HRV) (véase Kruse, 1999, para una discusión detallada). También se consideró la utilización de fotografía aérea analógica. Finalmente, se optó por utilizar los tres tipos de datos, cuyas características se exponen muy brevemente a continuación. La disponibilidad de todas estas imágenes planteó también la posibilidad de su integración para crear nuevas imágenes (Capítulo 5).

4.3.1 Imágenes Landsat Thematic Mapper

El sensor TM, a bordo del satélite Landsat 5, se caracteriza por su relativamente buena resolución espectral, con 7 bandas ofreciendo información en zonas del espectro de gran interés para la investigación (visible e infrarrojo), por lo que se convierte en una herramienta muy útil para la discriminación litológica y la detección de alteraciones. Su resolución espacial es moderada (30 m), y se pueden adquirir imágenes recientes en distintos formatos, como cuartos de escena de 92.5x92.5Km², cuartos flotantes o escenas completas, a precios relativamente asequibles, aunque el lanzamiento del Landsat 7 en 1999 ha abaratado enormemente la adquisición de imágenes TM (ETM+ para el 7). El grueso del tratamiento de imágenes fue realizado sobre imágenes TM.

Del sensor Landsat 5 TM se dispuso de tres fechas distintas, concretamente del 2/Abril/1991, del 7/Julio/1991 y del 12/Noviembre/1991. La imagen de verano fue utilizada principalmente para la discriminación litológica y de alteraciones, puesto que en esta época la reflectividad del terreno es máxima, a la vez que la actividad vegetal es mínima. La figura 3.1 en el capítulo anterior muestra la imagen de verano en composición falso color RGB TM541. Las imágenes de primavera y otoño son adecuadas para el análisis geológico y estructural del área. Las imágenes TM utilizadas corresponden exactamente al cuarto flotante siguiendo el Path 199, con coordenadas del centro con latitud: 37° 02'N y longitud 02° 13'W. Se realizó un análisis visual de cada banda de todas las imágenes para comprobar la calidad de las mismas. Sólo la imagen de primavera presentaba algunos problemas por la presencia de nubes en la

zona. El examen de los estadísticos de los valores radiométricos de cada banda indica que las bandas 2 y 3 presentan un pequeño rango de variación y las desviaciones menores. Por el contrario, la banda 5 es más heterogénea y presenta las desviaciones mayores. Por lo tanto, como suele ser habitual, la banda 5 es la más sensible a variaciones de radiancia, mientras que las bandas 2 y 6 ofrecen el peor contraste en las escenas del área de estudio.

En la última fase del estudio se dispuso de imágenes del sensor remoto

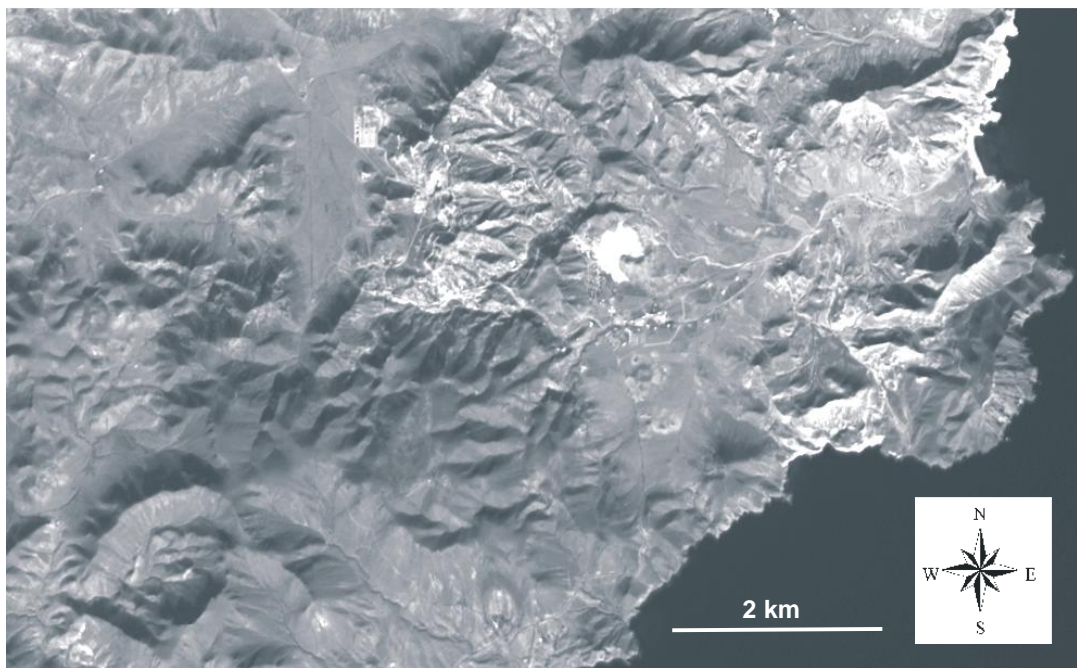


Figura 4.3. Imagen SPOT HRV pancromática (copyright, © CNES 1991) del sector de Rodalquilar, situado al noreste del área de estudio de Cabo de Gata. En blanco aparecen las antiguas escombreras

aerotransportado DAEDALUS ATM. Su resolución espacial y espectral es superior a las de los sensores TM y HRV. La resolución espacial es de 5-7m y consta de 12 bandas espectrales que van del visible al infrarrojo térmico pasando por el infrarrojo próximo y medio. Debido a la fecha en que se dispuso de ellas y los numerosos problemas que presentaba su tratamiento, su interpretación, realizada por otros miembros del grupo de investigación, se restringió al sector de Rodalquilar y sólo se utilizan en el Capítulo 9 como fuente adicional de datos en la fase de exploración de detalle.

Capítulo 4

4.3.2 Imágenes SPOT HRV

Las imágenes SPOT HRV multiespectrales se caracterizan por presentar una resolución espacial de 20 m, con tres bandas espectrales (XS1, XS2, XS3), dos en el visible y una en el infrarrojo, lo que facilita su uso para la interpretación visual con cierto detalle (principalmente de vegetación y estructuras antrópicas), aunque su uso en geología es limitado ya que no proporciona suficiente información en el infrarrojo, necesaria para la discriminación litológica. Las imágenes del sensor en modo pancromático presentan sin embargo una resolución espacial buena (10m). El coste de una escena de 60x60Km² es superior a la de un cuarto de escena TM. Para la imagen SPOT HRV pancromática se escogió una fecha de invierno, concretamente el 2/Diciembre/1991, para facilitar el estudio geomorfológico y estructural del área, favorecido por la presencia de sombras que destacan las formas del terreno. La resolución espacial de estas imágenes facilita la extracción de ese tipo de información. Las imágenes SPOT multiespectrales corresponden a (K-J-Fecha): 39-275-29/Julio/1993, 39-276-29/Julio/1993, 40-276-29/Julio/1993, y la escena SPOT HRV pancromática (figura 4.3) a 40-276-2/Diciembre/1991.

4.3.3 Fotografías aéreas

Las fotografías aéreas corresponden a Noviembre de 1990, y fueron escogidas como herramienta de apoyo, fundamentalmente por su alta resolución espacial, y relativo bajo precio. Algunas de las fotografías fueron digitalizadas y sometidas a tratamiento digital, siendo especialmente útiles en los procedimientos de integración de imágenes. La fecha de adquisición de las fotografías facilitó la interpretación visual de las características geomorfológicas y estructurales del terreno, ya que en invierno, en nuestras latitudes, la luz solar incide sobre el terreno con un ángulo menor, por lo que el efecto de las sombras del relieve es más manifiesto. Las fotografías tienen una escala 1:25,000, lo que permite obtener una resolución espacial muy elevada al ser convertidas a formato digital mediante el uso de un escáner.

4.4 Procesamiento digital de imágenes

En general, para llevar a cabo un estudio basado en teledetección es necesario realizar una serie de transformaciones en los datos originales. Estas transformaciones incluyen tratamientos más o menos estándares que sirven para corregir posibles distorsiones en los datos (correcciones), o bien, para poner de manifiesto ciertos objetos de interés, como pueda ser la vegetación, roca desnuda, determinadas litologías o estructuras, etc. (realces). Pero en muchos casos es necesario también realizar tratamientos *ad hoc* más avanzados de cara a destacar características concretas de un territorio.

El realce de imágenes consiste en una serie de técnicas para mejorar la interpretación visual de las imágenes, es decir, en la modificación de una imagen (en muchos casos el número digital original) para alterar su impacto sobre el intérprete (Chuvienco, 1996). Se trata de disponer los datos mejor para su análisis visual, de tal forma que sean más evidentes las características de interés en nuestra aplicación. Normalmente, el realce se hace a costa de las características relativamente sin interés en el contexto de la aplicación (Lillesand, 1999). Los métodos de realce se pueden aplicar separadamente a cada banda de una imagen multispectral, por lo que sólo las bandas que se usan para generar una salida gráfica para asistir en las tareas de interpretación serían realizadas, son los realces geométricos y radiométricos, o bien, se pueden

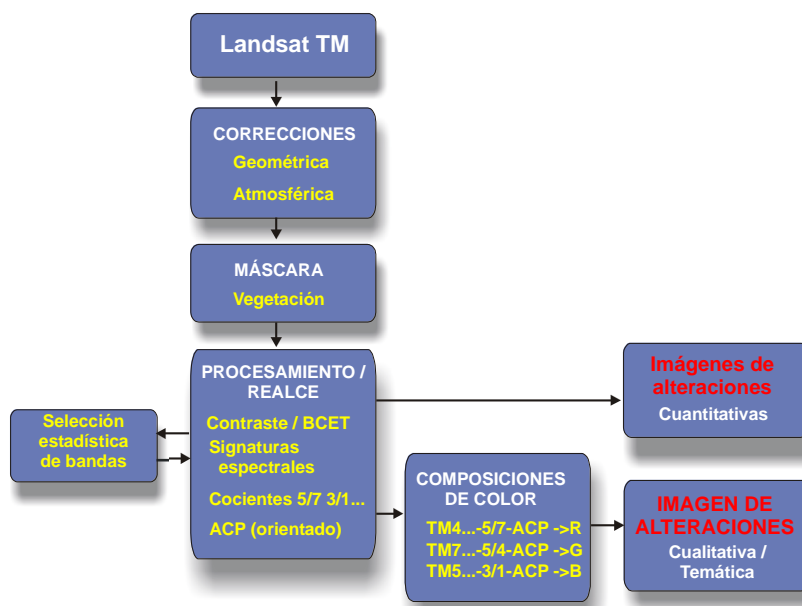


Figura 4.4. Esquema del tratamiento de las imágenes Landsat TM.

Capítulo 4

aplicar a varias bandas a la vez, dando lugar a los llamados realces multibanda, espectrales o transformaciones de la imagen (cocientes, ACP, etc.). Antes de aplicar los realces es siempre conveniente conocer la distribución estadística de los datos en las imágenes como paso preparatorio (histogramas, diagramas bivariantes, etc.). Esto puede ser realizado muy fácilmente con cualquier programa de tratamiento de imágenes.

En este trabajo se han sometido a las imágenes disponibles a los procedimientos más o menos clásicos de un estudio aplicado, como son correcciones y realces radiométricos y geométricos, composiciones de color, cocientes de bandas, clasificación, etc. Se han aplicado además técnicas como el análisis de componentes principales (ACP) orientado a cartografía de zonas de alteración, así como métodos de integración de imágenes de diferente resolución (Capítulo 5). En la figura 4.4 se muestra un esquema con la metodología seguida en el procesamiento de las imágenes Landsat TM.

4.4.1 Preprocesamiento: corrección de imágenes

La calidad de una imagen de teledetección tiene dos aspectos: radiométricos y geométricos, y ambos influyen conjuntamente en la cantidad de información que puede ser extraída de la misma. Normalmente, el primer paso de un estudio de teledetección suele ser la corrección de las distorsiones radiométricas y geométricas que presentan las imágenes digitales. Hay sin embargo una excepción a esta regla cuando se pretende realizar una clasificación digital de una imagen y no se quiere modificar en un ápice los números digitales originales de la misma. En este caso el proceso de corrección (geométrica) se suele realizar sobre la imagen ya clasificada. Evidentemente, los parámetros de la función de corrección habrá que derivarlos normalmente de la imagen original.

En general, la calidad radiométrica de las imágenes puede verse afectada por diversos factores, pero uno de los más importantes, puesto que siempre está presente, es el efecto introducido por la atmósfera. Para reducir éste efecto en las distintas bandas de las imágenes se procedió a realizar una corrección atmosférica basada en la aplicación de la técnica de la sustracción del objeto oscuro (Chavez, 1988, 1989). Se trata de un método muy sencillo y fácil de aplicar siempre que se pueda localizar en la imagen una masa de agua profunda, ya que se comporta de forma similar a un cuerpo negro si

está relativamente limpia (sin carga de sedimentos). Este método suele dar un resultado aceptable en las aplicaciones más comunes. En este caso se utilizaron píxeles situados sobre el mar para efectuar la corrección.

Por otra parte, en el propio proceso de adquisición de las imágenes aparecen una serie de distorsiones geométricas que es necesario corregir, sobre todo si se pretende integrar las imágenes con otros datos en forma de mapas o bien derivar mapas de las imágenes. Así, una vez eliminado el efecto atmosférico se procedió a corregir geométricamente las imágenes, a la vez que se referían todas a un sistema de coordenadas común, concretamente el UTM (georreferenciación). La georreferenciación suele ser necesaria si se desea realizar cualquier procesamiento conjunto de diferentes imágenes o capas de información. Para ello se tomó como imagen maestra la de mayor resolución espacial, concretamente la SPOT HRV pancromática, y se identificaron una serie de puntos de control de coordenadas conocidas, tomando como referencia un mapa geográfico 1:25,000 de la zona. Sobre la base de estos puntos se derivó una ecuación de transformación que posteriormente fue aplicada a la imagen original para obtener una nueva imagen corregida y en proyección UTM. En el remuestreo se utilizó el algoritmo del vecino más próximo, para no introducir demasiadas distorsiones en los datos radiométricos originales. El resto de imágenes (incluyendo las ATM) fueron corregidas con el mismo procedimiento, pero utilizando la referenciación imagen-imagen. Algunas de las fotografías aéreas también fueron sometidas a este tratamiento tras ser convertidas a formato digital.

4.4.2 Realces geométricos

Dentro de las técnicas de realce monobanda figuran en lugar destacado los realces geométricos basados en la aplicación de filtros o *kernels* espaciales. El filtrado de imágenes es un campo amplio y existen diversas líneas de investigación abiertas (por ejemplo, determinación de rugosidad), aunque los procedimientos básicos están disponibles en casi todos los paquetes de software de tratamiento de imágenes. La teoría de filtros puede ser consultada en detalle en Schowengerdt (1997). Básicamente, el proceso consiste en aplicar sobre los números digitales originales una ventana o matriz móvil de coeficientes de filtraje (*kernel*). El tamaño de la matriz puede escogerse de forma que a mayor tamaño el efecto (realce o suavizado) es mayor al incluir a más píxeles. En este estudio se examinaron diversos filtros para realce de bordes con el objetivo principalmente de mejorar la calidad de las imágenes

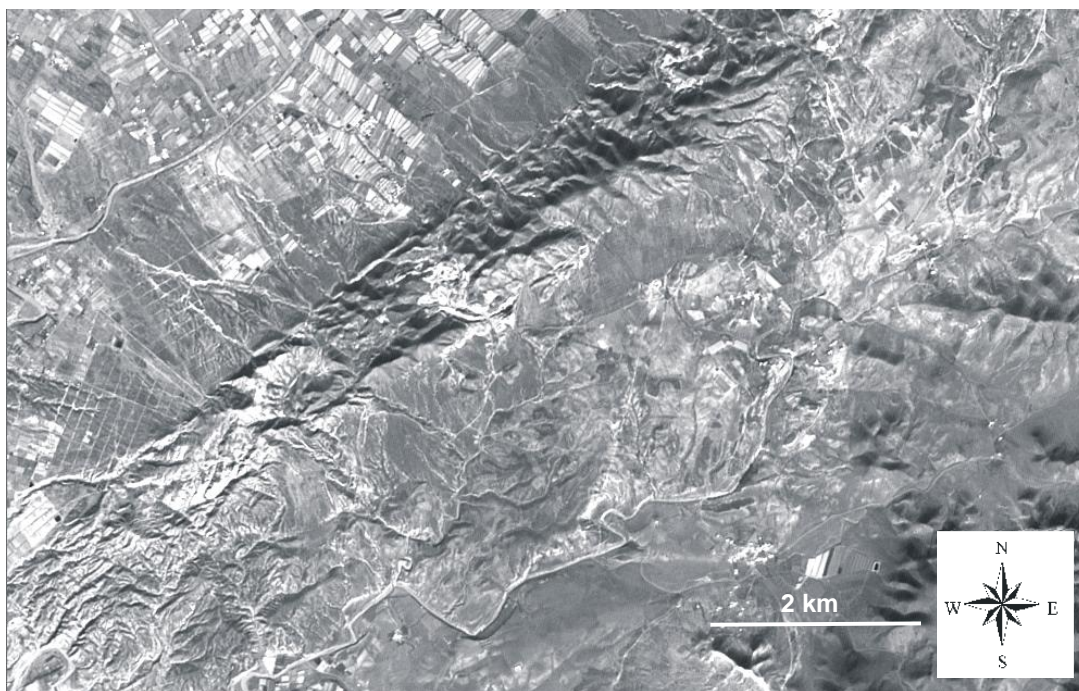


Figura 4.5. Imagen SPOT HRV pancromática (copyright, © CNES 1991) del sector de la Serrata de Níjar realizada mediante filtros para la detección de rasgos lineales omnidireccionales.

para interpretación visual y sobre todo para el realce y detección de estructuras geológicas lineales (lineamientos, fracturas y filones). Para este cometido se aplicaron los llamados filtros de paso alto diseñados para resaltar las variaciones de alta frecuencia que constituyen las líneas y los bordes de los "objetos" de las imágenes. Se consigue así remarcar los bordes de los objetos y cualquier rasgo lineal.

Los diferentes experimentos realizados indicaron que los filtros de paso alto de tipo laplaciano isótropo producían las imágenes con mayor calidad visual para interpretación en el contexto del estudio ya que resaltan la información geomorfológica y estructural. Estos filtros introducen un factor multiplicativo a cada píxel con relación a los valores de los píxeles adyacentes para así destacarlo. En concreto se utilizó una ventana 3x3 con pesos -1 en el píxel central de cada lado, 0 en las esquinas y +6 en el centro de la ventana. También se utilizaron los llamados filtros direccionales para resaltar los rasgos lineales según direcciones particulares, con especial énfasis en la dirección N-S y las direcciones NO-SE y NE-SO, por su mayor relación a priori con las mineralizaciones en el sector. La aplicación de estos filtros a las imágenes SPOT y Landsat permitió obtener diversas imágenes realizadas utilizadas para fotointerpretación geológica y para completar la cartografía de fracturas y lineamientos disponible. En la figura 4.5 se muestra la imagen SPOT HRV pancromática del sector

de la Serrata de Níjar tras aplicar un filtrado omnidireccional, en donde se aprecian los sistemas principales de fracturación, como los de dirección NE-SO asociados a la gran falla de Carboneras, así como diversos sistemas menores, como los de dirección NO-SE. En la figura 3.15 se muestra la cartografía de fracturas y lineamientos disponible y completada mediante el análisis de las imágenes realzadas y las fotografías aéreas.

4.4.3 Realces radiométricos

El principal realce radiométrico es el llamado realce de contraste. El término contraste indica el rango de valores presentes en una imagen (o una banda, si es multiespectral). Frecuentemente, el rango de valores de reflectancia medidos por los sensores más comunes (TM, HRV, etc.) no ocupa todo el rango que los dispositivos de visualización (pantallas, etc.) permiten mostrar (de 0 a 255). El realce de contraste permite entonces ampliar el rango de valores que presenta una banda hasta ocupar el rango de 256 valores de los dispositivos, destacando de esta forma las características de la imagen al hacer un uso óptimo de todos los colores disponibles. Estas técnicas de realce están incorporadas en todos los programas de tratamiento de imágenes y son utilizadas rutinariamente por cualquier intérprete (por ejemplo, realce lineal, ecualización del histograma, etc.).

En este trabajo se utilizó una técnica de realce más potente que las normalmente incorporadas en los paquetes de tratamiento de imágenes, implementada como un programa independiente en lenguaje Pascal. Se trata de un realce de contraste no lineal llamado BCET (*Balance Contrast Enhancement Technique*) (Guo y Moore, 1989), que permite definir los estadísticos de los datos transformados. El BCET proporciona excelentes resultados y constituye además la primera fase en la aplicación de la técnica HRGB creada por los mismos autores. En general, el color de una imagen puede cambiar en tono, intensidad o saturación. Si el brillo medio de cada una de las tres bandas utilizadas en una composición de color está "balanceada", la imagen color resultante mostrará una variación importante en el tono. Por el contrario, si el brillo medio de una banda es significativamente mayor que las otras dos, la composición de color mostrará un desplazamiento de color hacia esa banda. En este caso, la variación en el tono se degrada hasta cierto punto hacia cambios en intensidad y saturación dando lugar a una composición de color con menor colorido. Ya que las correlaciones interbanda son independientes de las medias y los rangos de valores, incluso la mejor tripleta seleccionada estadísticamente puede dar lugar a una composición de color

Capítulo 4

pobre si las medias de las tres bandas usadas son bastante diferentes. Para eliminar el desplazamiento de color se necesita un realce de contraste en el que cada imagen es realizada a un máximo, mínimo y media especificados por el usuario sin cambiar la forma básica del histograma, y por tanto la información, de la imagen, características que cumple el tipo de realce proporcionado por esta técnica.

4.4.4 Composiciones de color

La naturaleza multiespectral de las imágenes Landsat TM o SPOT HRV abre la posibilidad de utilizar varias bandas simultáneamente para su estudio y superponer unas bandas sobre otras para deducir información difícilmente visible en una sola imagen. La superposición de bandas para visualización se realiza normalmente mediante el llamado método aditivo (usado en todas las pantallas), en el que es posible generar cualquier color sumando los tres colores básicos: rojo, verde y azul (RGB en inglés), de manera que asignando los colores a tres bandas se genera una nueva imagen o composición en color. Las composiciones que hacen uso de bandas diferentes al visible son llamadas en falso color y son las más interesantes en geología. Es éste un método rutinario, pero no por ello deja de ser un método efectivo y cómodo de presentación de imágenes multiespectrales, que produce un realce de las características de la imagen y facilita la interpretación por tres razones básicas (Lillesand, 1999): (1) la sensibilidad del ojo humano es mucho mayor al color que a los tonos de gris (sólo es capaz de diferenciar 25!), (2) el número de variables disponibles pasa de una (brillo) a 3 (intensidad, tono y saturación), y (3) la posibilidad de mostrar multibandas colectivamente.

Otro sistema de representación basado en las características del color (otra codificación) es el llamado IHS (Intensidad, Tono, Saturación; IHS en inglés), en la que el espacio de color se concibe como un cono donde H representa el ángulo polar, S el radio e I la distancia vertical sobre el eje del cilindro. La codificación de las imágenes de teledetección utilizando este sistema de coordenadas se llama transformación IHS. Es un esquema de color muy flexible y se pueden introducir un gran número de colores (Gupta, 1991). Cualquier pequeña modificación en la componente H produce drásticos cambios en el color de los píxeles. La interpretación de las imágenes ha de hacerse sin embargo en términos del espacio de color cilíndrico. Con este método, es posible volver atrás en la transformación (IHS->RGB) obteniendo de nuevo las imágenes RGB, por lo que existe la posibilidad de efectuar realces en el espacio IHS antes de

transformar (es un espacio más flexible). La transformación inversa permite la integración de imágenes con distinta resolución (Capítulo 5) o con otros datos raster.

El sensor TM, con 7 bandas, presenta por tanto grandes posibilidades para la combinación de información multibanda y el diseño de composiciones de color. Lo más común es intentar varias combinaciones de bandas sobre la base de los objetivos del estudio y el conocimiento de las características espectrales de los objetos de la escena, para finalmente seleccionar la composición que incluya la información más relevante y presente el mejor aspecto visual (por ejemplo, en geología son comunes las composiciones RGB TM741 o TM542, mostrando las longitudes de onda mayores en el rojo y las menores en el azul según su disposición en el espectro). Sin embargo, conforme el número de bandas se incrementa, el método ensayo-error para la selección de las composiciones más adecuadas se vuelve más confuso y la selección de las bandas es más crítica (Drury, 1993). Por esta razón, en la investigación se utilizaron además, dos métodos estadísticos que permitieran la selección de las bandas más adecuadas. Estos métodos, que se presentan a continuación, se basan en minimizar la redundancia de los datos y maximizar la información en las tripletas.

Es importante señalar que, en general, se obtienen buenas composiciones cuando (Guo y Moore, 1989): (a) cada una de las bandas tiene un buen realce del contraste y los tres histogramas son parecidos, (b) se evita un excesivo contraste que lleva a la saturación de los extremos, y (c) la media de las bandas cae aproximadamente en el centro del rango de cada banda. Esto pone de manifiesto que es muy importante realzar adecuadamente el contraste de cada banda de la composición para obtener los mejores resultados.

4.4.4.1 Selección estadística de bandas

La selección de las bandas más interesantes del sensor Landsat TM tiene el objetivo de elegir las mejores combinaciones, RGB en este caso, para la interpretación visual. Para ello se han utilizado tanto técnicas estadísticas como criterios visuales, a la vez que se tenían en cuenta las características espectrales teóricas de las rocas y minerales más importantes en el área.

Los canales espectrales de los sensores comunes en aplicaciones de las ciencias de la tierra como son Landsat TM, SPOT HRV, etc., proporcionan datos que están altamente correlacionados entre sí, ofreciendo en cierto sentido información redundante. En

Capítulo 4

general, las bandas con una correlación interbanda baja contienen más información y producen por tanto composiciones de color de mayor calidad visual. Buscando discriminar las composiciones de color con menor correlación se aplicó el método estadístico *Index of Optimal Band Triplet Selection* o IOBS (Guo y Moore, 1989). Esta técnica para seleccionar tripletas de bandas se basa solamente en los coeficientes de correlación, es independiente del rango de valores y no es afectada por realces lineales ya que los coeficientes de correlación son independientes de las operaciones lineales. Si r_{ij} , r_{ik} y r_{jk} son los coeficientes de correlación de tres bandas cualquiera i , j y k de una imagen de N bandas, el índice IOBS se define como:

$$IOBS = \text{Max}(r_{ij}, r_{ik}, r_{jk}) \sqrt{(r_{ij}^2 + r_{ik}^2 + r_{jk}^2)/3}$$

El número 3 se usa para estandarizar el IOBS entre los valores 0-1. Para N bandas, el IOBS alcanza el valor menor para la tripleta de bandas que forma un cubo de correlación con la diagonal mayor más corta y el volumen mayor bajo esa diagonal mayor. Si se calcula y ordena el IOBS para cada tres bandas del conjunto de N bandas, el menor IOBS indica una tripleta con la correlación menor relativa entre cada dos bandas de las tres. Los valores del IOBS para todas las tripletas de las siete bandas de las imágenes Landsat TM se calculó utilizando un programa en lenguaje Pascal realizado específicamente para tal propósito. Los valores del IOBS para las imágenes de verano y otoño se muestran en la tabla 4.1.

Tabla 4.1. IOBS de las imágenes Landsat TM de Cabo de Gata de verano (7-7-91) y otoño (12-11-91). El índice es independiente del orden de las bandas dentro de cada tripleta.

Verano				Otoño			
Tripleta	IOBS	Tripleta	IOBS	Tripleta	IOBS	Tripleta	IOBS
156	0.18638225	245	0.64952368	156	0.61922	137	0.8482
167	0.2260981	247	0.66382929	167	0.62691	125	0.85796
256	0.25667745	157	0.66540294	146	0.6832	127	0.86021
267	0.30887411	137	0.66925217	256	0.71886	157	0.87017
356	0.36331107	125	0.68248428	267	0.72595	247	0.89467
146	0.37840527	127	0.71344596	136	0.74689	245	0.89746
456	0.39911256	257	0.71844372	467	0.75312	124	0.89752
467	0.40017018	345	0.71972212	456	0.76334	134	0.90395
367	0.41979222	347	0.73513334	356	0.76703	347	0.92065
246	0.47092584	235	0.74252718	126	0.76876	345	0.92323
136	0.50664312	134	0.77139899	246	0.7719	257	0.92422
346	0.52669379	237	0.7769782	367	0.77484	235	0.93125
145	0.53403985	357	0.78193093	346	0.7932	237	0.93345
147	0.54400121	457	0.79595828	236	0.81528	457	0.94546
126	0.56167886	124	0.83210705	147	0.82045	357	0.94715
236	0.58855841	234	0.87429245	145	0.83351	123	0.94791
567	0.60102567	123	0.90084874	567	0.8353	234	0.95997
135	0.63929144			135	0.84253		

Los resultados obtenidos con el método indican que si la banda térmica (TM 6) no es tenida en cuenta, las tripletas de bandas 147 (o si se prefiere, 741) y 541 son las mejores, quedando la 531 en tercera posición. El orden de las dos mejores tripletas está intercambiado en las imágenes de verano y otoño, pero presentan valores muy similares. Como era de esperar las bandas del visible son las más intercorrelacionadas, presentando los índices mayores.

El análisis de las tres bandas con mayor varianza es el origen de otro método de selección de bandas, el llamado *Optimum Index Factor* u OIF (Jensen, 1986). El OIF utiliza las estadísticas multibanda para todas las tripletas posibles, y se define como:

$$O.I.F = \frac{\sum_i S_i}{\sum_{ij} |C_{ic_j}|}$$

donde S_i es la desviación típica de la banda i y C es el coeficiente de correlación de los pares de bandas de cada triplete. Al igual que el IOBS, el OIF es un valor estadístico que se usa normalmente para seleccionar combinaciones de bandas para la creación de composiciones de color. Así, la combinación óptima de bandas dentro de todas las posible tripletas es la que presenta la mayor cantidad de información, en el sentido de la mayor suma de desviaciones típicas, con la menor duplicación, en el sentido de la menor correlación entre pares de bandas. Los valores del OIF para las combinaciones de bandas posibles se muestran en la tabla 4.2.

Como se puede observar, el método del OIF señala a las combinaciones 741, 751 y 541 como las más adecuadas para elaborar composiciones en falso color. Para la imagen de otoño, el IOBS da como mejor triplete la 741 mientras que el OIF señala a la 751 como la mejor. Como segunda y tercera triplete ambos métodos coinciden en la 541 y 531.

Finalmente, sobre la base del análisis visual y a los resultados obtenidos con ambas técnicas se han seleccionado las composiciones de color (RGB) TM 741, 742, 751, 541 y 531 como las más interesantes para la zona de Cabo de Gata. Se ha de destacar el hecho de que la combinación 742, con gran interés para la interpretación visual, no aparece entre las mejores combinaciones en ninguno de los dos métodos utilizados. Este hecho trae a colación que la utilización de los métodos estadísticos, como son el IOBS y el OIF, no implica que la composición de color con el mejor índice sea siempre la mejor, ya que esto dependerá en gran medida del objetivo del trabajo. Debe también mencionarse que el ruido en una de las bandas se traduce en un aumento de

Capítulo 4

las varianzas de los números digitales, y por lo tanto resultará en que esta banda aparecerá en todas las combinaciones con índices altos. Por la razón expuesta, se realizó también un análisis visual de numerosas composiciones de color, siempre teniendo en cuenta que uno de los objetivos del estudio era la discriminación de materiales volcánicos alterados hidrotermalmente, de tal manera que se escogieron como más adecuadas las composiciones TM541, TM742 y TM475. En general, las composiciones que incluyen la banda TM 7 son muy útiles en la discriminación litológica en el área, como se comenta más adelante en este capítulo.

Tabla 4.2. OIF de las imágenes Landsat TM (sólo bandas reflectivas) de Cabo de Gata de primavera (2-4-91), verano (7-7-91) y otoño (12-11-91). El índice es independiente del orden de las bandas dentro de cada tripleta.

Idoneidad	Imagen de invierno		Imagen de verano		Imagen de otoño	
	Tripleta TM	OIF	Tripleta TM	OIF	Tripleta TM	OIF
1	145	25.009	157	26.733	157	17.562
2	345	22.344	135	25.932	145	16.871
3	157	21.610	145	25.635	135	15.959
4	457	21.331	125	24.284	457	15.942
5	147	21.198	257	21.810	345	15.257
6	245	20.822	357	21.663	357	15.251
7	135	20.231	235	21.639	257	14.995
8	125	18.632	345	21.635	125	14.840
9	347	18.611	245	21.050	245	14.492
10	357	18.409	457	20.349	235	13.835
11	257	17.963	147	19.651	147	13.171
12	235	17.189	137	19.536	137	12.202
13	247	17.130	127	17.793	347	11.897
14	134	16.334	347	16.572	127	11.053
15	137	15.722	134	16.398	247	11.025
16	127	14.248	237	15.864	237	10.319
17	124	14.068	247	15.626	134	10.224
18	234	13.708	124	14.411	124	8.902
19	237	13.043	123	14.090	234	8.730
20	123	10.711	234	13.478	123	8.332

El análisis visual preliminar de las composiciones de bandas seleccionadas por los distintos métodos, permitió diferenciar claramente las principales unidades geológicas presentes en el área: (a) rocas volcánicas dacíticas e ignimbríticas alteradas de la Caldera de Rodalquilar, (b) rocas volcánicas andesíticas anfibólicas sin alterar de la Caldera de los Frailes, (c) rocas volcánicas brechoides sin alterar de La Serrata de Níjar, (d) rocas volcánicas andesíticas piroxénicas del campo de domos de Cabo de Gata, (e) rocas volcánicas andesíticas y dacíticas al norte de Rodalquilar, (f) calizas arrecifales terciarias, y (g) depósitos sedimentarios terciarios y cuaternarios. Para ello

se utilizaron como guías principales el color y la morfología de las formaciones en las imágenes, así como la diferenciación de las características estructurales principales (véanse las figuras 3.1, 4.3, 4.5). La información de tipo estructural y geomorfológica fue completada con el análisis de la imagen SPOT HRV pancromática realizada espacialmente y de las fotografías aéreas (figura 4.5). La metodología adoptada consistió en la visualización tanto en papel como en pantallas de ordenador de alta resolución de las combinaciones RGB seleccionadas y en la posterior digitalización de los contactos entre las unidades discernibles más significativas. En concreto, las andesitas anfibólicas se distinguen por presentar tonos azules en las composiciones de color citadas. Las andesitas piroxénicas presentan tonos verdosos, salvo las brechas piroclásticas de andesita piroxénica que presentan tonos más azulados y muy oscuros. Las rocas más ácidas de tipo riolítico presentan tonos variables pero siempre más claros que las anteriores. Todo el cortejo de rocas volcánicas puede aparecer en tonos más claros cuando es afectado por alteración hidrotermal, aunque las composiciones de color de bandas TM brutas aporta poca información en este sentido. Los materiales calcáreos bioclásticos terciarios aparecen en tonos claros y dando resaltes debido a que conservan su posición original y a su resistencia. Los materiales más recientes de tipo aluvial y suelos rojos aparecen en tonos rojizos y marrones, rellenando las depresiones entre los relieves volcánicos. El proceso de interpretación es detallado para cada técnica empleada más adelante en este capítulo.

4.4.5 Signaturas espectrales

En el trabajo se realizó también un análisis estadístico de las signaturas espectrales para comparar los datos radiométricos y las composiciones minerales de diferentes tipos de suelos y rocas. El análisis se orientó de dos formas: (a) analizando las firmas espectrales de las unidades litológicas procedentes de la cartografía geológica existente, y (b) haciendo un estudio de las signaturas espectrales procedentes de los datos obtenidos de la fotointerpretación. Los datos de la fotointerpretación se obtuvieron con distintas técnicas y se muestran más adelante (figura 4.17), pero este punto se expone aquí debido a que se desarrolló a la vez que se aplicaban las citadas técnicas y a que sirve como introducción al fundamento espectral de las mismas. En cuanto a las curvas de reflectancia espectral, éstas representan el porcentaje de luz incidente reflejada por los materiales en función de la longitud de onda. La figura 4.6 muestra las curvas de reflectancia espectral en las regiones del visible y del infrarrojo reflejado para algunas rocas volcánicas y sedimentarias típicas. Un uso práctico de

Capítulo 4

tales curvas es proporcionar un estándar de comparación para identificar el espectro de materiales desconocidos. Otro uso es reconocer regiones espectrales en las que pueden diferenciarse distintos materiales.

Hasta hace poco la mayoría de las curvas de reflectancia espectral de las rocas y los minerales eran medidos en el laboratorio utilizando pequeñas muestras pulverizadas de material fresco sin alterar. En la realidad, sin embargo, las rocas presentan siempre diversos grados de alteración, tienen contenidos en humedad variables y están parcial o incluso totalmente ocultas por la vegetación y el suelo que tienen a su vez firmas espectrales diferentes de las suyas (Lillesand, 1999). Los espectros de laboratorio están basados en muestras homogéneas de unos pocos centímetros cuadrados, mientras que una fotografía o una imagen, adquiridas a altitudes que varían de los cientos de metros a los cientos de kilómetros, integra la reflectancia de un área mucho

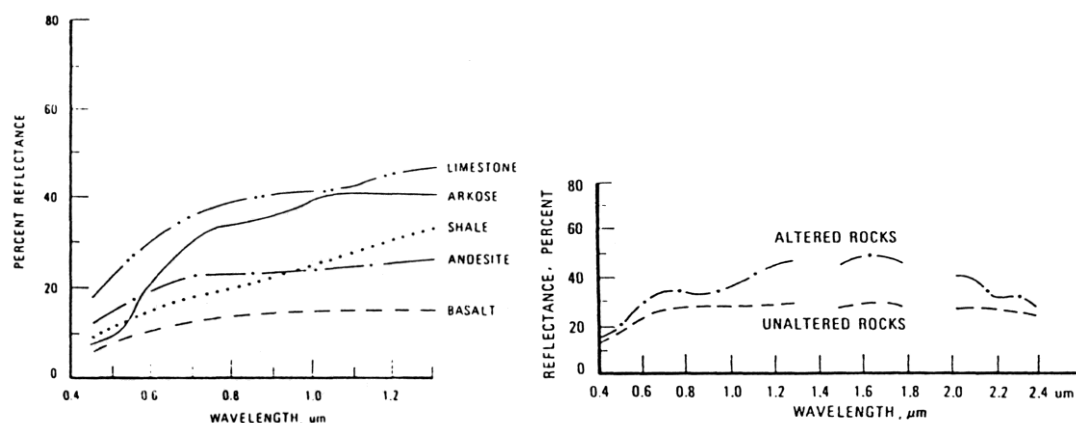


Figura 4.6. Espectro de reflectancia medido en el campo para (a) algunas rocas volcánicas y sedimentarias comunes y (b) rocas alteradas y no alteradas (Sabins, 1996).

mayor del terreno (es función del *IFOV* o ángulo de visión instantáneo del sensor). En la figura 4.2 se mostraban los espectros de reflectancia de laboratorio de algunos minerales silicatados característicos de las zonas de alteración.

Las diferencias entre el espectro de las rocas alteradas y no alteradas se puede resumir (Gupta, 1991; Drury, 1993) en que:

- a) Las rocas alteradas presentan una reflectancia general mayor que las rocas sin alterar debido a la alta reflectancia de los minerales que se forman en los procesos hidrotermales tales como el cuarzo, la alunita y los minerales de la arcilla (figura 4.6b).

- b) La curva de reflectancia espectral de las rocas alteradas presenta oscilaciones apreciables (picos y valles) en contraste con las formas suaves de las curvas de las rocas sin alterar. El fuerte mínimo de reflectancia en los 2.2 micrómetros es debido fundamentalmente a los minerales de la arcilla y la alunita presentes en las rocas alteradas.

Para obtener las firmas espectrales de las diversas litologías se utilizó la imagen Landsat TM de verano debido a su mejor resolución espectral. Se estimaron las reflectancias espectrales de las litologías usando la formulación descrita por Chuvieco (1996). Se realizaron máscaras para cada litología sobre la base del mapa geológico, para cada clase sobre la base de un mapa de interés geominero y para cada clase sobre la base del mapa fotointerpretado. Después, los valores digitales se convirtieron de nuevo a valores de radiancia a partir de los coeficientes de calibración del sensor:

$$L_{sen,k} = a_{0,k} + a_{1,k} ND_k$$

donde $L_{sen,k}$, corresponde a la radiancia espectral recibida por el sensor en la banda k (en W/m^2 sr mm); $a_{0,k}$ y $a_{1,k}$ son los coeficientes de calibración para esa banda, y ND_k , corresponde al número digital de la imagen en la misma banda. Conviene considerar que la radiancia detectada por el sensor ($L_{sen,k}$) depende de varios factores. Principalmente es una función de la radiación solar incidente, de la respuesta de la cubierta terrestre a dicha radiación, y del aporte de radiancia debida a la atmósfera. En suma se puede expresar:

$$L_{sen,k} = L_{su,k} \rho_k \tau_k + L_{a,k}$$

esto es, la radiancia detectada por el sensor, es una función de la proveniente del sol, en esa banda del espectro, tal y como se mide en el suelo ($L_{su,k}$); de la reflectividad espectral de la cubierta (ρ_k), de la transmisividad de la atmósfera (τ_k), y de la radiancia aportada por la dispersión atmosférica ($L_{a,k}$). A partir de aquí se puede expresar la reflectividad como:

$$\rho_k = \frac{L_{sen,k} - L_{a,k}}{L_{su,k} \tau_k}$$

Por otro lado, asumiendo que la superficie tenga un comportamiento lambertiano, se puede estimar la radiancia que llega al suelo, en la fecha concreta de adquisición de la imagen, a partir de los siguientes parámetros:

Capítulo 4

$$L_{su,k} = \frac{E_{0,k} \cos \theta}{K \pi}$$

donde $E_{0,k}$ es la irradiancia solar extraterrestre (en esa banda del espectro), θ es el ángulo cenital, y K es el factor corrector de la distancia Tierra-Sol, calculado como: $1+0.0167(\sin(2\pi(\text{día}-93.5)/365))^2$. Los valores de la irradiancia solar para las bandas del sensor TM están tabulados. Luego, a partir de las fórmulas anteriores, se puede calcular la reflectividad de la cubierta como:

$$\rho_k = \frac{L_{sen,k} - L_{a,k}}{\frac{E_{0,k} \cos \theta}{K \pi} \tau_k}$$

Luego, el proceso de traducción de ND a reflectancia se ejecutó en tres fases: (1) corrección atmosférica de la imagen mediante el método del objeto oscuro para eliminar la radiancia aportada por la dispersión atmosférica, (2) conversión de ND a valores de radiancia ($L_{sen,k}$), a partir de los coeficientes de calibrado del sensor, y (3) estimación de los valores de reflectividad (ρ_k), conociendo la fecha (K y el ángulo θ). En este caso particular, si asumimos la corrección atmosférica, para convertir los ND a valores de radiancia del sensor ($L_{sen,k}$), por ejemplo, para la banda TM1, el cálculo realizado fue:

$$L_{sen,1} = -0.06662 + 0.04197 ND_1$$

A partir de este valor de radiancia, se estimó la reflectividad, conociendo K y θ . Así, por ejemplo, para el día de obtención de la imagen de otoño (12 de Noviembre de 1991), el ángulo de elevación solar θ era 31.5° ($\cos \theta = 0.853$), y el factor K equivalía a 1.01. En consecuencia, asumiendo la corrección atmosférica previamente realizada, la fórmula para la banda TM1, se convertiría en:

$$\rho_1 = \frac{1.01 \pi (-0.06662 + 0.04197 ND_1)}{138.25 * 0.853}$$

En la zona de estudio el análisis de las firmas espectrales se orientó principalmente a la caracterización de las rocas volcánicas alteradas hidrotermalmente frente a las no alteradas. Para las clases litológicas basadas en la fotointerpretación, se observa que en general cuanto mayor es la alteración hidrotermal estas presentan reflectancias relativamente mayores para todas las bandas TM, ajustándose bastante bien al modelo teórico esperado para las rocas alteradas comentado anteriormente. La diferencia se hace notable en torno a la longitud de onda de la banda TM5, donde las curvas de las

litologías con mayor grado de alteración hidrotermal se separan claramente de las menos alteradas. Esto se aprecia en la figura 4.7 donde se han representado las firmas espectrales de varias clases del mapa fotointerpretado con diversos grados de alteración. Se observa que la clase 9, correspondiente a rocas con un grado de alteración elevado, se ajusta perfectamente a la distribución teórica ideal presentando también valores menores que la clase con alteración media en torno a la longitud de onda de la banda TM7 (2.2 μm).

Se estimaron también las reflectancias de las clases de interés del mapa geológico/litológico. En este caso, para conseguir la caracterización de las rocas volcánicas de interés fue necesario realizar una selección de las litologías debido a su

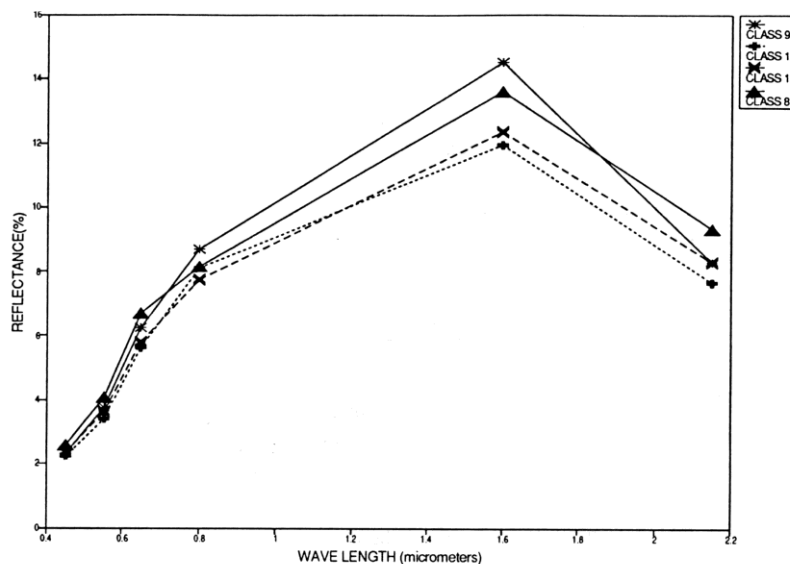


Figura 4.7. Espectro de reflectancia de algunas rocas volcánicas de la zona de estudio de Cabo de Gata (mapa fotointerpretado). Clase 8: andesitas alteradas. Clase 9: andesitas y dacitas fuertemente alteradas. Clase 12: rocas no alteradas. Clase 13: rocas con alteración baja.

gran número. Para obtener resultados coherentes se trabajó confrontando firmas espectrales de litologías que presentaban cierta relación o similitud entre sí. De este modo, se confrontaron las firmas espectrales correspondientes a las litologías más importantes aflorantes en el distrito de Rodalquilar, que se representan simultáneamente en la figura 4.8. Se aprecia que, en general, las litologías con mayor grado de alteración presentan valores de reflectancia relativamente mayores que el resto, salvo la litología correspondiente a la clase 18 que presenta valores menores.

Capítulo 4

Se procedió de la misma forma con las litologías aflorantes en torno al distrito de San José, pero en este caso las firmas espectrales no presentaban una disposición tan clara y aparecían algunas anomalías. En la figura 4.9 se observa que la clase 3, correspondiente a una litología poco o nada alterada, presenta valores de reflectancia mayores que la clase 4 que corresponde a esa misma litología pero con grado de alteración mayor. Esto es atribuible a que la clase 3 presenta una gran distribución areal y aglutina un gran número de respuestas espectrales incluyendo también zonas puntuales de alteración apreciable, es decir, a la no homogeneidad espacial de la composición.

Por tanto, en la zona de Cabo de Gata el estudio de las firmas espectrales permite

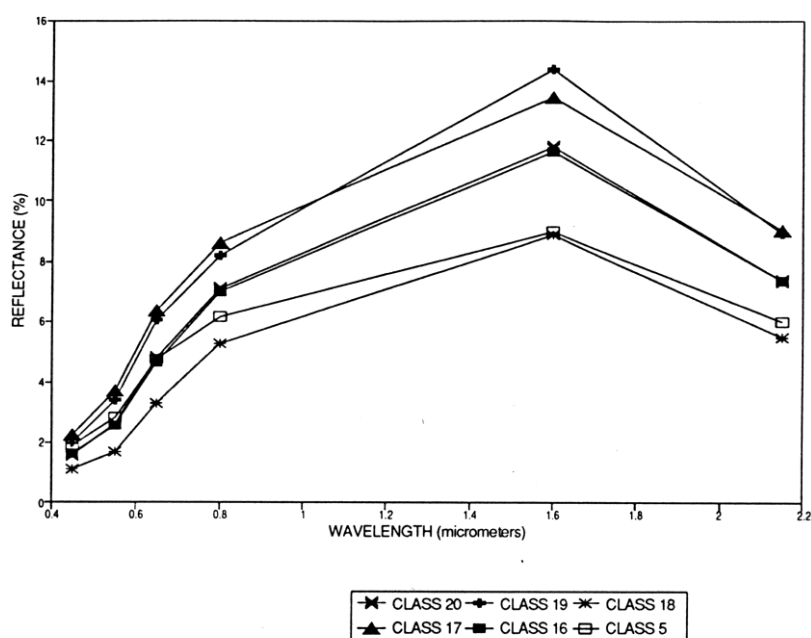


Figura 4.8. Espectro de reflectancia de algunas rocas volcánicas aflorantes en el distrito de Rodalquilar (mapa geológico). Clase 20: dacitas cuarzo-anfibólicas de grano fino. Clase 19: Dacitas ignimbríticas con tobas e ignimbríticas basales con alteración endógena. Clase 18: Dacitas anfibólicas rojo-violáceas con alteración endógena. Clase 17: Brechas de colapso de dacitas anfibólicas rojo-violáceas. Clase 16: Flujos piroclásticos e ignimbríticos del área del Cinto con alteración endógena. Clase 5: Brechas piroclásticas de andesita piroxénica.

una buena caracterización de las rocas alteradas hidrotermalmente, identificándose éstas, en general, por presentar valores de reflectancia relativamente mayores que las no alteradas. Esta circunstancia será explotada por las técnicas de cocientes de bandas y análisis de componentes principales para su estudio y detección.

4.4.6 Cocientes de bandas

Al igual que los datos de una imagen o números digitales (ND) se pueden mostrar como imágenes en gris de bandas individuales, o como imágenes en color de tres bandas, los datos se pueden mostrar como diversas combinaciones aritméticas. De esas combinaciones, quizás la más útil para el realce de ciertas características en imágenes multispectrales sea el cociente de una banda con otra. El cociente entre bandas implica ejecutar una división, píxel a píxel, entre dos o más valores de bandas en la misma imagen. Teóricamente, esto debería producir un rango de nuevos valores para el píxel que iría de cero a infinito, sin embargo, en la práctica, debido a que el rango de valores en cada banda es restringido y a la fuerte correlación entre bandas,

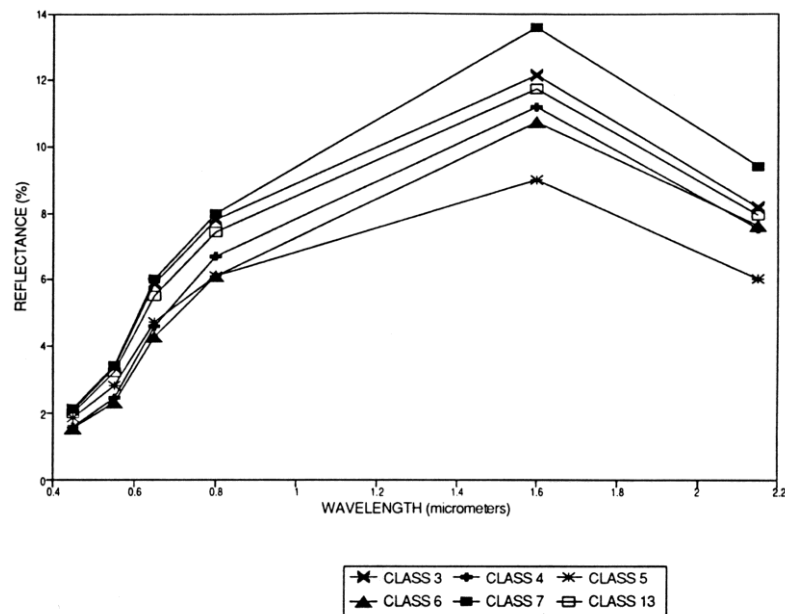


Figura 4.9. Espectro de reflectancia de algunas rocas volcánicas aflorantes en el distrito de San José (mapa geológico). Clase 3: andesitas piroxénicas. Clase 4: andesitas piroxénicas con alteración endógena. Clase 5: brechas piroclásticas de andesita piroxénica. Clase 6: brechas piroclásticas de andesita piroxénica con alteración endógena. Clase 7: lapilli o tobas volcánicas de andesitas piroxénicas. Clase 13: dacitas y andesitas anfibólicas.

los cocientes rara vez caen fuera del rango 0.25-4.0. Este estrecho rango de los cocientes supone a su vez un problema menor, ya que normalmente los valores han de ser reescalados a valores enteros positivos entre 0 y 255.

Los cocientes proporcionan información espectral (color), ya que permiten realzar objetos en una imagen cuando sus pendientes espectrales presentan ciertas

Capítulo 4

diferencias (Gupta, 1991), es decir, el análisis de cocientes de bandas permite detectar diferencias espectrales entre bandas. Los cocientes han demostrado gran utilidad en discriminación entre suelos y vegetación, en la detección de alteraciones hidrotermales, así como en la reducción del efecto de las condiciones de iluminación (sombras) y de la topografía (pendiente y orientación) (Gupta, 1991; Drury, 1993; Sabins, 1996; Chuvieco, 1996; Harris et al., 1998; Lillesand, 1999). Es esta última una

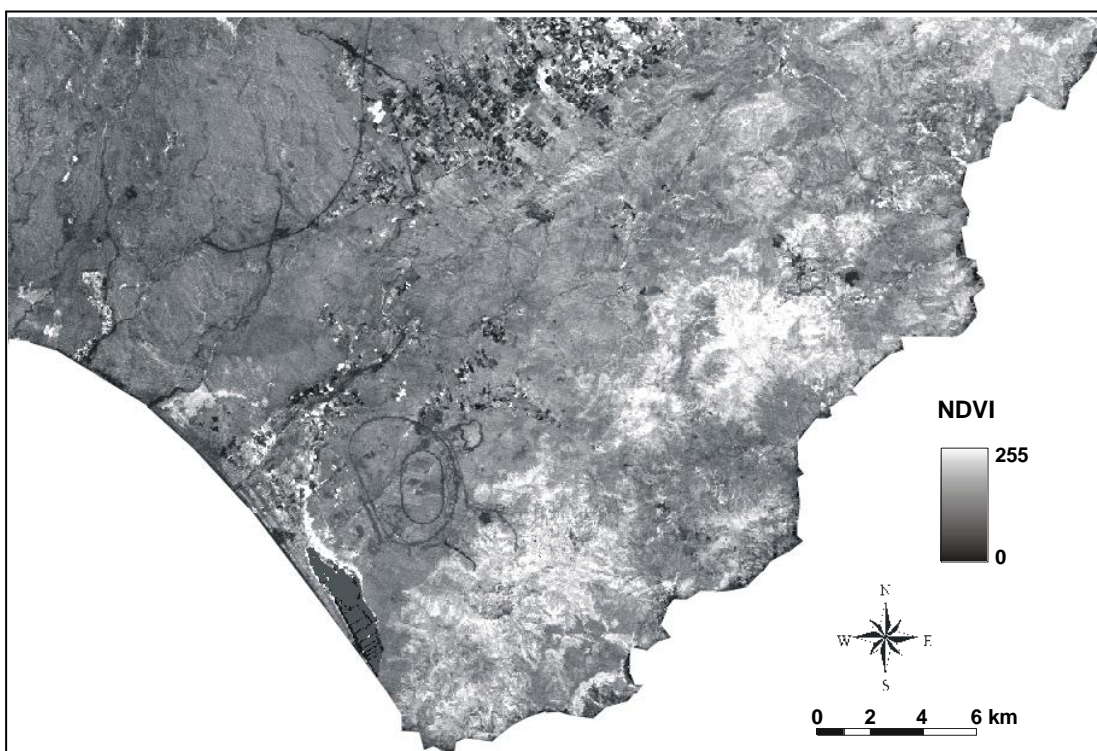


Figura 4.10. Imagen que muestra el índice de vegetación NDVI (re-escalado de [0-1] a [0-255] para visualización). Los valores altos, en blanco, indican mayor presencia de vegetación. Esta imagen sirvió para generar una máscara binaria de vegetación.

de las características más valiosas de los cocientes. En la práctica, los cocientes están influenciados por el efecto ubicuo de la atmósfera y arrastran el efecto topográfico, por lo que es necesario corregir el efecto de la atmósfera previamente (véase Lillesand, 1999). Por el contrario, una desventaja de los cocientes es que suprimen las diferencias en albedo (Sabins, 1996).

Tabla 4.3. Algunos cocientes de bandas de significado espectral conocido (Drury, 1993; Sabins, 1996).

Cociente de bandas	Utilidad
TM 7/5	argilítico frente no argilítico
TM 3/4, HRV 3/2	rocas frente a vegetación
TM 5/1	Fe ₃ ⁺⁺ , Fe ₂ ⁺ frente ausencia de Fe
TM 4/2 y TM 3/1	Fe frente ausencia Fe
TM 5/4	minerales ferrosos

La propiedad más importante de una imagen cociente es que algunas de las características en la curva de la signatura espectral de un material concreto pueden ser acentuadas (Drury, 1993). Si las bandas utilizadas son escogidas de forma que reflejen los picos, zonas de absorción y cambios en la pendiente de la curva, entonces éstas pueden ser combinadas en pares de cocientes para expresar aspectos de la signatura espectral del material. Los cocientes son especialmente útiles cuando el numerador representa valores espectralmente constantes para un objeto concreto, mientras que el denominador sufre variaciones con respecto a las características espectrales del material estudiado (Gupta, 1991). Por tanto, la clave en el tratamiento digital de los cocientes de bandas es el análisis y la comparación de algunas combinaciones con significado espectral conocido. Para ello es necesario tener en cuenta las signaturas espectrales de los objetos de interés. En la tabla 4.3 se citan algunos cocientes clásicos.

En el punto dedicado a las guías de teledetección utilizadas en exploración se avanzó el interés que pueden presentar algunos cocientes de bandas, aspecto comentado también en la sección anterior. En la investigación se analizaron numerosos cocientes de bandas TM como son: 5/7, 1/3, 4/5, 4/7, 5/4, 5/1, 3/1 y 4/3. En concreto, el cociente entre las bandas 4 y 3 del sensor TM (y el 3/2 del sensor HRV) se utilizaron como indicadores de la vegetación, debido a la alta reflectancia que presenta la vegetación en el intervalo de longitudes de onda cubierto por la banda TM 4 (HRV 3) con respecto a la banda TM 3 (HRV 2). Se utilizó una combinación especial muy común denominada NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) que usa el cociente entre la suma y la diferencia de las bandas TM 4 y TM 3 para derivar una imagen que indica con valores altos la presencia de vegetación (índice de biomasa). Aunque ésta es escasa en el área, en ciertas zonas los matorrales dificultan la interpretación geológica de algunas de las imágenes cociente (TM 5/7), por lo que se generó una máscara de vegetación a partir de esta imagen NDVI (figura 4.10). La máscara fue elaborada clasificando la imagen en dos clases (0 y 1) usando como umbral la media más dos desviaciones típicas. La validez de la máscara se comprobó superponiéndola a la composición en falso color RGB TM 432. Las imágenes cociente fueron entonces

Capítulo 4

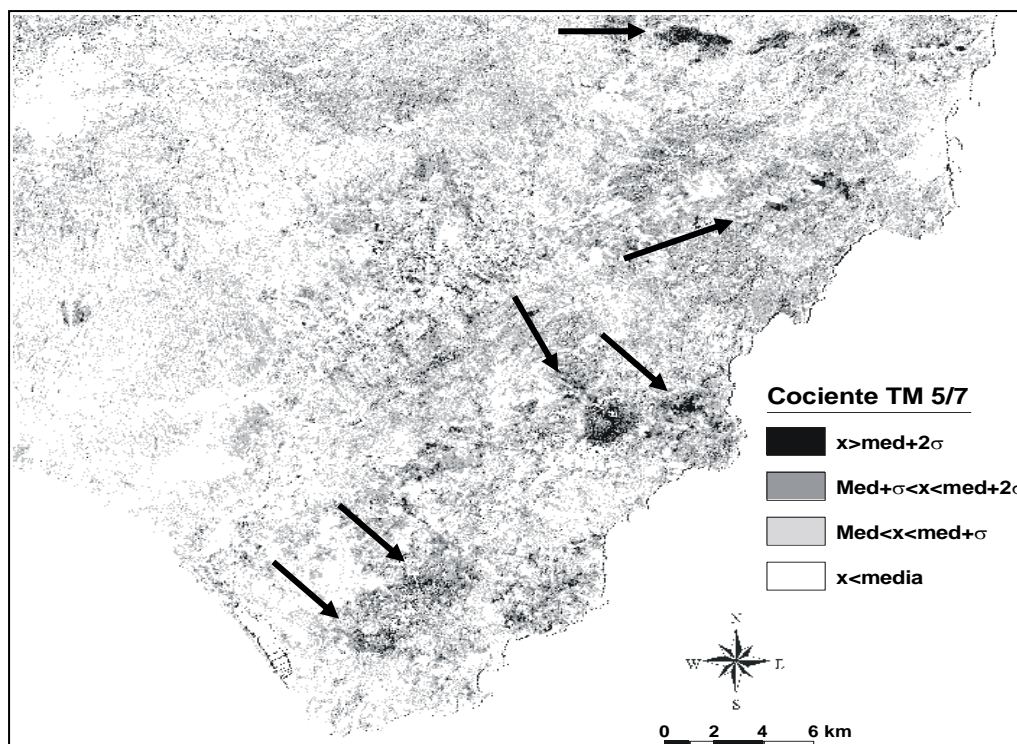


Figura 4.11. Imagen cociente TM 5/7 clasificada en cuatro clases. Las zonas con índice de vegetación (NDVI) elevado han sido excluidas. Las flechas indican las zonas de mayor interés. Esta imagen incluye la zona norte de Carboneras ($x=ND$; Med=media; σ =desviación típica).

combinadas con la máscara para eliminar las zonas más problemáticas debido a la actividad vegetal aislando así los afloramientos rocosos y suelos. Éstas se sitúan en la zona de la Rellana y Majada Redonda, así como más al sur en distintos puntos de la Sierra de Cabo de Gata.

Las rocas volcánicas alteradas de la zona de estudio contienen minerales de la arcilla tipo alunita, pirofilita, caolinita, illita-esmectita y clorita (que no aparecen en las rocas que no han sufrido alteración hidrotermal). Estos minerales presentan una serie de picos de absorción muy característicos en sus curvas espectrales centrados en la banda TM 7 (2.08-2.35 μm) (figura 4.2) mientras que presentan alta reflectividad en las longitudes de onda captadas por la banda TM 5. Como se ha indicado anteriormente, esto hace que un cociente entre la banda TM 5 y la TM 7 permita detectar los minerales de la arcilla, haciéndolo especialmente útil en la detección de zonas alteradas hidrotermalmente, que aparecerán con valores relativamente altos. Para facilitar su interpretación la imagen cociente fue clasificada en cuatro clases usando la media y la desviación típica, de forma que los límites entre las clases corresponden a la media, la media más una desviación típica y la media más dos desviaciones típicas (figura 4.11).

Las áreas que presentan valores mayores del cociente, y por tanto potencialmente más intensamente alteradas, se sitúan en el Cerro del Cinto y el Cerro de los Tollos, así como en el suroeste del Pozo de los Frailes. La imagen indica que en todo el sector noroeste de la Sierra de Cabo de Gata afloran también rocas alteradas. Al sur de la caldera de los Frailes aparece un sector potencialmente alterado, posiblemente relacionado con las explotaciones de arcillas industriales tipo bentonita. Se intuyen igualmente al oeste de Carboneras algunos lineamientos de afloramientos

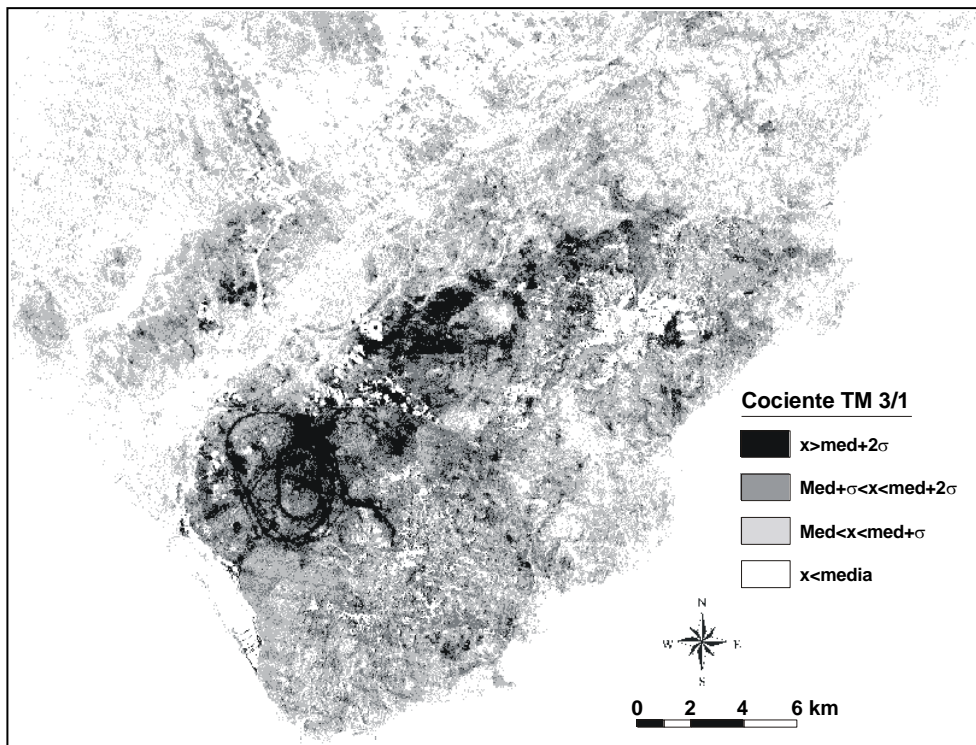


Figura 4.12. Imagen cociente TM 3/1 clasificada en cuatro clases. Las zonas con índice de vegetación (NDVI) elevado han sido excluidas ($x=ND$; Med=media; s =desviación típica).

potencialmente alterados con dirección aproximada NE-SO. Aparece también muy claramente una zona al norte de Carboneras, ya fuera del área de estudio (distrito de Palá), que presenta una alineación E-O con valores muy altos. La posible confusión con zonas vegetadas se evitó mediante la máscara de vegetación. Existen otras soluciones a este problema, como es el cálculo de los componentes principales de los cocientes TM 5/7 y TM 4/3 y la comprobación de qué componente es el más relacionado con el contenido en minerales de la arcilla.

Capítulo 4

El cociente TM 3/1 se utiliza como indicador de contenido en hierro. En concreto, éste permite destacar las rocas que contienen sulfuros de hierro (en la zona es principalmente pirita) que han sufrido oxidación a minerales como hematites, jarosita, limonita, etc. Esto se debe a que la transición carga-transferencia Fe-O se caracteriza por una amplia banda de absorción en longitudes de onda menores de $0.55 \mu\text{m}$ (Drury, 1993). Esto provoca que las rocas alteradas sean menos reflectivas en la banda TM 1

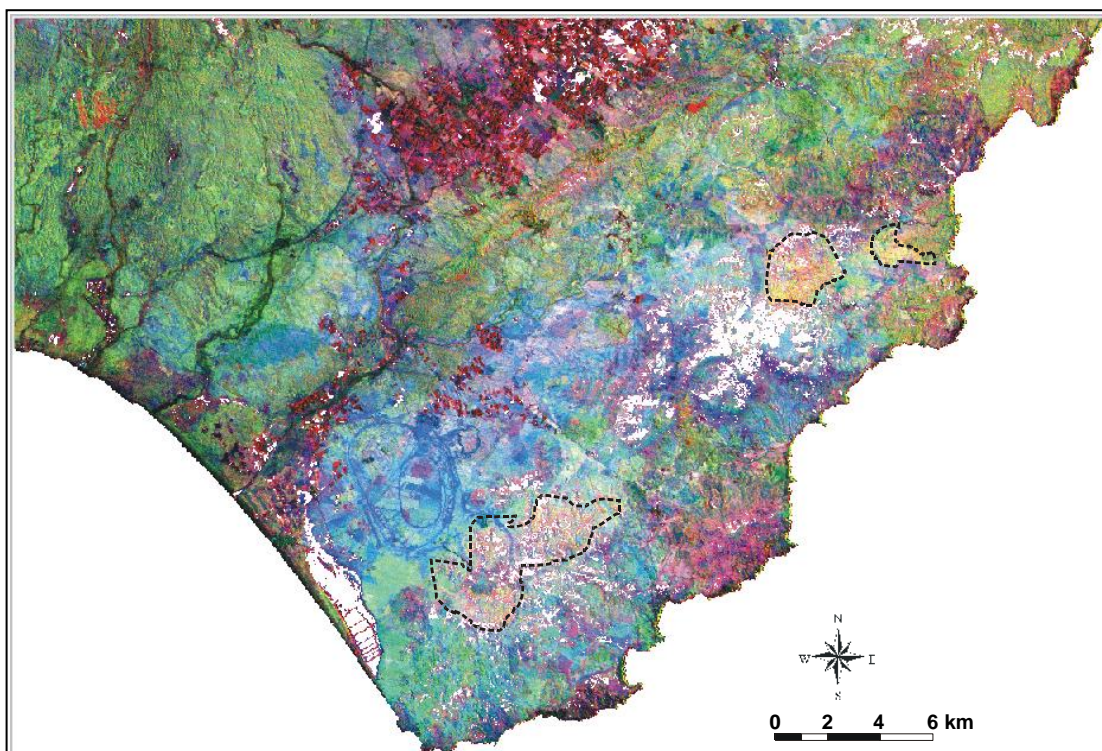


Figura 4.13. Composición de color de los cocientes TM 5/7, 5/4, 3/1 en RGB. Las zonas potencialmente más intensamente alteradas aparecen en tonos amarillos y han sido delimitadas de forma aproximada por un trazo discontinuo. Las zonas con alta biomasa han sido eliminadas.

que las frescas debido a dicha absorción, mientras que son más reflectivas en la TM 3, por lo que el cociente presenta valores altos en dichas zonas. Esta es la causa de la intensa coloración roja de las rocas con alto contenido en óxidos e hidróxidos de hierro, aunque en ocasiones esta coloración es enmascarada por la mezcla de los óxidos de hierro con grandes cantidades de minerales tales como cuarzo que reflejan fuertemente todas las longitudes de onda (Gupta, 1991). La imagen índice, tratada y clasificada de igual forma que la anterior, indica que los materiales más alterados a óxidos de hierro se sitúan al oeste de la Sierra de Cabo de Gata, y corresponden fundamentalmente a suelos que presentan tonos rojizos in situ (figura 4.12). Se observan claramente distintas estructuras antrópicas debidas a obras recientes en el

sector. De forma similar, el cociente verde/azul del visible (TM 2/1) o rojo/verde (TM 3/2) presentan valores altos para zonas limoníticas. La presencia de hierro produce también una absorción entre 0.85 y 0.92 μm debido al efecto cristal-campo (Drury, 1993). Esta absorción coincide con la banda TM 4, por lo que un cociente de la banda TM 5, que presenta valores altos para minerales con hierro, con la banda TM 4 destacará con valores altos la presencia de rocas con minerales de hierro oxidados.

La combinación de índices para crear composiciones de color es una de las herramientas más útiles para la interpretación litológica y de zonas de alteración. Se experimentaron numerosas combinaciones para crear composiciones de color RGB. En concreto, las clásicas composiciones RGB TM 5/7,5/4,3/1 y TM 5/7,3/1,4/3 permitieron delinear diversas zonas de alteración. En la primera combinación, que se muestra en la figura 4.13 tras un realce de contraste para igualar las medias de cada banda (BCET), las zonas intensamente alteradas aparecen en tonos amarillos indicando presencia de minerales de la arcilla y de sólo algunos minerales con hierro (en concreto los caracterizados por el efecto cristal-campo). En esta imagen son claramente distinguibles las zonas alteradas en torno al Cerro del Cinto y los Tollos en el distrito de Rodalquilar y la zona alrededor de las antiguas explotaciones de Alemanes Nuevos en el distrito de San José. En la segunda combinación las zonas alteradas aparecen en tonos rojos y coinciden muy aproximadamente con las discernibles con la otra combinación. La interpretación de las diversas imágenes cociente permitió cartografiar las principales zonas con cierto grado de alteración, lográndose diferenciar, de forma semi-cuantitativa, hasta cuatro niveles de alteración hidrotermal en función de la intensidad (figura 4.17): (1) alteración baja, (2) alteración media, (3) alteración alta o fuerte, y (4) alteración muy fuerte. Para ello se realizaron diversas reclasificaciones de los índices y se interpretó visualmente la extensión de cada clase, comprobándola con las composiciones de color de bandas TM y de cocientes de bandas TM.

4.4.7 Análisis de componentes principales

Como se ha indicado en la sección dedicada a la selección de bandas, las bandas de una imagen que son adyacentes en el espectro suelen estar correlacionadas, por lo que una composición en falso color puede suponer una mejora pequeña respecto a una imagen con una sola banda. Un método para mejorar la dispersión de los datos es redistribuirlos alrededor de otro conjunto de ejes en un espacio multidimensional que

Capítulo 4

maximice la separación de las diferencias en los datos, y el procedimiento más usado para esto es el análisis de componentes principales (ACP) (Lillesand, 1999).

El ACP permite sintetizar las bandas originales, creando nuevas bandas (los componentes principales de la imagen), que recogen la mayor parte de la información original. El objetivo del ACP es por tanto resumir un grupo amplio de variables en un nuevo conjunto, más pequeño, sin perder una parte significativa de la información original. Las n bandas originales son proyectadas en n nuevos componentes principales como combinaciones lineales utilizando factores de ponderación llamados vectores propios o eigenvectores. Los eigenvectores corresponden a la contribución de cada banda a cada uno de los componentes. La varianza de los datos originales se muestra ahora como varianzas de los n componentes principales, llamados valores propios o eigenvalores. El eigenvalor más alto está asociado al primer componente principal, y valores progresivamente más bajos con cada uno de los componentes de mayor orden.

Por tanto, los componentes principales de una imagen multibanda corresponden a combinaciones lineales de las bandas originales. Estos componentes principales se caracterizan por no estar correlacionados y por concentrar en los primeros de ellos la mayor parte de la información contenida en los datos originales. Para la aplicación del ACP no se requiere un conocimiento previo de los materiales geológicos presentes, y al mismo tiempo es de fácil aplicación. El método permite además una buena discriminación entre los materiales una vez que se ha eliminado la redundancia espectral o correlación entre las bandas de la imagen multispectral, reduciendo a la vez la dimensionalidad de los datos. Existen variantes del ACP de gran utilidad para interpretación geológica como son el Análisis Canónico y sobre todo el llamado *Decorrelation Stretch* (véase Sabins, 1996). Vives Ruiz de Lope (1995) ha mostrado que esta última técnica basada en el realce de contraste en el espacio de las componentes principales, produce un realce óptimo del color, obteniéndose así composiciones muy adecuadas para el análisis visual de unidades litológicas. En el Capítulo 5 se comentan los resultados de la aplicación de esta técnica combinada con la integración de imágenes.

El ACP fue aplicado a las bandas Landsat TM y se analizaron diversas composiciones de color basadas en los componentes principales. En algunos análisis se excluyó la banda TM 6, correspondiente al térmico, por su baja resolución espacial (120m). En la tabla 4.4 se muestran los eigenvectores y eigenvalores para la transformación de componentes principales realizada sobre la imagen TM de verano. La transformación de componentes principales además de eliminar la correlación entre bandas concentra el 97%-98% de la varianza total en los tres primeros componentes. La matriz de

coeficientes de correlación derivada de la matriz de covarianzas indica una correlación fuerte entre las bandas 5-7, 1-2, 1-3, 2-3, y 3-4. Estos valores, evidentemente, pueden cambiar significativamente dependiendo de los objetos presentes en la escena, de forma que, por ejemplo, en una subescena TM de Macael, al norte de la provincia de Almería, las correlaciones más altas corresponden a las bandas 2-3, 5-7 y 1-2. La matriz de eigenvectores indica que el primer componente principal presenta contribuciones positivas para todas las bandas, como es característico en escenas TM. Esto confirma que el componente principal 1 es a grosso modo una media de todas las bandas originales, y de hecho, una inspección visual rápida así lo confirma. Las composiciones de color creadas con los tres primeros componentes principales facilitan la discriminación litológica si se comparan con combinaciones simples de las bandas originales. Sin embargo, esto no significa que se deban ignorar el resto de componentes, ya que pueden ayudar a discriminar otros aspectos de interés (sección 4.4.7.1). La calidad visual de las imágenes se ve también mejorada al ser reducido también el ruido. Las imágenes obtenidas mediante esta técnica son un punto de partida de gran interés para la posterior identificación litológica mediante otras técnicas más apropiadas para tal fin. Por ejemplo, la composición RGB PC123 mejora la discriminación de ciertas unidades geológicas respecto de las combinaciones de bandas originales. También la composición RGB PC432 permite realzar o destacar las zonas con minerales de arcilla asociados a alteraciones hidrotermales. Existe, sin embargo, el inconveniente de la pérdida de significado real de los colores en las composiciones basadas en los componentes principales. Para evitar este problema, Chavez y Kwarteng (1989) desarrollaron una técnica basada en ACP llamada ACP selectivo que permite además la cartografía de determinados objetos de interés. Poco tiempo después Crosta y Moore (1989a) describen una técnica muy similar que denominan selección de componentes principales orientada a detección de objetos. Esta técnica se aplicó a la cartografía de alteraciones hidrotermales en la zona de estudio, y es desarrollada a continuación.

4.4.7.1 Análisis de Componente Principales para cartografía de alteraciones

Cuando las bandas de una imagen multispectral son tratadas como variables y transformadas a componentes principales, el orden de los componentes principales está influenciado por la abundancia espacial de los materiales en superficie y por los estadísticos de la imagen (Chavez y Kwarteng, 1989). Se puede utilizar la influencia de los estadísticos de la escena, los cuales pueden ser medidos y modificados a voluntad,

Capítulo 4

para forzar a la transformación a que proporcione información de la distribución espacial y abundancia relativa de un material aflorante concreto, es decir, utilizar el ACP como una técnica de selección espacial de materiales en las imágenes (idea perfeccionada por Loughlin, 1991). Esta técnica se basa en la capacidad de la transformación de componentes principales de detectar cada vez variaciones más pequeñas en la varianza de los datos en sucesivos componentes principales, de forma que los eigenvectores son examinados para decidir qué componentes principales concentran la información directamente relacionada con la signatura espectral teórica de objetos o materiales específicos (Chavez y Kwarteng, 1989; Crosta y Moore, 1989a). En la práctica, este método permite predecir si el objeto de interés vendrá representado por píxeles oscuros o brillantes en la imagen del componente principal relevante.

La técnica se aplicó a las seis bandas reflectivas TM de la imagen de verano, excluida la banda del térmico (TM 6) por su baja resolución espacial. Las tablas 4.4 y 4.5 muestran los estadísticos básicos de la imagen, los eigenvalores (indicando varianzas decrecientes en los sucesivos componentes principales) y eigenvectores de la transformación de componentes principales aplicada sobre los datos TM brutos y los datos TM previamente transformados mediante la transformación Gaussiana BCET. Esta transformación fue utilizada en la sección de realce espectral de imágenes con el fin de proporcionar a todas las bandas los mismos estadísticos básicos. Se realizó esta doble aproximación para comprobar si la disposición de los datos de entrada influía en la calidad de las imágenes de componentes principales.

Tabla 4.4. Resultados del análisis de componentes principales de las seis bandas reflectivas TM brutas de la imagen de verano.

Bandas	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7		
Media	41.03	36.46	56.96	66.77	121.93	62.24		
Desv. Típica	15.16	9.89	14.53	12.33	24.75	13.60		
	Matriz de Eigenvectores						Eigenvalores	Var.(%)
PC1	0.33	0.24	0.38	0.32	0.67	0.37	1198.46	80.50
PC2	-0.61	-0.33	-0.34	-0.16	0.57	0.23	239.00	16.05
PC3	0.45	0.02	-0.11	-0.84	0.09	0.26	26.39	1.77
PC4	0.44	-0.09	-0.55	0.17	0.36	-0.57	16.56	1.11
PC5	0.21	-0.04	-0.57	0.36	-0.29	0.64	6.58	0.44
PC6	0.27	-0.91	0.31	0.09	-0.05	0.05	1.73	0.12

En ambas transformaciones el primer componente principal (CP1) está compuesto por contribuciones positivas de todas las bandas. Tal como indican los eigenvalores, el CP1 explica el 80% del total de la varianza para el ACP sobre los datos brutos y el 83% de la varianza de los datos transformados. El brillo medio de la escena (albedo) es

responsable de la alta correlación entre las bandas de la imagen multispectral, y el ACP ha capturado esto en el CP1 de ambas transformaciones. Los restantes componentes deberían por tanto explicar la varianza decreciente causada por las diferencias entre regiones espectrales y entre bandas individuales.

Tabla 4.5. Resultados del análisis de componentes principales de las seis bandas reflectivas TM realizadas con la transformación Gaussiana BCET de la imagen de verano.

Bandas	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7		
Media	126.5	126.5	126.6	126.5	126.6	126.5		
Desv. Típica	32.1	28.2	26.0	19.5	25.0	22.7		
Matriz de Eigenvectores							Eigenvalores	Var.(%)
PC1	0.51	0.47	0.44	0.31	0.35	0.33	3348.16	83.37
PC2	-0.50	-0.29	-0.06	0.09	0.64	0.50	510.27	12.71
PC3	0.45	-0.12	-0.21	-0.79	0.15	0.31	84.39	2.10
PC4	0.43	-0.21	-0.61	0.39	0.38	-0.32	45.51	1.13
PC5	0.05	0.11	-0.47	0.30	-0.51	0.65	15.62	0.39
PC6	0.31	-0.79	0.41	0.20	-0.22	0.14	12.21	0.30

La dimensionalidad de los datos (relacionada con la ganancia y el *offset* del sensor y con las diferencias espectrales) y, en concreto, la magnitud de las desviaciones típicas tiene una gran influencia sobre las contribuciones de las bandas originales con representación en los componentes principales sucesivos. En la transformación de componentes principales sobre los datos brutos de la tabla 4.4 la alta desviación típica de la banda TM 5 es la responsable de la dominancia de esta banda en el CP1, y la pequeña desviación típica de la banda TM 2 es la responsable de la pequeña contribución de esa banda al CP1. Por lo tanto, las dos imágenes albedo CP1 no pueden ser idénticas.

La revisión de las magnitudes y el signo (positivo o negativo) de los eigenvectores nos da una indicación de qué propiedades espectrales de la vegetación, rocas y suelo son las responsables de la varianza estadística capturada en cada uno de los componentes principales. Los valores de los eigenvectores para el CP2 que se muestran en la tabla 4.4 indican que este componente describe la diferencia entre las bandas en el visible y el infrarrojo próximo (TM 1, 2, 3 y 4) y las bandas en el infrarrojo de onda corta (TM 5 y 7). Por lo tanto materiales que presenten la mayor reflectancia en la región espectral del visible y del infrarrojo próximo aparecerán en el CP2 como los píxeles más oscuros (eigenvectores negativos) y aquellos materiales con la mayor reflectancia en el infrarrojo de onda corta aparecerán como los píxeles más brillantes (eigenvectores positivos). Claramente, la multiplicación del CP2 por -1 crearía una imagen que mostraría reflectancias altas en el infrarrojo de onda corta con píxeles oscuros. Los valores de los eigenvectores para el CP3 de la tabla 4.4 indican que este componente

Capítulo 4

está dominado por los efectos de la vegetación, altamente reflectiva en la banda TM 4. El signo negativo de esta banda en el CP3 indica además que los píxeles que correspondan a zonas con vegetación densa aparecerán como píxeles oscuros en la imagen de este componente.

Ya que el albedo ha sido capturado por el CP1 y las diferencias entre las regiones del visible-infrarrojo próximo y el infrarrojo de onda corta (o la vegetación) han quedado reflejadas en los componentes 2 y 3, cabe esperar que los tres restantes componentes principales contengan información relacionada con la respuesta espectral de los óxidos de hierro (absorción en las bandas del visible TM1 y TM2 y con reflectancia mayor en la TM3) y de los minerales con grupos OH o hidróxidos (absorción en la TM7 y una mayor reflectancia en la TM5).

Los eigenvectores con valores moderados o altos para las bandas TM1 y TM3 en componentes principales en los que estos eigenvectores tengan signo opuesto, indican que es posible predecir que los óxidos de hierro limoníticos (incluyendo jarosita y goethita) aparecerán como píxeles oscuros en el CP4 y en el CP5 de las tablas 4.4 y 4.5. Los óxidos tipo hematites (caracterizados por una reflectancia mayor en la TM3 que en la TM2) deberían aparecer como píxeles oscuros en la CP6 de la tabla 4.4 y en la CP6 de las bandas realizadas (tabla 4.5).

Los minerales con hidróxidos aparecen como píxeles brillantes en el CP4 tanto de la transformación de componentes principales aplicada sobre los datos brutos como de la aplicada sobre los datos transformados, y como píxeles oscuros en el CP5 también de ambas transformaciones, debido al hecho que las contribuciones de la banda TM5 son negativas y las de la banda TM7 son positivas en dos de esos componentes, mientras que los hidróxidos teóricamente deberían tener una reflectancia alta (signo positivo) en la banda TM5 y una reflectancia baja (signo negativo) en la banda TM7.

En resumen, se puede afirmar que los hidróxidos, los óxidos de hierro y los hematites son detectados por las imágenes de componentes principales de la siguiente forma: tanto para el ACP sobre los datos brutos de la tabla 4.4 como el ACP sobre los datos transformados de la tabla 4.5, los hidróxidos son brillantes y los óxidos de hierro oscuros en el CP4, los hidróxidos y los óxidos de hierro son oscuros en el CP5, y el hematites es oscuro en el CP6. Por tanto, en cuanto a la cartografía de alteraciones, la imagen del CP5 en ambas transformaciones muestra las áreas donde las rocas y suelo es probable que estén argilitizadas y oxidadas (a óxidos de hierro). Se utilizaron varios de estos componentes tanto del ACP sobre los datos brutos como sobre los datos transformados para la interpretación visual, realizando posteriormente realces para

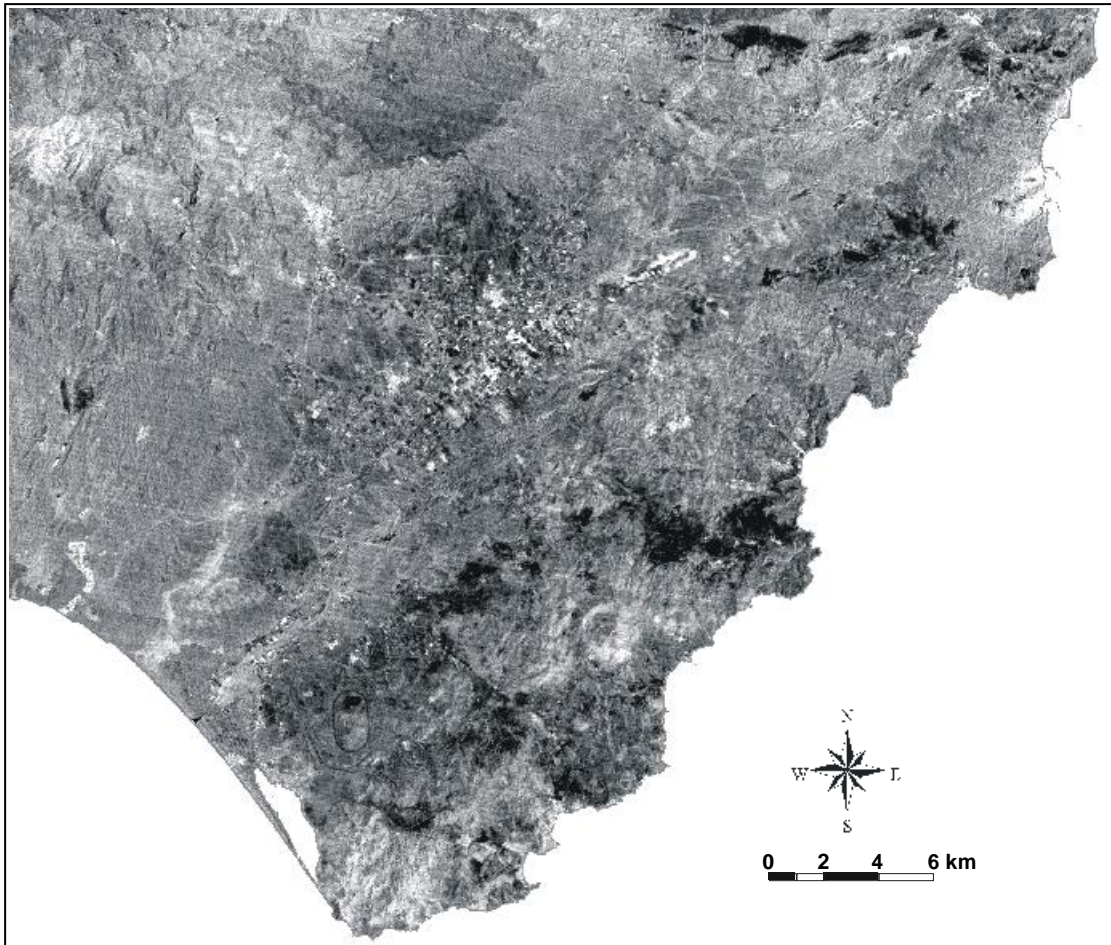


Figura 4.14. Componente principal 5 de la transformación aplicada sobre los datos transformados TM de la escena de verano. En tonos oscuros aparecen las zonas potencialmente alteradas con óxidos de hierro y con minerales con grupos OH (minerales de la arcilla, etc.).

mostrar las zonas presumiblemente alteradas como píxeles brillantes u oscuros dependiendo de la finalidad.

En la figura 4.14, donde se muestra en tonos de gris el CP5 de los datos transformados, es posible apreciar con claridad las zonas potencialmente alteradas en la zona de estudio mediante píxeles oscuros. Comenzando por el norte, y aún fuera del área de estudio (distrito de Palaí), aparece un conjunto de zonas fuertemente alteradas según una disposición E-O sugiriendo la presencia de una posible zona de fractura con esa orientación. Esta misma zona aparece resaltada en la imagen cociente TM5/7 indicando que con toda probabilidad se debe a una zona alterada hidrotermalmente con minerales de la arcilla (grupos OH). Es visible también el lineamiento de orientación N30-40E al oeste de Carboneras, y que parece conectar con algunas zonas alteradas cerca de la Serrata de Níjar. Los afloramientos más extensos

Capítulo 4

de rocas más intensamente alteradas en el área de estudio se localizan en la zona del Cinto (Caldera de la Lomilla) y de los Tollos, fácilmente distinguibles en la imagen por píxeles negros y caracterizados por el contenido en minerales argilíticos. Al oeste y suroeste de esta zona se encuentra un grupo de zonas alteradas sugiriendo una orientación paralela a la Serrata. En el margen sur de la Caldera de los Frailes aparece una zona potencialmente alterada que apenas se apreciaba en la imagen cociente TM5/7, y que probablemente esté asociada con los depósitos de bentonitas explotados en ese área. Ya en el campo de domos de Cabo de Gata, dentro del distrito de San José, se distinguen dos sectores principales, uno al norte del campo y otro en los alrededores de las antiguas explotaciones de Alemanes Nuevos. Se aprecian además algunas zonas de pequeño tamaño junto a la localidad costera de San José. En el sector al oeste de la Sierra de Cabo de Gata, donde afloran fundamentalmente materiales sedimentarios recientes aparecen algunas pequeñas zonas en tonos

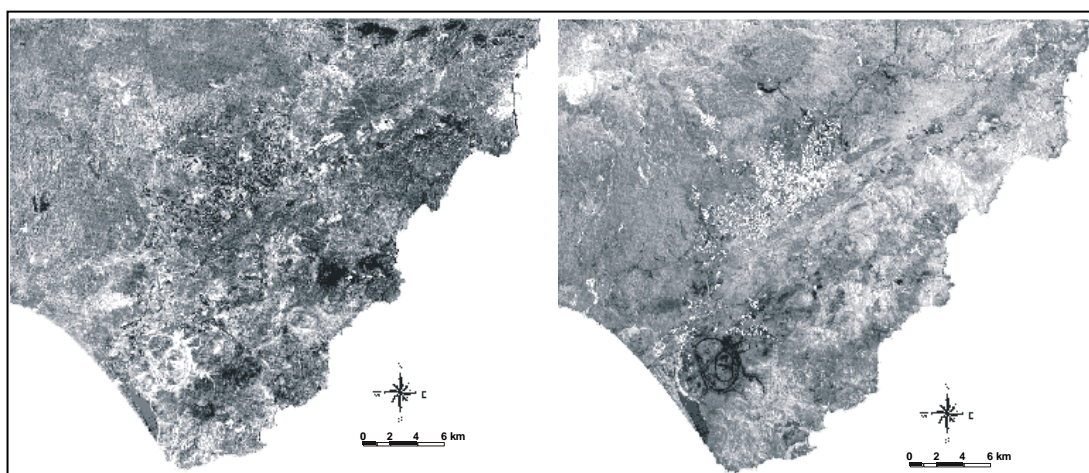


Figura 4.15. A la izquierda (a) se muestra la imagen del CP4 obtenido sobre las bandas TM1457 indicando en tonos oscuros la presencia de minerales con grupos OH. A la derecha (b) se muestra la CP4 obtenida sobre las bandas TM1345 indicando en tonos oscuros la presencia de óxidos de hierro.

oscuros, debido posiblemente al resultado de movimientos de tierras por actividades humanas.

La comprensión e interpretación de las imágenes monocromas de los componentes principales requiere de una revisión cuidadosa de las matrices de eigenvectores como las mostradas en las tablas 4.4 y 4.5. En cualquier caso, los análisis realizados no permitieron separar de forma inequívoca los minerales hidróxidos y óxidos de hierro en una sola imagen de un componente principal, con la excepción de la, por otra parte ruidosa, imagen del CP6 para el hematites. Es posible aumentar las posibilidades de

definir un único componente principal para una especie mineral específica si se reduce el número de bandas en el análisis con objeto de evitar un contraste espectral particular (Loughlin, 1991). De esta forma se aplicó el ACP a cuatro bandas para realizar la cartografía de hidróxidos y óxidos de hierro.

4.4.7.1.1 ACP sobre cuatro bandas: cartografía de minerales con hidróxidos

La tabla 4.6 muestra los resultados de la transformación de componentes principales de las bandas brutas TM 1, 4, 5 y 7. Las bandas TM2 y 3 han sido omitidas deliberadamente para evitar la influencia de los óxidos de hierro. A la luz de los valores que se muestran en la tabla es posible prever que el CP1 es la imagen albedo, el CP2 muestra el contraste entre el infrarrojo de onda corta y la región del visible, el CP3 destaca la vegetación y el CP4 destaca los minerales hidróxidos como píxeles oscuros. Esta imagen de hidróxidos se muestra en la figura 4.15a, donde se aprecian claramente las zonas potencialmente alteradas del distrito de Palaí, de Rodalquilar en los Tollos y el Cinto, y de San José en la zona de Alemanes Nuevos, en el margen sur de la Caldera de los Frailes, y en el tercio NO del campo de domos de Cabo de Gata. Este último sector podría presentar cierto interés prospectivo ya que no es descabellado pensar que se extienda parcialmente hacia el oeste por debajo del recubrimiento cuaternario.

4.4.7.1.2 ACP sobre cuatro bandas: cartografía de óxidos de hierro

La tabla 4.7 describe la transformación de componentes principales aplicada sobre las bandas originales TM 1, 3, 4 y 5. El mismo análisis podría haberse realizado reemplazando la banda TM5 por la TM7. La omisión de una de las bandas del infrarrojo de onda corta permite evitar los efectos de los hidróxidos o capturar los hidróxidos. El CP1 puede interpretarse de nuevo como el albedo, el CP2 muestra básicamente las diferencias entre el infrarrojo de onda corta y el visible (más el infrarrojo próximo), el CP3 muestra la vegetación y el CP4 muestra los óxidos de hierro como píxeles oscuros. Esta imagen de óxidos de hierro se muestra en la figura 4.15b. En ella es posible apreciar los afloramientos de materiales ricos en óxidos de hierro, que parece confirmarse que se sitúan esencialmente en el sector entre el campo de domos de la

Capítulo 4

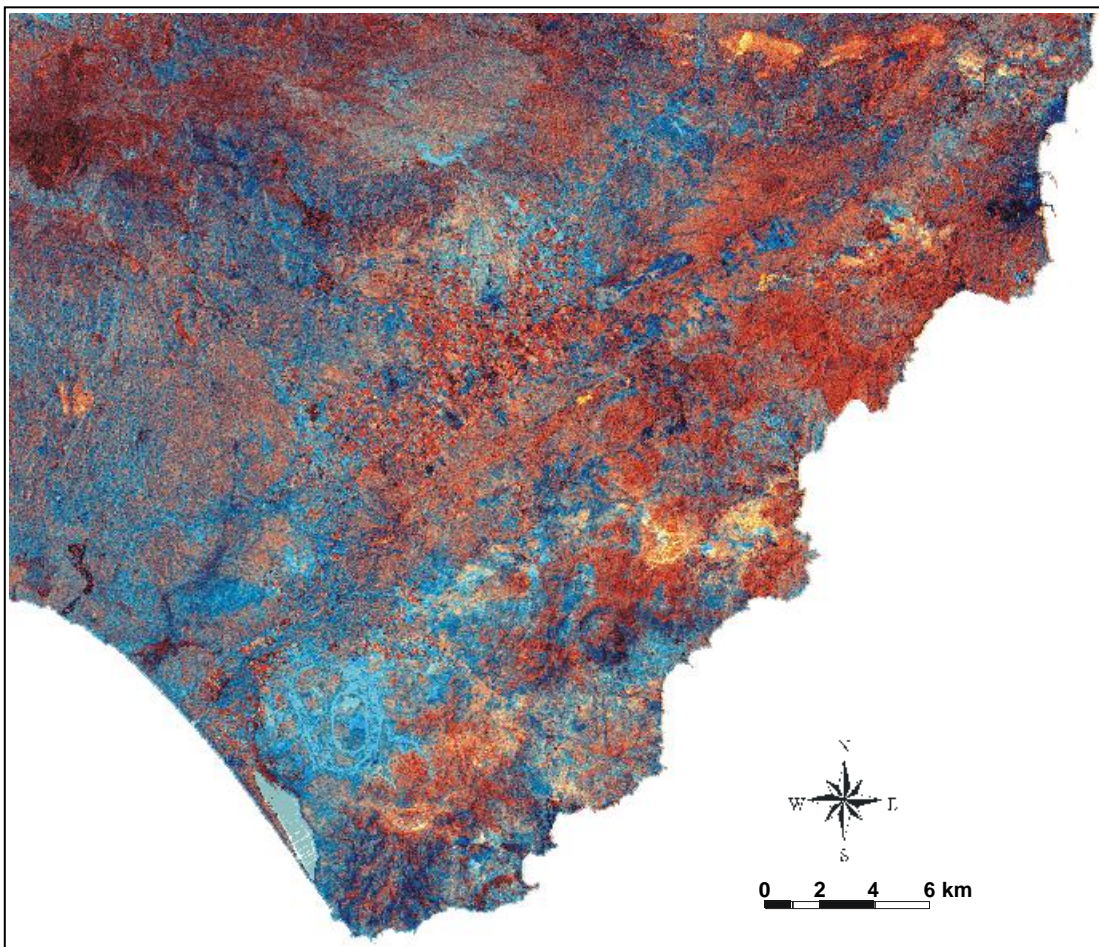


Figura 4.16. Composición de color mostrando la banda que destaca la alteración hidrotermal (minerales con grupos OH) en rojo, la suma de la banda de alteración hidrotermal (OH) y la de alteración a óxidos de hierro en verde y la de alteración a óxidos de hierro en azul. Las zonas de interés aparecen en amarillo.

Sierra de Cabo de Gata y la Serrata de Níjar, donde afloran materiales recientes sedimentarios sobre los que puede aparecer un suelo rojo.

Tabla 4.6. Resultados del análisis de componentes principales para la cartografía de hidróxidos. Se usan cuatro bandas reflectivas TM brutas de la imagen de verano.

Bandas	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7		
Media	41.03	-	-	66.77	121.93	62.24		
Desv. Típica	15.16	-	-	12.33	24.75	13.60		
	Matriz de Eigenvectores						Eigenvalores	Var.(%)
PC1	0.33	-	-	0.34	0.77	0.42	970.75	82.27
PC2	-0.84	-	-	-0.30	0.42	0.14	171.50	14.53
PC3	0.39	-	-	-0.86	0.06	0.29	26.16	2.22
PC4	-0.16	-	-	0.18	-0.47	0.84	11.51	0.97

Tabla 4.7. Resultados del análisis de componentes principales para la cartografía de óxidos de hierro. Se usan cuatro bandas reflectivas TM brutas de la imagen de verano.

Bandas	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7		
Media	41.03	-	56.96	66.77	121.93	-		
Desv. Típica	15.16	-	14.53	12.33	24.75	-		
Matriz de Eigenvectores							Eigenvalores	Var.(%)
PC1	0.37	-	0.42	0.36	0.74	-	968.22	80.30
PC2	-0.66	-	-0.37	-0.17	0.63	-	200.57	16.63
PC3	-0.52	-	0.17	0.80	-0.23	-	25.23	2.09
PC4	0.39	-	-0.81	0.44	0.05	-	11.80	0.98

En último lugar se construyeron diversas composiciones de color utilizando las nuevas bandas obtenidas siguiendo las ideas propuestas por Crosta y Moore (1989a) y Loughlin (1991). Se comprobó que la composición que mejor resultado proporcionaba es la que muestra la banda que destaca la alteración hidrotermal a minerales con grupos OH en rojo, la suma de la banda de alteración hidrotermal a minerales con hidróxidos y la de alteración a óxidos de hierro en verde y la de alteración a óxidos de hierro en azul. Se obtiene así una composición RGB que aglutina toda la información obtenida por el estudio de los componentes principales y destaca en amarillo las zonas de mayor interés prospectivo (figura 4.16). En esta imagen es posible distinguir con mayor claridad si cabe la media docena de zonas potencialmente alteradas más interesantes citadas arriba. Se intuye también una pequeña zona al sur del campo de domos de Cabo de Gata potencialmente alterada. Esta imagen presenta sin embargo el problema que destaca en tonos marrones-rojizos los afloramientos de calcarenitas terciarias, aunque éstas se restringen al sector norte del distrito de Rodalquilar.

Finalmente, la interpretación de las distintas imágenes obtenidas mediante cocientes de bandas, el ACP y las diferentes composiciones de color permitió generar una cartografía temática mostrando las principales unidades geológicas, haciendo especial énfasis en el grado de alteración que presentaban. Como resultado de este proceso se obtuvo un mapa geológico fotointerpretado que se muestra en la figura 4.17 y en el que se distinguieron las siguientes unidades: (1) dunas de arena, (2) depósitos sedimentarios cuaternarios, (3) depósitos sedimentarios cuaternarios y terciarios, (4) calcarenitas arrecifales terciarias, (5) calizas, areniscas y lutitas del Permo-Trias del Complejo Maláguide, (6) rocas volcánicas indiferenciadas de La Serrata de Níjar, (7) andesitas y dacitas, (8) brechas piroclásticas de andesita piroxénica, (9) rocas volcánicas indiferenciadas, (10) andesitas piroxénicas con alteración baja, (11) andesitas piroxénicas con alteración media, (12) andesitas piroxénicas con alteración alta, (13) brechas poligénicas y tobas, (14) andesitas anfibólicas de la Caldera de los Frailes, (15) andesitas piroxénicas y anfibólicas (Caldera de los Frailes), (16) dacitas con alteración fuerte, (17) flujos y coladas ignimbríticos con alteración muy fuerte.

Capítulo 4

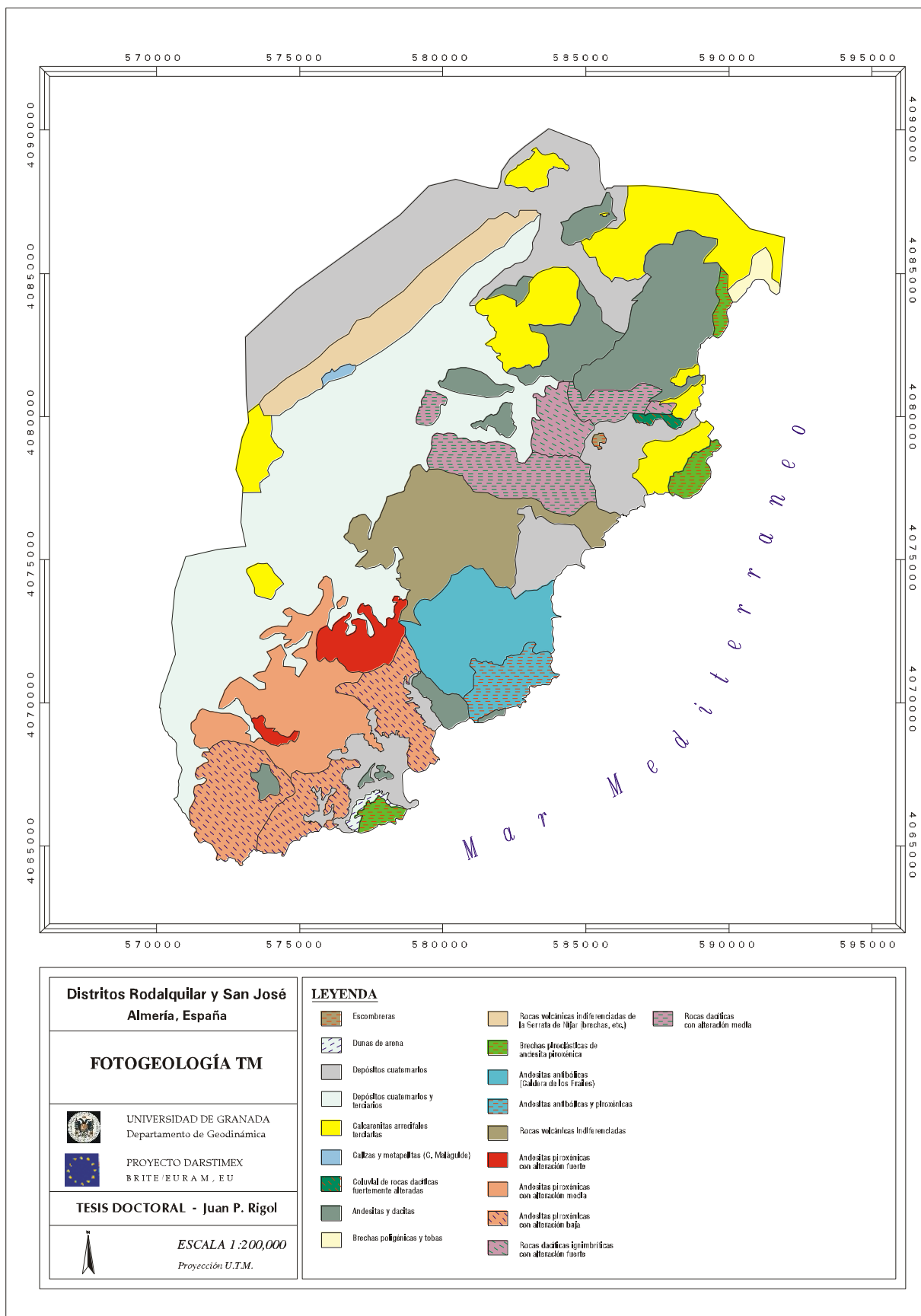


Figura 4.17. Cartografía geológica derivada de la interpretación de las imágenes de teledetección.

4.5 Clasificación digital de imágenes

La clasificación se puede definir como el proceso de asignación de píxeles individuales de una imagen multispectral a categorías discretas de tipo temático, a las que los valores radiométricos correspondientes a los distintos canales del sensor mejor se adecuan (Chuvieco, 1996; Schowengerdt, 1997). Para la mayor parte de los usuarios de la teledetección el proceso de clasificación supone una fase importante del tratamiento digital de imágenes de satélite, de tal forma que fruto de la clasificación digital es posible obtener una cartografía e inventario de las categorías objeto de estudio (Drury, 1993; Sabins, 1996; Lillesand, 1999).

La clasificación se inicia definiendo cada una de las categorías que se pretenden discriminar (Schowengerdt, 1983). Por lo tanto, se trata de obtener el rango de niveles digitales que identifican a cada categoría, para todas las bandas que intervienen en la clasificación. Esto supone una cierta dispersión en torno al nivel digital que define cada clase. El éxito de la clasificación y, por lo tanto, la validez de la información generada a partir de ella, depende directamente de la calidad del proceso de selección de áreas de entrenamiento (Lillesand, 1999). Estas deben ser ejemplos representativos y homogéneos de cada categoría que se ha de utilizar en el proceso de clasificación (Chuvieco, 1996). Tradicionalmente se han dividido los métodos de clasificación en dos grupos, clasificación supervisada y clasificación no supervisada (Schowengerdt, 1983).

El método no supervisado procede a la búsqueda automática de grupos de valores homogéneos dentro de la imagen, y no implica ningún conocimiento del área de estudio, por lo que la intervención humana se centra más en la interpretación. En esta aproximación se asume que los niveles numéricos de la imagen forman una serie de agrupaciones, por lo que los algoritmos utilizados reciben el nombre genérico de *clustering*. Estos grupos equivaldrían a píxeles con un comportamiento espectral homogéneo, pero en la realidad, estas categorías espectrales no siempre pueden equipararse a las clases que el usuario pretende deducir, por lo que es necesario interpretar el significado temático de estas categorías (Sabins, 1996). El método no supervisado supone una forma alternativa de obtener las estadísticas de entrenamiento, y se orienta, no tanto a la clasificación de la imagen, como a definir los grupos que intervendrán en la clasificación propiamente dicha. Además, este método no siempre garantiza que las clases deducidas tengan significado para el usuario, así como su difícil verificación (Lillesand, 1999).

Capítulo 4

El método supervisado parte de un conocimiento previo de la zona de estudio, que permite al intérprete delimitar sobre la imagen unas áreas piloto donde se seleccionan las muestras para cada una de las categorías (Chuvieco, 1996). Estas áreas se denominan zonas o áreas de entrenamiento. A partir de estas áreas, el algoritmo de clasificación calcula los niveles digitales que definen cada una de las clases, para luego asignar el resto de los píxeles de la imagen a una de esas categorías. Este método resulta subjetivo, pues el usuario establece a priori unas categorías sin valorar las características espectrales de la imagen. Una vez finalizada la selección y estudio de las categorías que intervendrán en la clasificación, se trata de englobar cada uno de los píxeles de la imagen a una de las clases previamente seleccionada. La asignación de un píxel a una clase es un problema de decisión estadística para el que existen numerosos modelos matemáticos tales como (Jensen, 1986; Chuvieco, 1996; Lillesand, 1999):

- c) Clasificador de mínima distancia a la media: El algoritmo calcula la distancia entre el píxel candidato y el valor medio para todas las firmas espectrales. El píxel es asignado a la clase a la cual la distancia es mínima. No se habla de distancia geográfica, sino de distancia espectral. La distancia que calcula es lineal (distancia euclídea), sin considerar la propia dispersión de cada categoría o la correlación entre las bandas.
- d) Clasificador de paralelepípedo: En este método se fija un área de dominio para cada categoría, teniendo en cuenta sus valores de centralidad y dispersión. Un píxel es asignado a dicha clase si sus niveles digitales están dentro de esa área de dominio en todas las bandas consideradas. Este criterio tiende a delinear unos polígonos multidimensionales de lados paralelos, en torno a cada categoría.
- e) Clasificador de máxima probabilidad: Este método considera que los niveles digitales de cada clase se ajustan a una distribución normal. Esto nos permite describir una categoría por una función de probabilidad, a partir de su vector de medias y matriz de varianza-covarianza. Atendiendo a este parámetro el clasificador establece contornos de equiprobabilidad en un espacio n-dimensional, siendo n el número de bandas, y asigna la clase en función de la disposición de los píxeles en el espacio. Este clasificador es el más complejo de los citados y el que demanda mayor volumen de cálculo. Sin embargo es el más empleado debido a su alta fiabilidad en estudios en los que se requiere gran exactitud.

- f) Clasificador del vecino más próximo: La efectividad de la clasificación realizada con algoritmos de máxima probabilidad o verosimilitud, depende de que la estimación de la media y de la matriz de varianza-covarianza para cada clase espectral sea buena. Esto depende de que el número de píxeles seleccionados para cada clase sea suficiente. En el caso de que el número de píxeles seleccionados no sea suficiente, resulta más efectivo utilizar un clasificador que no utilice la información de las matrices de varianza-covarianza, sino que sólo dependa de las medias de las clases. Este es el caso del clasificador por el vecino más próximo, donde la clasificación se realiza en función de su proximidad máxima a la media de una de las clases espectrales. Presenta, sin embargo, la desventaja de que las clases cuya representación en un espacio bidimensional sea alargada, no se clasifican tan exactamente, y conviene en muchos casos aumentar el número de clases espectrales a muestrear.

En el trabajo se utilizaron diversas técnicas de clasificación automática de imágenes, tanto supervisada (fundamentalmente usando el método de máxima probabilidad) como no supervisada, con resultados irregulares desde el punto de vista litológico y geológico. Las diversas clasificaciones no supervisadas realizadas ofrecieron resultados poco satisfactorios, que se pueden atribuir a la alta variabilidad espectral y heterogeneidad que presentan las clases litológicas del área de estudio, con numerosas transiciones composicionales y distintos grados de alteración. Esto implica una mezcla significativa con clases similares y un mayor riesgo de confusión en la asignación posterior.

Como se ha indicado antes, es bien sabido que el éxito de una clasificación supervisada y por lo tanto la validez de la información generada a partir de ella, depende directamente de la calidad del proceso de selección de las áreas de entrenamiento. Estas deben ser ejemplos representativos y homogéneos de cada categoría que se ha de utilizar en el proceso de clasificación. Las clasificaciones supervisadas que se realizaron sobre las imágenes TM mejoraron los resultados obtenidos, permitiendo distinguir algunos tipos de roca volcánica del resto de materiales, e incluso algunas rocas volcánicas entre sí, pero presentando numerosas confusiones. El análisis detallado de las clases obtenidas mediante los distintos métodos y la unión de algunas de ellas para formar nuevas clases utilizando la cartografía geológica existente permitió mejorar ligeramente la clasificación. Aún así, todo parecía indicar que el efecto del relieve sobre las condiciones de iluminación y la diversidad y mezcla de respuestas espectrales diferentes estaban dificultando la clasificación. La corrección de las variaciones de iluminación producidas por la topografía usando un modelo digital del terreno (opción disponible en casi todos los paquetes de tratamiento de imágenes)

Capítulo 4

permitió obtener una clasificación mejorada en la que se distinguieron hasta 19 clases litológicas (figura 4.18), aunque aún con bastantes confusiones. Por todo esto se puede afirmar que, dentro del ámbito de esta aplicación, los métodos tradicionales de clasificación, supervisada y no supervisada, presentan limitaciones significativas. En el futuro se pretende aplicar nuevas técnicas de clasificación y profundizar en la aplicación de los métodos clásicos incorporando información adicional.

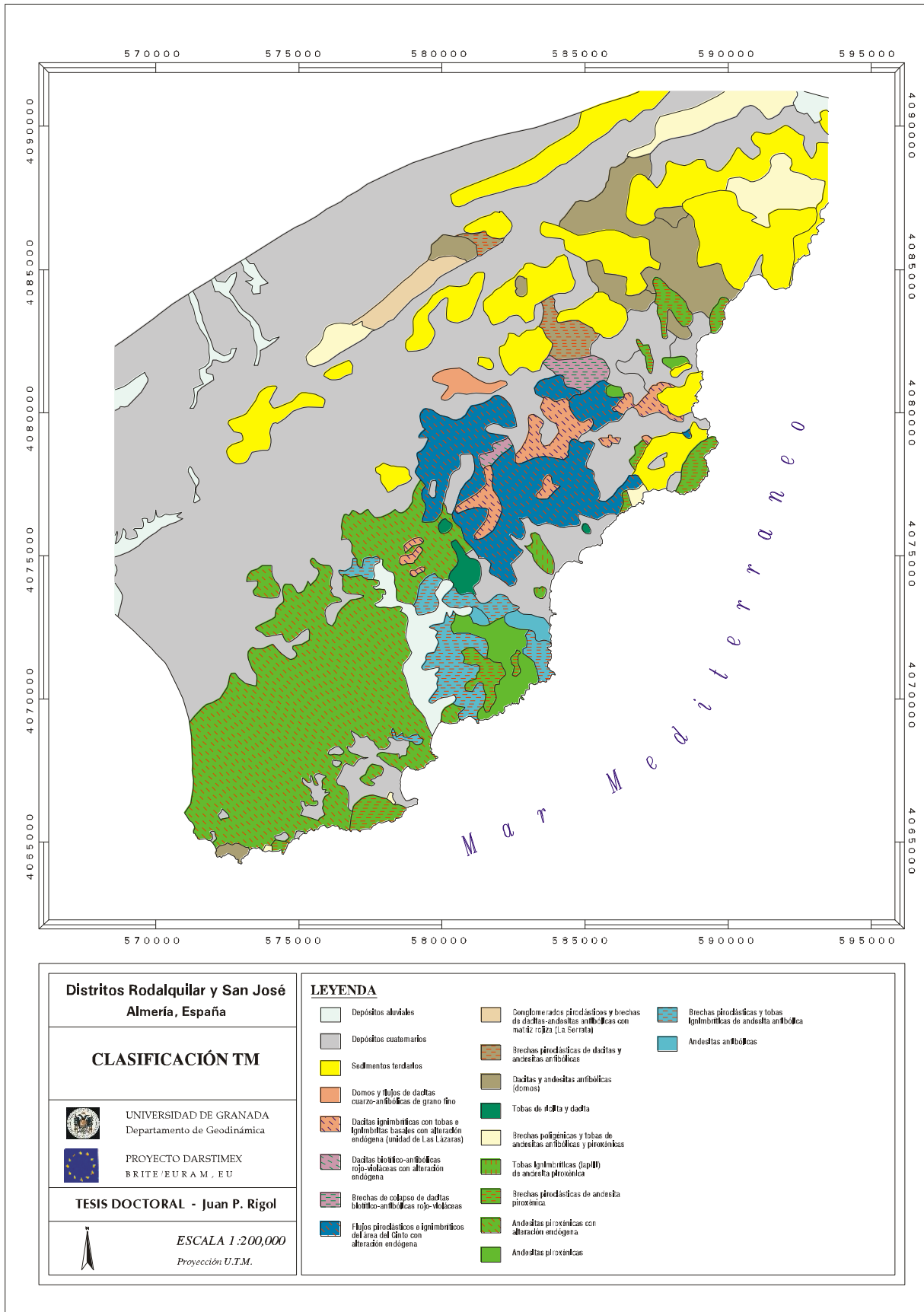


Figura 4.18. Cartografía geológica derivada de la clasificación de la imagen TM de verano.

Capítulo 4

5. Integración de Imágenes de Teledetección

5.1 Introducción

A pesar de que las técnicas de teledetección son utilizadas desde hace varias décadas en los estudios geológicos y mineros, existen limitaciones que afectan a la interpretabilidad de las imágenes. Estas restricciones, algunas bien conocidas, incluyen entre las más significativas el efecto enmascarador que pueden suponer la cubierta vegetal y las sombras del relieve, o la moderada resolución espacial o espectral para aplicaciones geológicas de algunos de los sensores más comunes. Por otro lado, en la actualidad, es cada vez más común el hecho que en los trabajos de investigación geológica, minera, ambiental, etc., se disponga de distintas imágenes digitales provenientes de sensores de teledetección con diferente resolución espectral/espacial, debido fundamentalmente a la mayor oferta de imágenes de distintos sensores, nuevos y ya en uso, a precios cada vez más accesibles (por ejemplo, el reciente Landsat 7 ETM+). Surge entonces la posibilidad de su integración para crear nuevas imágenes que agrupen la información más adecuada de cada una de ellas (Rigol y Chica-Olmo, 1998). Genéricamente, el término integración de imágenes se refiere a las técnicas de procesamiento de imágenes que combinan dos conjuntos de imágenes provenientes de dos o más sensores para formar una imagen final realizada (Yocky, 1996). De esta manera, al menos la limitación relacionada con la moderada resolución espacial/espectral puede ser paliada. Las imágenes de dos de los sensores utilizados en el trabajo, SPOT HRV y Landsat TM, presentan características en cierto modo complementarias. El Landsat TM se distingue por su buena resolución espectral (si se excluyen a los sensores hiperespectrales aerotransportados) para numerosas aplicaciones, sin embargo, su resolución espacial supone una limitación notable para el análisis geológico a gran escala (1:25,000) y para la cartografía de pequeñas formas del terreno (Grasso, 1993). El SPOT HRV presenta una buena resolución espacial en modo pancromático, 10 metros, pero su resolución espectral es limitada. Por tanto, la combinación de los dos proporcionaría al investigador y al usuario de las imágenes de teledetección una información más adecuada (Pellemans et al., 1993). Además, el uso

Capítulo 5

extendido de fotografías aéreas convertidas a formato digital, puede jugar un papel importante, análogo (hasta cierto punto) al de las imágenes SPOT HRV pancromáticas, como se comenta más adelante, y con la ventaja añadida de su bajo coste relativo.

En la literatura se han descrito diversas técnicas de integración de imágenes, que van desde las más simples, como la sustitución directa de bandas en la visualización, o aritméticas (Ehlers, 1991), pasando por la transformación Intensidad-Tono-Saturación (Carper et al., 1990; Chavez et al., 1991; Ehlers, 1991; Shettigara, 1992; Grasso, 1993; Pellemans et al., 1993), el Análisis de Componentes Principales (Chavez et al., 1991; Ehlers, 1991), Coordenadas Esféricas (Pellemans et al., 1993), Filtros de Paso Alto (Chavez et al., 1991), Transformación de Color Normalizado (Hallada y Cox, 1983; Vrabel 1996), Método Estadístico (Press et al., 1992; Pellemans et al., 1993), hasta las más sofisticadas y recientes como son el Método Radiométrico (Pellemans et al., 1993), y el *Multiresolution Analysis and Wavelet Transform* (Garguet-Duport et al., 1996; Yocky, 1996). De ellas, posiblemente la transformación Intensidad-Tono-Saturación sea la más común en aplicaciones geológicas y de recursos naturales, mientras que otras están especialmente indicadas para ciertos tipos de estudios, como es el caso del Método Radiométrico o el *Multiresolution Analysis and Wavelet Transform* en análisis de vegetación.

En esta tesis se realizó un estudio comparativo relativo a la obtención de imágenes integradas para interpretación visual de las características litológicas/geológicas del área de estudio. Para ello se aplicaron y compararon algunas de las técnicas más comunes de integración de imágenes en el ámbito de los recursos geológicos, como son Intensidad-Tono-Saturación (IHS), Análisis de Componentes Principales (ACP), Coordenadas Esféricas (CE), Filtros de Paso Alto (FPA) y Transformación de Color Normalizado (TCN), a la imagen SPOT HRV pancromática y la imagen Landsat TM de verano del área de estudio. El objetivo que se perseguía era doble, primero, seleccionar el método más adecuado para generar un nuevo conjunto de imágenes que, segundo, facilitasen el análisis visual y permitieran mejorar la discriminación de afloramientos de materiales de interés prospectivo. El resultado final pretendido fue, por tanto, obtener una cartografía geológica/minera más detallada que la obtenida con las imágenes Landsat TM, SPOT HRV pancromática y fotografía aérea de forma separada.

5.2 Métodos de integración

La integración de información proveniente de diferentes sensores, implica dos pasos distintos (Chavez y Bowell, 1988). Primero, las imágenes digitales de los dos sensores son referenciadas una a otra geométricamente. Después, la información -espectral y espacial- es mezclada para generar un solo conjunto de datos que contiene lo mejor de ambos conjuntos. Antes de poder realizar el proceso de integración fue necesario referenciarlas espacialmente. Las imágenes se corrigieron tal como se ha descrito en el capítulo anterior, pero en este caso, en el proceso de transformación de la imagen TM se realizó un remuestreo a un tamaño de píxel de 10 m x 10 m para hacerlo coincidir con el de la imagen SPOT HRV pancromática. En el remuestreo se utilizó un algoritmo de convolución cúbica con objeto de suavizar el efecto mosaico introducido por el incremento digital del tamaño de píxel (Chavez et al., 1991).

El procedimiento general para integrar información pancromática en las bandas multiespectrales es transformar la imagen multiespectral a un nuevo sistema de coordenadas en el que uno de los ejes representa la intensidad (Pellemans et al., 1993). Después de reemplazar esta intensidad por el canal pancromático y aplicar la transformación inversa, el proceso de integración queda completado. Este esquema general, que siguen todos los métodos analizados salvo el FPA y TCN, aparece esbozado en la figura 5.1, y se detalla a continuación para cada método en particular. En el análisis se excluyó la banda TM correspondiente al infrarrojo térmico, ya que a pesar de que proporciona información de interés, presenta una resolución espacial muy baja (120 m x 120 m).

5.2.1 Intensidad-Tono-Saturación (IHS)

La transformación IHS es quizás el método de integración más común. Se trata de una técnica desarrollada para convertir composiciones RGB a los elementos fisiológicos fundamentales de la percepción humana del color, Intensidad-Tono-Saturación (Buchanan y Pendergrass, 1980). Tras aplicar la transformación se obtiene una componente intensidad que agrupa la información común a las tres bandas RGB, que es a su vez la relacionada principalmente con los cambios de iluminación por efecto del relieve, mientras que las componentes tono y saturación agrupan la información espectral, correspondiente a la reflectividad de la superficie. Si se aplica la

Capítulo 5

transformación inversa tras sustituir la componente intensidad por una imagen con mayor resolución espacial podríamos obtener una tripleta RGB espectralmente similar a la de partida, pero con resolución espacial mejorada. Una desventaja de la transformación IHS respecto a otros métodos es que solamente pueden utilizarse tres bandas simultáneamente para el análisis. El algoritmo está disponible en la mayoría de los paquetes de software de tratamiento de imágenes. En este estudio se reemplazó la componente intensidad de diversas tripletas Landsat TM, que contenían información espacial TM de baja resolución, por la imagen SPOT HRV pancromática. Antes de esto, y para cada tripleta, los datos pancromáticos fueron reescalados al rango de valores que presentaba la componente intensidad de la tripleta correspondiente, utilizando para ello distintas funciones, de tipo lineal o no lineal como la BCET, con resultados similares.

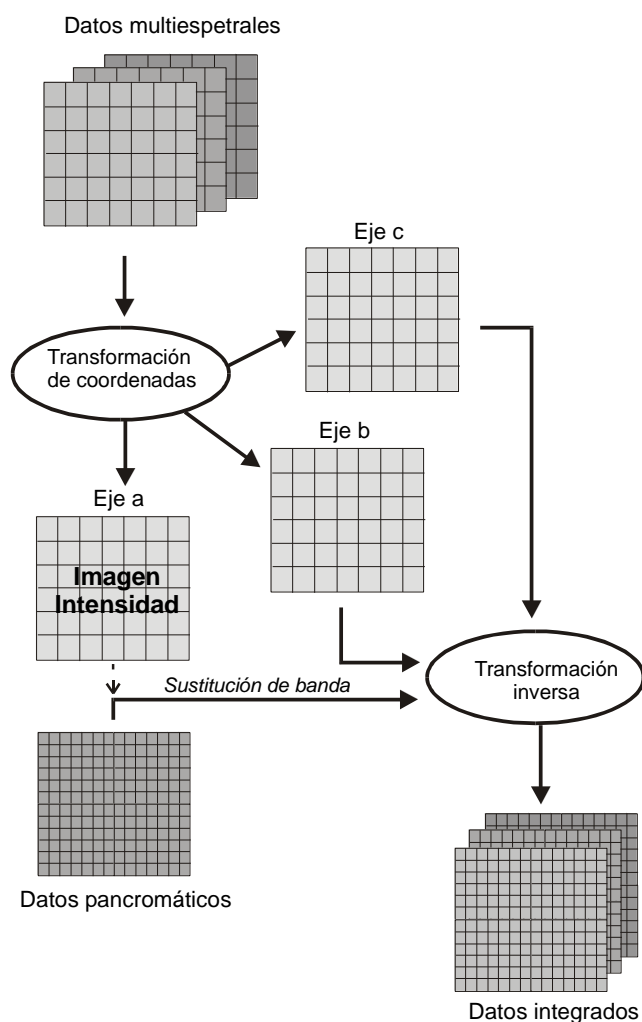


Figura 5.1. Esquema general del proceso de integración de imágenes multiresolución (Rigol y Chica-Olmo, 1998).

5.2.2 Coordenadas Esféricas

En el caso del método de Coordenadas Esféricas, se hace una transformación de sistema de coordenadas desde el sistema cartesiano, constituido por los ejes RGB, al sistema de coordenadas esféricas, en el que las coordenadas vienen dadas por el módulo del vector, y los dos ángulos que definen su posición. Esta longitud, dada por el módulo del vector, puede definirse como la intensidad y ser reemplazada por el canal pancromático con mayor resolución espacial antes de aplicar la transformación inversa. Este método presenta la limitación del número de bandas a que se puede aplicar simultáneamente, pero es de fácil aplicación y rápido de computar. El algoritmo utilizado es el propuesto por Pellemans et al. (1993). El procedimiento que se siguió para aplicar el método en este caso no difiere del utilizado en el método IHS.

5.2.3 Análisis de componentes principales

El método de análisis de componentes principales se basa en la aplicación del procedimiento clásico del análisis de componentes principales a las bandas originales de la imagen multispectral para generar un número igual de componentes. En el proceso de cálculo de las componentes principales la mayor parte de la información común a todas las bandas multispectrales va a parar a la primera componente principal, por lo que esta componente podría asimilarse a una información pancromática, mientras que la información espectral exclusiva de cada banda va a parar a las otras componentes principales (Chavez et al., 1991). Se aplicó el procedimiento al conjunto de las seis bandas reflectivas Landsat TM remuestreadas, así como a las mismas tripletas que los otros métodos, en este caso con el objeto de realizar comparaciones entre métodos. Al igual que en los demás métodos citados arriba, los datos SPOT HRV pancromáticos fueron realzados para hacer que éstos presentaran aproximadamente los mismos estadísticos y rango que la primera componente. Una ventaja que ofrece este método es que no está limitado a un número concreto de bandas al que puede aplicarse el análisis.

Capítulo 5

5.2.4 Transformación de Color Normalizado

La Transformación de Color Normalizado (Hallada and Cox, 1983) separa el espacio espectral en componentes brillo y tono. La transformación multiplica cada una de las bandas por la banda pancromática de mayor resolución espacial, y los resultados son normalizados dividiendo por la suma de las bandas multispectrales. Este método presenta la ventaja de su sencillez y no presenta la limitación en el número de bandas a que puede aplicarse simultáneamente.

5.2.5 Filtros de Paso Alto

El método de FPA (Chavez et al., 1991) no sigue el esquema general señalado arriba, sino que la información con mayor resolución espacial es la que se procesa y se añade a la información multispectral, a diferencia de los demás métodos analizados. Se basa en realizar una extrapolación de la información espacial de la banda con mayor resolución espacial a las bandas con menor resolución espacial. Se aplica un filtrado espacial de paso alto sobre la imagen con mayor resolución espacial, con el objeto de aislar así la información de alta frecuencia, relacionada principalmente con la información espacial, ya que al aplicar el filtrado se está eliminando la mayoría de la información espectral. Finalmente la imagen resultante del filtrado se suma píxel a píxel al conjunto de datos con menor resolución espacial, pero que presenta mayor resolución espectral. Se aplicaron diversos filtros con distintos tamaños de ventana, de los que se escogió un filtro de paso alto de 5x5 de tipo Laplaciano. Este método también permite integrar la información SPOT HRV pancromática en todas las bandas multispectrales Landsat TM de una sola vez.

5.3 Análisis comparativo

El principal objetivo de la integración de imágenes en geología es normalmente la interpretación visual, por lo que es deseable que se mantenga la mayor parte de información espectral posible, al tiempo que se mejora la información espacial. En este sentido, un buen método debería de mantener las características espectrales de los

datos multispectrales, con objeto de asegurar que en las imágenes integradas se seguirán distinguiendo los mismos objetos que en las originales (Chavez et al., 1991). Sin embargo, los métodos de integración más comunes introducen, en mayor o menor medida, ciertas distorsiones en los datos multispectrales respecto de los datos originales (Rigol Sánchez y Chica Olmo, 1997). Este aspecto se ha tenido en cuenta a

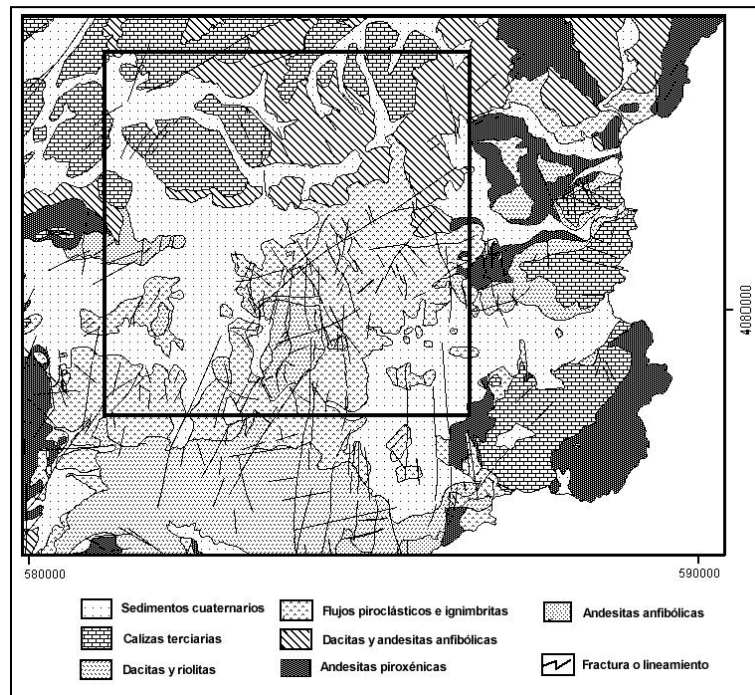


Figura 5.2. Sector piloto (en el recuadro) en el área de Rodalquilar utilizado para ilustrar la integración de imágenes. Se muestran las principales unidades geológicas y fracturas del sector. Proyección UTM.

la hora de evaluar los distintos métodos, además de la calidad visual del producto integrado y la facilidad de aplicación.

Para comprobar la bondad de los métodos de integración analizados se han comparado tanto numérica como visualmente las características espectrales de los conjuntos de datos generados y de los datos originales. Para ilustrar el proceso se ha escogido un sector piloto de la zona de estudio de unos 5.3 x 5.3 Km² (figura 5.2), que corresponde a 530x530 píxeles de 10mx10m. Para comparar numéricamente los resultados del proceso de integración se han propuesto diversos procedimientos. Así, Chavez et al. (1991) proponen estudiar la correlación entre la componente intensidad generada por el algoritmo utilizado y la imagen pancromática, puesto que para que puedan ser intercambiables se asume que son espectralmente parecidas. Sin embargo,

Capítulo 5

este procedimiento es sólo aplicable a las técnicas que generen una componente intensidad propiamente dicha, pero no al FPA o CN. También proponen estudiar las imágenes diferencia del producto integrado y el producto original, concretamente estudiando el estadístico desviación estándar. Carper et al. (1990) proponen cuantificar los cambios espectrales producidos por la integración determinando los cambios en las correlaciones entre la banda pancromática y las bandas multiespectrales, antes y después de la integración. Wald et al. (1997) proponen examinar tres propiedades de las imágenes. Pero quizás el modo más sencillo y directo sea analizar las correlaciones de las imágenes multiespectrales antes y después de la integración (Rigol y Chica-Olmo, 1998). Los coeficientes de correlación entre cada banda multiespectral y su correspondiente integrada, indican la distorsión espectral introducida en el proceso de integración. Para completar el análisis se generaron y analizaron también imágenes diferencia restando los datos multiespectrales originales remuestreados y los datos equivalentes generados con los distintos métodos de integración.

De este modo, se han calculado los coeficientes de correlación para diversos conjuntos de imágenes antes y después de la integración. Concretamente, se han utilizado las tripletas TM 541, TM 742 y TM 475, de gran utilidad en estudios de discriminación litológica. Como se ha indicado arriba, los métodos FPA y CN se aplican individualmente a cada banda multiespectral por lo que, en el análisis de las correlaciones, este aspecto ha de tenerse en cuenta. Además, el método ACP puede aplicarse a cualquier conjunto de bandas, por lo que se ha aplicado a las tripletas citadas para efectos de comparación, y también a todo el conjunto de bandas reflectivas TM.

En las tablas 5.1, 5.2 y 5.3 se muestran las correlaciones obtenidas para las tripletas TM 541, TM 742 y TM 475, respectivamente. Se observa que, en general, las correlaciones son aceptables para todos los métodos, indicando que, aunque se han producido ciertas distorsiones en las características multiespectrales de los datos TM, se conserva gran parte de la información original. También se observa que las bandas correspondientes al visible presentan correlaciones mayores. Esto es debido, tal como señalan Chavez et al. (1991), a la mayor afinidad existente entre estas bandas y la banda pancromática, puesto que las ventanas espectrales en que son adquiridas se solapan parcialmente. Las correlaciones obtenidas indican que el método FPA presenta los coeficientes de correlación más altos, introduciendo menos distorsión en las características espectrales de las imágenes integradas. Los métodos de CN, CE e IHS son los que más distorsiones introducen, quedando en una posición intermedia el ACP, ya que en este último caso, todas las bandas presentan correlaciones superiores a 0.5.

Integración de Imágenes de Teledetección

Rigol Sánchez y Chica Olmo (1997) han mostrado en un sector piloto algo mayor que el utilizado aquí que las correlaciones entre componente intensidad y banda pancromática indican que todos los métodos introducen ciertas distorsiones, ligeramente menores en el método IHS, pero con valores muy similares en todos los casos.

Tabla 5.1. Correlaciones para la tripleta TM 541 (* indica conjunto TM 123457).

Coefficientes de correlación			
	<i>Banda TM 5</i>	<i>Banda TM 4</i>	<i>Banda TM 1</i>
IHS	.547	.438	.704
ACP	.517	.635	.771
CE	.552	.490	.798
CN	.560	.484	.766
HPF	.887	.746	.751
ACP*	.566	.630	.745
CN*	.560	.468	.759

Tabla 5.2. Correlaciones para la tripleta TM 742 (* indica conjunto TM 123457).

Coefficientes de correlación			
	<i>Banda TM 7</i>	<i>Banda TM 4</i>	<i>Banda TM 2</i>
IHS	.672	.473	.703
ACP	.619	.603	.670
CE	.470	.496	.509
CN	.649	.487	.695
HPF	.804	.746	.728
ACP*	.608	.630	.704
CN*	.629	.468	.680

Tabla 5.3. Correlaciones para la tripleta TM 475 (* indica conjunto TM 123457).

Coefficientes de correlación			
	<i>Banda TM 4</i>	<i>Banda TM 7</i>	<i>Banda TM 5</i>
IHS	.411	.549	.565
ACP	.655	.589	.511
CE	.494	.633	.543
CN	.500	.626	.544
HPF	.746	.804	.887
ACP*	.630	.608	.566
CN*	.468	.629	.560

Por otro lado, el análisis visual de las imágenes integradas (figura 5.4) muestra que su calidad general experimenta una mejora notable respecto a los datos originales (figura 5.3). La resolución espacial se ve incrementada eficazmente, mejorando enormemente la interpretación de características estructurales y morfológicas del terreno, a la vez que se mantiene el aspecto general de las composiciones de color. En las figuras 5.3a y 5.3b se muestran, respectivamente, las imágenes HRV pancromática y TM del sector

Capítulo 5

piloto en composición de color RGB TM 541, y en las figuras 5.4a-e se muestran las imágenes integradas con cada uno de los métodos analizados, también en composición de color RGB TM 541, a las que se les ha aplicado el mismo realce lineal para efectos de visualización.

Las imágenes integradas presentan una gran ventaja, inherente a su mejor resolución espacial, respecto a las imágenes multiespectrales originales, puesto que aportan una información geomorfológica y estructural más abundante y precisa, lo que se puede traducir en una delimitación más precisa de los contactos entre diversos materiales diferentes. Como es sabido, estos aspectos constituyen dos guías primordiales en la interpretación visual dentro del campo de la cartografía geológica. Por ejemplo, el contacto discordante de los materiales sedimentarios de edad cuaternaria que forman penillanuras en torno a las colinas (en tonos rojizos en las figuras 5.3b y 5.4a-e), con los materiales volcánicos más antiguos (en tonos azules y morados en las figuras 5.4a-e), se manifiesta con mayor claridad debido a la coincidencia de cambios de tonalidad y cambios en el relieve. Esto ha permitido que estos límites sean cartografiados con bastante precisión, principalmente en la zona sur del área de estudio, en donde se han delimitado numerosos pequeños afloramientos de roca volcánica que no se apreciaban en las imágenes TM.

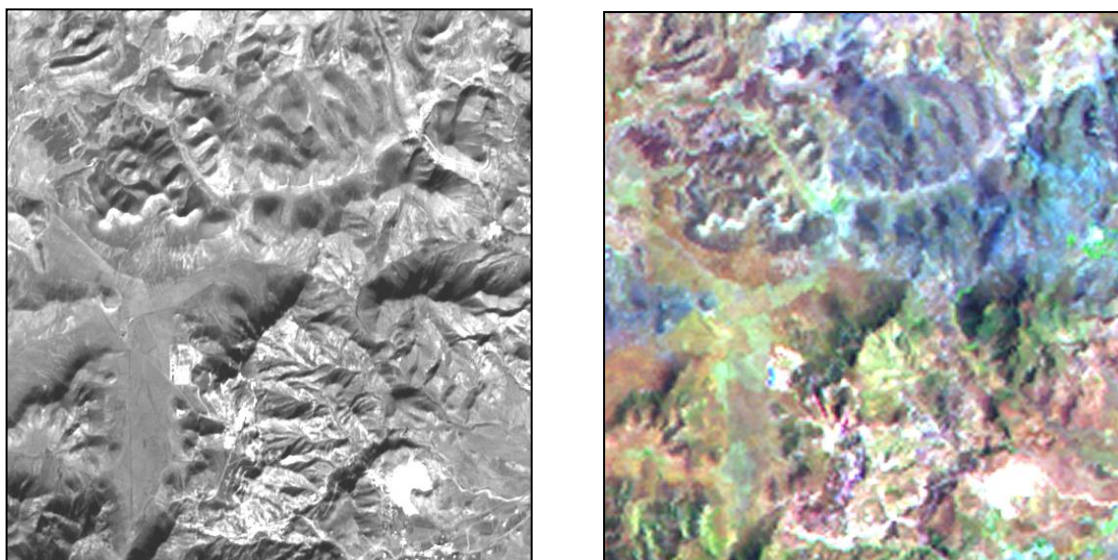


Figura 5.3. Imágenes del sector piloto de 5.3 Km x 5.3 Km (de izquierda a derecha): a. SPOT HRV pancromática (copyright, © CNES 1991). b. Landsat TM en composición falso color RGB 541.

Integración de Imágenes de Teledetección

La información geomorfológica adicional que aportan las imágenes integradas permite además cartografiar con mayor precisión numerosos afloramientos de sedimentos

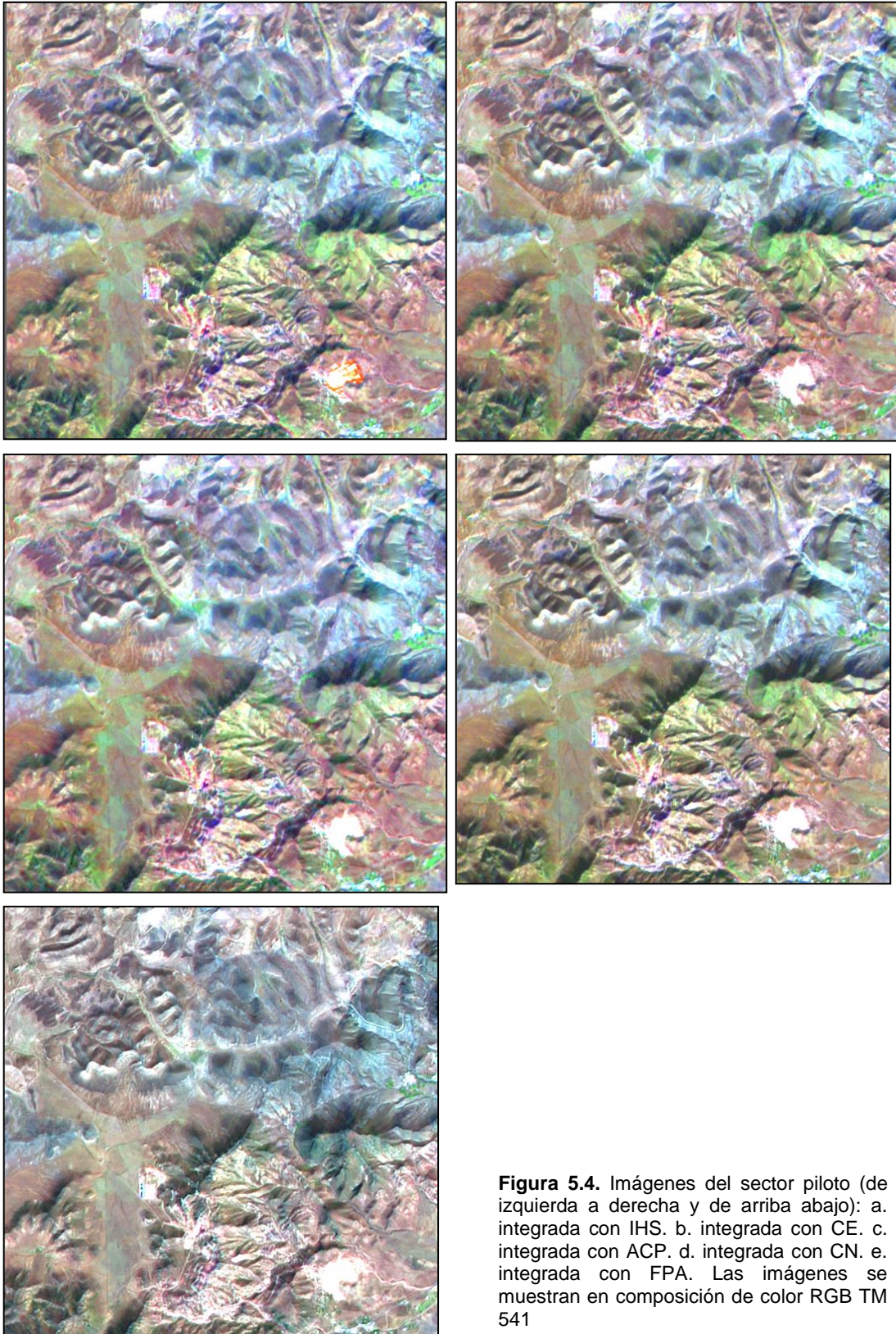


Figura 5.4. Imágenes del sector piloto (de izquierda a derecha y de arriba abajo): a. integrada con IHS. b. integrada con CE. c. integrada con ACP. d. integrada con CN. e. integrada con FPA. Las imágenes se muestran en composición de color RGB TM 541

Capítulo 5

terciarios, principalmente calizas y areniscas de origen arrecifal (tonos marrones oscuros en la esquina superior izquierda de las figuras 5.4a-e). Estos materiales presentan en las imágenes integradas una morfología característica, unas veces ondulada y otras más plana, que los diferencia de materiales cuaternarios y volcánicos, y que antes no era posible diferenciar sólo sobre la base de TM. Así, lo que en las imágenes TM se distinguían como áreas mas o menos amplias de estos materiales, con las imágenes integradas se pueden diferenciar numerosos afloramientos carbonatados separados por materiales volcánicos y cuaternarios detríticos. Además, las imágenes integradas heredan la información de carácter estructural de la imagen pancromática, de manera que en ellas se siguen apreciando los lineamientos y sistemas de fracturas más importantes.

La comparación visual entre datos originales e integrados indica que, en general, los métodos utilizados producen en todos los casos imágenes de buena calidad y muy parecidas a las originales. Sin embargo, observando con mayor detalle, aparecen en ciertas zonas discrepancias de color, y por tanto espectrales, como son los casos de la zona redondeada en tonos blancos que aparece en la parte inferior derecha de las imágenes, y la zona rectangular, también en tonos blancos, que aparece en el centro, y que corresponden a antiguas escombreras. Si se compara la imagen original (figura 5.3b) con las imágenes integradas (figuras 5.4a-e), se observa que estas diferencias son muy escasas en el caso de HPF, y muy evidentes en el caso de IHS, quedando el resto en una posición intermedia. En el caso del IHS la zona redondeada aparece en tonos amarillentos, e incluso en rojos intensos en los bordes, mientras que la rectangular aparece en tonos magentas, cuando en origen aparecían en tonos blancos. Se ha de señalar, sin embargo, que las composiciones producidas con HPF, sometidas al mismo realce lineal que el resto, presentan una variedad de tonos y colores menor que las producidas con el resto, por lo que su aspecto es menos atractivo visualmente.

5.3.1 Comentarios sobre la comparación

Las técnicas de integración de imágenes de teledetección con diferente resolución, como son SPOT HRV pancromática y Landsat TM, son unas herramientas de gran utilidad para generar imágenes híbridas de alta calidad para cartografía geológica. Las imágenes resultantes reúnen lo mejor de los conjuntos de datos iniciales, léase la resolución espacial de los datos HRV pancromáticos y la resolución espectral de los datos TM, en un solo producto, a la vez que conservan en mayor o menor medida,

dependiendo de la técnica particular utilizada, las características espectrales de las imágenes originales TM, garantizando así su interpretabilidad.

La comparación estadística y visual de las imágenes obtenidas con los distintos métodos analizados indica que las cinco técnicas de integración permiten obtener imágenes de buena calidad visual, aunque un análisis más detallado de las mismas muestra que la técnica FPA es la que menos distorsión introduce en las características espectrales de las imágenes integradas, seguida de la técnica de ACP, mientras que la IHS es la que más modificaciones introduce, quedando en una posición intermedia las técnicas de CE y CN. Se observa, sin embargo, que las imágenes producidas con FPA presentan un aspecto visual general menos agradable que el resto. Este hecho, junto con la facilidad de aplicación y versatilidad del método ACP, condujo a seleccionar a éste como el más adecuado para llevar a cabo el estudio en toda el área. Además, la posibilidad de aplicar reales óptimos de color en el espacio de las componentes principales (Vives Ruiz de Lope, 1995) a la vez que se integran los datos supuso también un punto a favor de este método. Rigol Sánchez y Chica Olmo (1997) condujeron una comparación visual realizada por cuatro fotointérpretes que permitió estimar un índice de la calidad visual de las imágenes integradas, de tal manera que las imágenes integradas con TCP e IHS obtuvieron una puntuación media de 9 sobre 10, y las obtenidas con CE y FPA, 7 y 6 respectivamente.

En general, las imágenes integradas suponen una gran mejora en la calidad visual y reportan grandes beneficios de cara a la interpretación de las características geológicas, ya que permiten analizar de manera fácil y conjunta la información espectral TM, en forma de diferentes tonalidades de color que indican diferentes afloramientos de roca, sedimentos o suelos, y la información espacial HRV pancromática, indicando unidades geomorfológicas y estructurales del terreno. Este hecho puede permitir descubrir relaciones geológicas características de las formaciones presentes en el área de estudio. Así, la aplicación del método de integración seleccionado facilitó la fotointerpretación geológica y minera, y se tradujo en una delimitación mucho más precisa de los contactos entre diversos materiales diferentes, en concreto numerosos afloramientos de materiales sedimentarios y contactos entre rocas volcánicas y sedimentarias. Las imágenes integradas presentan una gran ventaja al aportar más información geomorfológica y estructural, aspectos que junto con la información proporcionada por las alteraciones hidrotermales, se constituyen en guías primordiales en la interpretación visual dentro del campo de la exploración minera. La información así obtenida supone un elemento más de interés dentro del conjunto de los datos de exploración.

5.3.2 Integración de fotografías aéreas e imágenes TM

Las fotografías aéreas, empleadas con éxito desde hace muchas décadas, se caracterizan, en general, por su excelente resolución espacial, aunque adolecen de una resolución espectral limitada, inherente a su naturaleza y modo de captación, por lo que pueden equipararse a imágenes pancromáticas, tales como las del satélite SPOT. Al igual que las imágenes SPOT HRV pancromáticas, las fotografías pueden ser integradas con las imágenes TM, con la ventaja que presentan un coste muy bajo respecto a las SPOT.

Antes de poder realizar cualquier procesamiento conjunto de las imágenes de teledetección y las fotografías aéreas es necesario convertir estas últimas a un formato que sea compatible con las primeras. Es decir, las fotografías analógicas han de convertirse a formato digital, mediante el proceso de digitalización. Para llevarlo a cabo fue suficiente utilizar un escáner tamaño A3 trabajando a una resolución de 300 ppp (puntos por pulgada), ya que la escala de las fotografías aéreas permitía obtener un tamaño de píxel de hasta algo menos de 3 metros ($25000/300 = 83.33$ pulgadas = 2.12 metros). Después las fotografías fueron corregidas geométricamente y se georreferenciaron al sistema de coordenadas UTM utilizando puntos de control de coordenadas conocidas, y tomando como base un mapa topográfico.

En el mismo proceso de referenciación de las imágenes, éstas fueron remuestreadas a un tamaño de píxel común de 10 m x 10 m. Es decir, el tamaño de píxel de la fotografía aérea se aumentó de 2.12 m a 10 m, y el de la imagen TM de verano se redujo de 30 m a 10 m para que fuera coincidente en ambos casos. En el remuestreo de la imagen Landsat TM se utilizó un algoritmo de convolución cúbica. Aunque puede parecer tentador remuestrear las imágenes a un tamaño de píxel menor, esto no implica necesariamente una mejora ostensible de la calidad de las imágenes integradas. Vrabel (1996) indica que la utilidad de la imagen integrada depende inversamente del factor de realce utilizado. Así, una imagen TM originalmente a 30 m realizada con una fotografía a 5 m implica un factor de realce de 6:1, mientras que con una fotografía a 10 m el factor es de 3:1. En el análisis se excluyó la banda TM correspondiente al infrarrojo térmico.

Para la integración se utilizó el método basado en el ACP (se ilustra en un sector piloto al oeste del área de estudio, figura 5.5a). Al igual que antes, se calcularon los

Integración de Imágenes de Teledetección

coeficientes de correlación antes y después de la integración para cada una de las bandas, obteniéndose los siguientes valores: 0.54, 0.49, 0.47, 0.46, 0.60 y 0.59, para TM 1 a TM 7 respectivamente. Se observa que, aunque se producen ciertas distorsiones en las características multispectrales de los datos TM, las correlaciones son aceptables, indicando que se conserva buena parte de la información original. Por otro lado, el análisis visual de la imagen integrada muestra que su calidad general experimenta una mejora notable respecto a los datos originales (figura 5.5). La mejor resolución espacial permite mejorar la interpretación de características estructurales y morfológicas del terreno, a la vez que se mantiene el aspecto general de las composiciones de color. En la figura 5.5b y 5.5c se muestra la fotografía aérea y la imagen TM del sector piloto en composición de color RGB TM 541, y en la figura 5.5.d se muestra la imagen integrada, también en composición de color RGB TM 541, a las

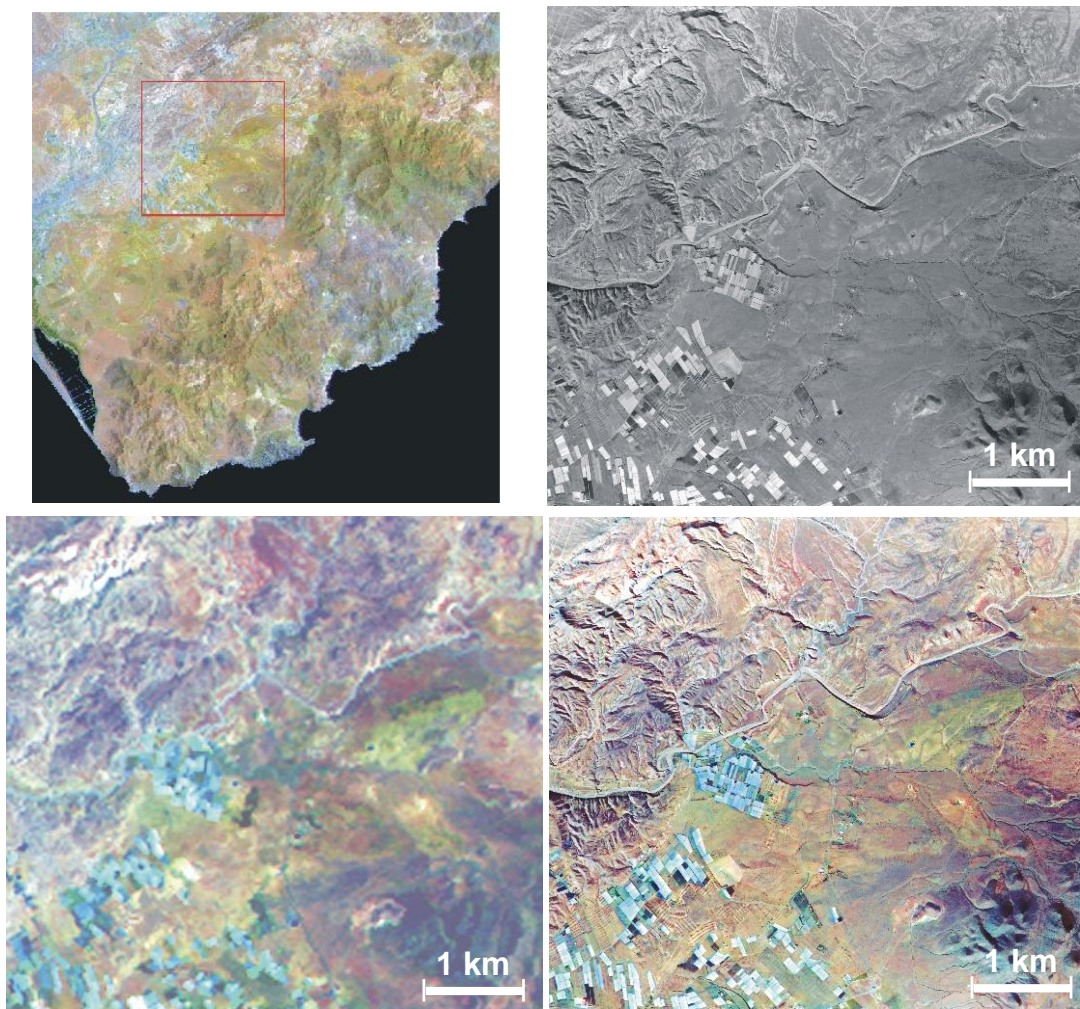


Figura 5.5. Imágenes del sector piloto utilizado para ilustrar la integración TM con fotografía aérea (de izquierda a derecha y de arriba abajo): a. Situación del sector piloto. b. Fotografía aérea del sector. c. Imagen TM 541 RGB. d. Imagen integrada.

Capítulo 5

que se les ha aplicado el mismo realce lineal para efectos de visualización. Al igual que antes, la imagen integrada presenta una gran ventaja respecto a la imagen multispectral original. La comparación visual entre datos originales e integrados indica que se obtienen imágenes de buena calidad y parecidas a las originales.

5.4 Interpretación visual: cartografía temática

Establecidos los procedimientos más adecuados para la integración de información de imágenes, el siguiente paso es su uso en aplicaciones de fotointerpretación geológica y minera. Para ello se realizó la fotointerpretación geológica de las imágenes integradas, con el objetivo de mejorar la interpretación que se realizó sobre la base de las imágenes TM y SPOT y las fotografías aéreas por separado. Para la interpretación visual de las imágenes integradas, se utilizaron las mismas composiciones de color que ya demostraron su utilidad anteriormente. De este modo, las composiciones RGB 541 y 742 fueron ampliamente utilizadas para la discriminación de materiales volcánicos de no volcánicos, así como para la distinción entre ciertos tipos de rocas volcánicas, al igual que se hizo en la interpretación con TM. Para la interpretación de éstas son válidas las consideraciones ya indicadas.

La composición 475 (RGB) se utilizó profusamente en la delimitación de los contactos entre diferentes tipos de rocas volcánicas, y en concreto entre rocas volcánicas alteradas y no alteradas. Como se ha indicado, el contacto discordante de los materiales sedimentarios de edad cuaternaria y terciaria, con los materiales volcánicos más antiguos, se manifiesta con mayor claridad debido al cambio topográfico que suele producirse en éste, no detectable con las imágenes TM. También se cartografiaron numerosos afloramientos de sedimentos terciarios, principalmente calizas y areniscas de origen arrecifal, que afloran principalmente al norte de la Caldera de Rodalquilar. Estos materiales presentan en las imágenes integradas una morfología característica, unas veces ondulada y otras más plana, que los diferencia de materiales cuaternarios y volcánicos y que antes no era posible observar. Así, lo que eran en la interpretación anterior áreas más o menos amplias de estos materiales ahora son numerosos afloramientos separados por materiales cuaternarios y volcánicos. En la zona de la Serrata de Níjar se pudieron distinguir más materiales que en la interpretación en base sólo a imágenes TM, en la que sólo se apreció un material. La coincidencia de cambios del relieve con sutiles cambios de color permitió distinguir dos materiales más que en la interpretación anterior, concretamente calizas jurásicas y brechas poligénicas.

Integración de Imágenes de Teledetección

Las imágenes integradas también presentan una buena información estructural. En ellas se aprecian los sistemas de fracturas más importantes, como los asociados a la gran falla de Carboneras que limita a los materiales de la Serrata de Níjar, y diversos lineamientos en las zonas de Cabo de Gata y Rodalquilar. En el aspecto de las alteraciones hidrotermales se analizaron de nuevo numerosas composiciones de color, tanto de bandas simples como de cocientes, y se diferenciaron varios niveles de alteración. Así, la composición RGB 475 se muestra de gran interés en la cartografía de los materiales volcánicos, y en concreto de las zonas más importantes de alteración, ya que en la composición se visualizan a la vez las dos bandas características de este tipo de materiales. Dentro de estas zonas se delimitaron áreas más interesantes sobre la base de la utilización de composiciones de cocientes entre bandas.

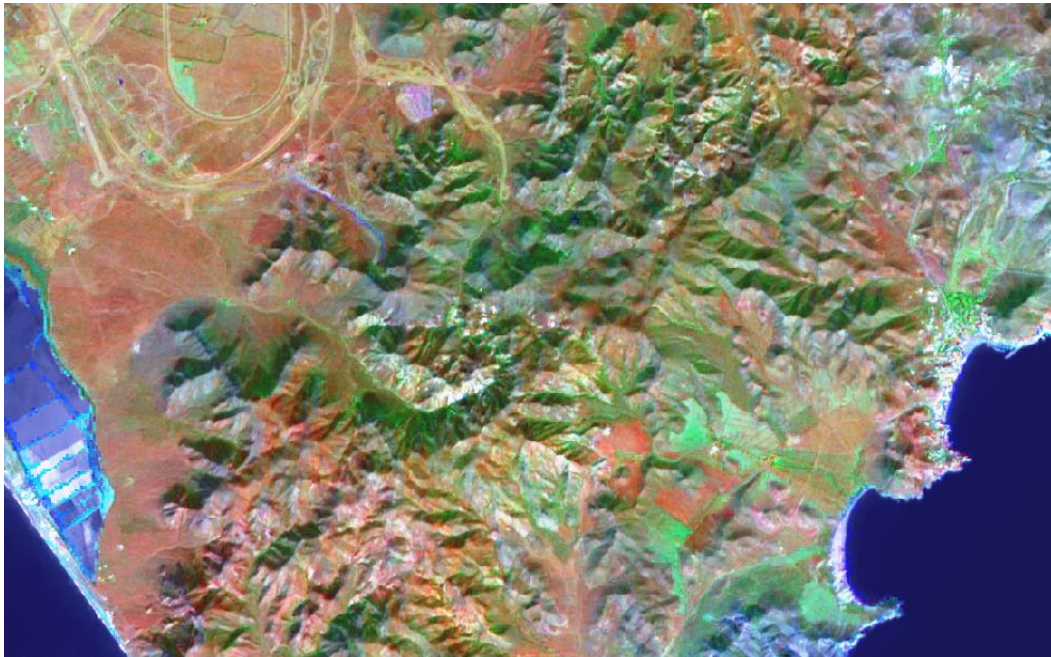


Figura 5.6. Imagen integrada TM-HRV pancromática del distrito de San José en falso color RGB 742 (Escala 1:80,000).

En la zona del campo de domos de Cabo de Gata y utilizando la composición falso color RGB 742 (figura 5.6), es posible observar que las andesitas piroxénicas forman un relieve relativamente abrupto, apareciendo en tonos rojizos en unas zonas y en verdes en otras debido a la presencia de vegetación tipo matorral. Todo el sector está constituido por el mismo tipo de roca, variando únicamente el grado de alteración según las zonas. Los materiales cuaternarios de esta zona aparecen en los mismos

Capítulo 5

tonos rojizos que las rocas volcánicas de las que provienen, pero se diferencian por su morfología y superficie plana. Algunas zonas están cultivadas con campos de cultivo con formas geométricas y tonos verdes más intensos debido a la presencia de plantaciones de chumberas. Utilizando otras composiciones de color es posible distinguir una banda central con grado de alteración medio, conteniendo un área de

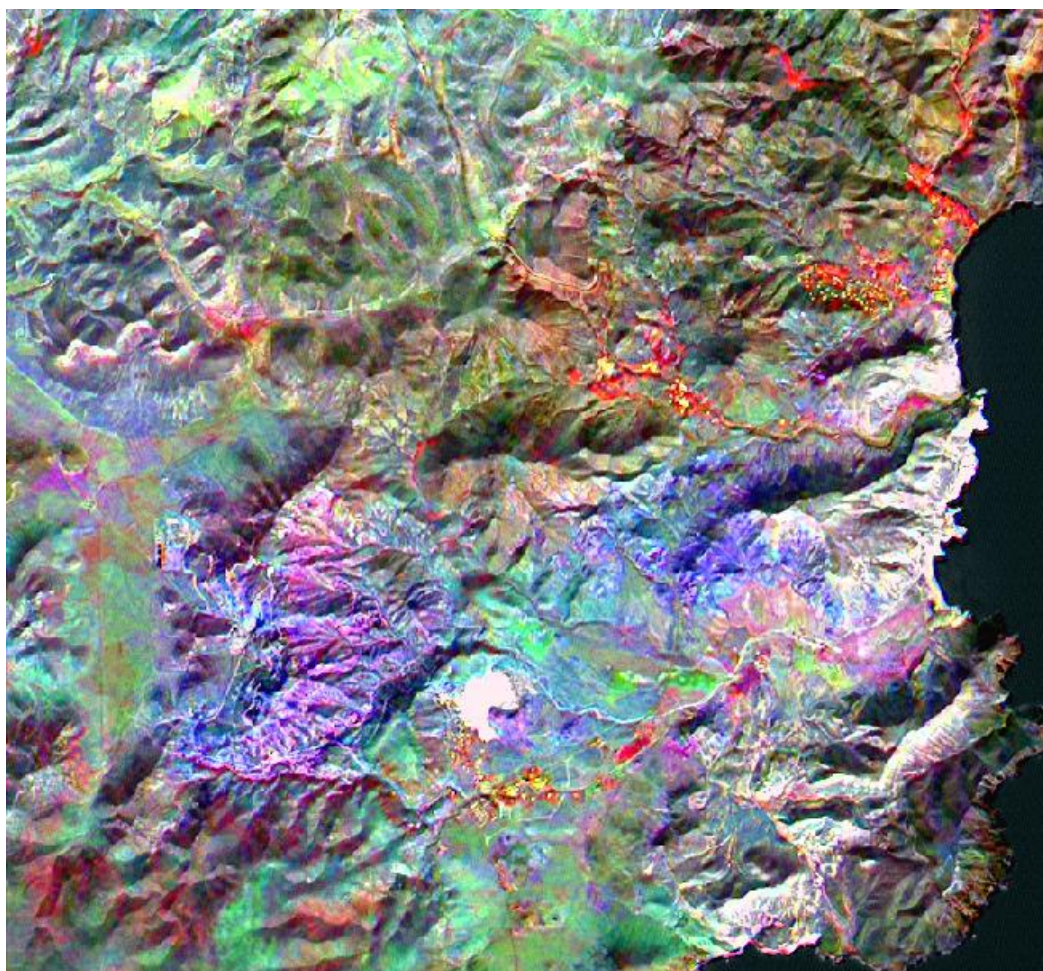


Figura 5.7. Imagen integrada TM-HRV pancromática del sector de Rodalquilar en falso color RGB 475 realizada mediante *decorrelation stretch* (Rigol Sánchez y Chica Olmo, 1997) (Escala 1:50,000).

fuerte alteración, y otra más al norte también con alteración media.

En la zona de la Caldera de Los Frailes y utilizando la composición RGB 541, es posible distinguir algunos de los materiales sin alterar que la constituyen del resto de materiales circundantes, aunque es difícil distinguir esos materiales (andesitas anfibólicas y piroxénicas) entre sí. Estos materiales aparecen en tonos azules

verdosos, mientras que los materiales volcánicos situados al norte de la caldera aparecen en tonos diversos, dominando los rojizos y verdes, aunque es imposible distinguir materiales diferentes. La presencia de vegetación tipo matorral dificulta la interpretación y es la responsable de los tonos verdes que aparecen en toda la zona. Los materiales sedimentarios cuaternarios al norte de la caldera aparecen en tonos marrones, presentando morfología abarrancada. Al oeste de esta zona de materiales volcánicos los sedimentos cuaternarios forman una planicie que aparece en tonos naranjas.

En la zona de la Caldera de Rodalquilar, que se muestra en la figura 5.7 en una composición de color RGB 475 realizada en el espacio de las componentes principales (*decorrelation stretch*), aparecen de manera característica calizas arrecifales terciarias en tonos azulados-verdosos dando unos resaltes muy reflectivos característicos. Se distinguen en tonos marrones las brechas piroclásticas de andesita piroxénica, cuyo mayor afloramiento se sitúa en la Punta de la Polacra. Los materiales cuaternarios aparecen en tonos verdosos y marrones claros. Dentro de los materiales volcánicos se distinguen en tonos azules y violetas las ignimbritas alteradas del Cinto. El análisis de los cocientes confirmó los límites de las zonas alteradas hidrotermalmente. Las dacitas de grano fino aparecen en tonos rojizos diferenciándose claramente del resto de materiales volcánicos, y en tonos más morados en la zona del Cerro del Cinto debido a la alteración. Las dacitas y andesitas anfibólicas (domos) y sus brechas piroclásticas aparecen en tonos rojizos en la zona al norte de Rodalquilar, o zona de Los Tollos, pudiéndose distinguir también algunos afloramientos de brechas piroclásticas de andesita piroxénica en tonos más marrones y oscuros.

Como resultado de la interpretación visual de las diversas composiciones de color citadas se obtuvo un mapa litológico fotointerpretado (figura 5.8) sobre la base de las imágenes integradas en el que se distinguieron básicamente las mismas unidades que en el mapa sobre la base de TM y SPOT por separado. Sin embargo, en La Serrata de Níjar fue posible diferenciar algunos afloramientos de brechas poligénicas del resto de rocas volcánicas. Se ha de destacar que, aunque se diferenciaron prácticamente el mismo número de unidades litológicas que antes, se pudieron identificar el triple de afloramientos. Así, se pasó de 49 afloramientos en el mapa sobre la base de TM a 150 en el mapa sobre la base de TM integrada con SPOT HRV pancromática, de los que la gran mayoría corresponden a pequeños afloramientos que no era posible distinguir en las imágenes TM originales por su moderada resolución espacial. En el mapa se distinguieron las siguientes clases o unidades geolitológicas: (1) antiguas escombreras, (2) dunas de arena, (3) sedimentos terciarios y cuaternarios, (4) sedimentos terciarios, (5) calizas, areniscas y lutitas permo-triásicas del Complejo Maláguide

Capítulo 5

(Serrata de Níjar), (6) andesitas piroxénicas con alteración baja, (7) andesitas piroxénicas con alteración media, (8) andesitas piroxénicas con alteración alta, (9) andesitas piroxénicas con alteración muy alta, (10) andesitas anfibólicas de la Caldera de Los Frailes, (11) rocas volcánicas indiferenciadas, (12) brechas piroclásticas de andesita piroxénica, (13) dacitas y andesitas anfibólicas, (14) dacitas cuarzo-anfibólicas de grano fino, (15) flujos y coladas ignimbríticas muy alterados (El Cinto), (16) rocas volcánicas indiferenciadas de La Serrata, (17) brechas poligénicas de La Serrata.

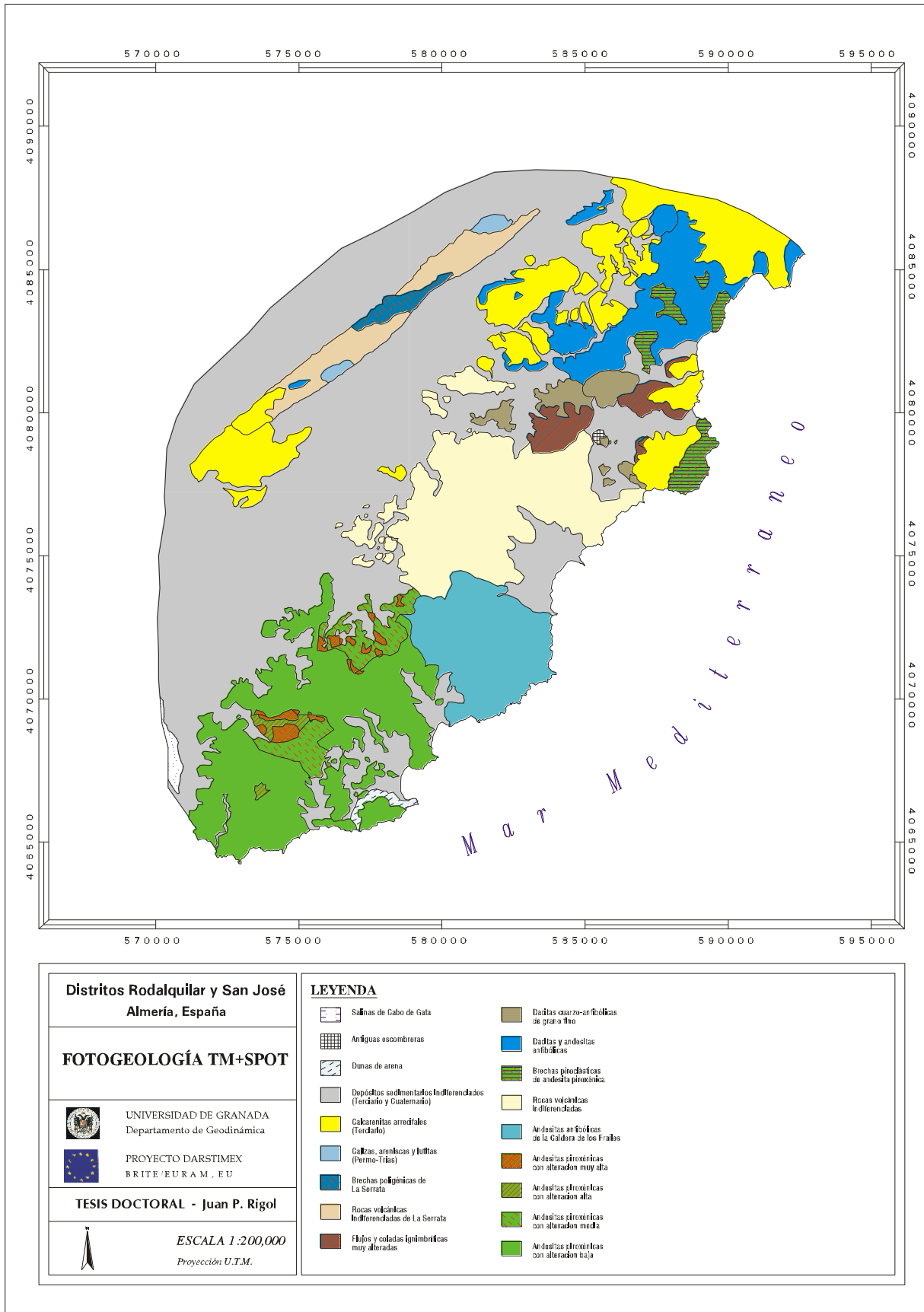


Figura 5.8. Mapa litológico fotointerpretado del área de estudio utilizando las imágenes integradas Landsat TM con SPOT HRV pancromática y TM con fotografía aérea.

Capítulo 5

Parte III. Sistemas de Información Geográfica

6. La Base de Datos de Exploración Minera

6.1 Introducción

La base de datos geográfica es el núcleo de un SIG, por lo que es evidente que las posibilidades de utilización de un SIG dependen ciertamente de aquella. Esto es así, hasta el punto que una incorrecta organización de la base de datos puede dar lugar incluso a limitaciones severas en la adecuada utilización del sistema. Es por ello bien conocido que el éxito o el fracaso de un proyecto SIG está determinado por la robustez del diseño de la base de datos (hay una relación directa con el tamaño de la misma) y por tanto debe dedicarse suficiente tiempo a esta actividad (Worboys, 1995). La importancia de la base de datos SIG es resultado del hecho que los elementos de la misma están íntimamente interrelacionados, de forma que necesitan estar estructurados para una fácil integración y recuperación (Goodchild y Kemp, 1990). En el Capítulo 2 se revisaron las diferencias entre lo que se denominaron SIG corporativos y SIG orientados a proyectos, así como la repercusión directa que esto tiene en las bases de datos que los soportan. El tipo de aplicación realizada en esta investigación responde al segundo tipo, por lo que sólo se discutirán los aspectos fundamentales y peculiaridades pertinentes a las bases de datos asociadas a este tipo de proyectos (para una visión completa véase Laurini y Thompson, 1992; Worboys, 1995; Date, 1995). En este caso concreto se trata de una relativamente pequeña base de datos de exploración minera. Se ha de tener en cuenta que los requerimientos de una base de datos de este tipo están lejos de las de las grandes bases de datos corporativas y el proceso de diseño es en consecuencia relativamente sencillo. No obstante, las consideraciones para una base de datos genérica son válidas en el dominio de los SIG, y son especialmente relevantes en cuanto a los diferentes tipos y naturaleza de los datos que han de ser organizados y almacenados.

En general, el desarrollo de una base de datos SIG para exploración depende en gran medida de la disponibilidad de datos y de la facilidad de incorporación de los mismos en el SIG (Chica Olmo et al., 1994, 1996a). No se ha de olvidar que la adquisición y preparación de los datos para un proyecto SIG supone frecuentemente el mayor esfuerzo tanto en recursos como en tiempo de todas las etapas necesarias para su

Capítulo 6

implementación (Burrough, 1986; Aronoff, 1989; Antenucci et al., 1991; Bosque Sendra, 1997). Este paso inicial en el desarrollo de un SIG implica una serie de procesos como son, por ejemplo, el establecimiento de la extensión espacial del área de estudio, la decisión de una proyección de trabajo adecuada o el ensamblaje de los distintos datos no espaciales y espaciales (referenciados apropiadamente para su correcta superposición) para que éstos puedan ser finalmente usados en el estudio en forma digital. Todo esto debe estar guiado por el proceso de diseño de la base de datos, que incluiría, de forma simplificada, la identificación de los datos requeridos y sus características en función de las operaciones SIG que precisa el usuario/proyecto, su adecuada organización lógica y su posterior materialización en modelos de datos concretos. En el Capítulo 3, haciendo uso del modelo de depósito, se identificaron las variables de exploración que controlan la presencia y distribución de depósitos minerales en el área (fracturas N-S, magmas dioríticos subaflorantes, alteraciones hidrotermales, etc.). En este capítulo se presentan las principales variables utilizadas para construir la base de datos georrelacional que constituye el núcleo del SIG de exploración. Se describe además el proceso, relativamente simple, seguido para su incorporación a la misma.

6.2 Diseño de la base de datos de exploración minera

Las bases de datos SIG, como cualquier base de datos alfanumérica, han de ser diseñadas adecuadamente para poder responder a las necesidades de las aplicaciones que pretenden utilizarlas (Aronoff, 1989). El diseño también debe proporcionar un marco general a la base de datos, así como identificar los datos esenciales y apropiados y filtrar los datos irrelevantes (Yeung, 1998). Como se ha señalado arriba, es muy importante ser consciente de que el proceso cobra mayor importancia de forma paralela a la envergadura de la base de datos. El objetivo es, en definitiva, conseguir que la base de datos contenga toda la información necesaria, pero que no sea redundante y que esté adecuadamente representada. Ya se mostró en el Capítulo 2 una aproximación típica en etapas para la construcción de un proyecto SIG, visto como un sistema de información con ciertas particularidades, con tres fases principales que empiezan con un análisis de requerimientos, que da lugar a un modelo conceptual del sistema (1), que es a su vez convertido en un diseño o modelo lógico (2), que puede ser finalmente implementado utilizando un sistema propietario concreto (Smallworld®, MGE®, Laser-Scan®, ArcInfo®, etc.) (3). De forma equivalente, la construcción de una base de datos se compone de esas mismas fases, y está

estrechamente relacionada con el proceso conocido como modelización de datos (*data modelling*) (Goodchild y Kemp, 1990; Goodchild, 1992; Burrough, 1992; Date, 1995; Worboys, 1995; Yeung, 1998; Burrough y McDonnell, 1998), que consiste en la definición de los objetos de interés, geográficos en este caso, en términos de sus características y sus relaciones con otros objetos. Estas fases son:

1. Diseño conceptual
2. Diseño lógico
3. Diseño físico

La primera etapa de diseño conceptual de la base de datos consiste en la definición en términos amplios y genéricos del objetivo y los requerimientos de la base de datos. La etapa de diseño lógico implica la especificación de la visión que el usuario va a tener de la base de datos con una clara definición de los atributos y relaciones. La etapa de diseño físico conlleva la especificación de la estructura interna de almacenamiento y la organización de los ficheros de datos. A partir de las propuestas de Goodchild y Kemp (1990) y Yeung (1998) las tres fases se pueden esquematizar de forma genérica como se describe a continuación.

El diseño conceptual de la base de datos es básicamente el establecimiento o formulación de los requerimientos de la aplicación y la especificación de la utilización final de la base de datos. El diseño conceptual es independiente del hardware y del software y puede ser una lista con los objetivos de utilización de la misma. Se realiza habitualmente utilizando el modelo entidad-relación (véase Date, 1995; Worboys, 1995), e implica cuatro niveles de trabajo: (a) identificación de entidades, (b) identificación de atributos, (c) determinación de relaciones, y (d) creación de un diagrama entidad-relación (E-R). El diseño lógico es el proceso en virtud del cual el modelo conceptual es refinado y consolidado, de forma que la base de datos propuesta es examinada y revisada de forma completa para identificar problemas como: (a) datos irrelevantes que no serán usados, (b) datos omitidos o no disponibles, (c) representaciones inadecuadas de entidades, (d) falta de integración entre distintas partes de la base de datos, (e) aplicaciones no soportadas, o (f) tiempo y gastos potenciales adicionales para revisar la base de datos. El producto final de este proceso es un esquema lógico, que es desarrollado trasladando el modelo conceptual (diagrama) a un esquema adaptado al software que se va a utilizar. Finalmente, el diseño físico consiste en la determinación de cómo las tablas que van a almacenar los datos son definidas en términos de formato, requerimientos de almacenamiento (memoria, espacio en disco, etc.), localización física, para generar un esquema físico

Capítulo 6

dependiente del software y el hardware a utilizar. El modelo comentado es el de uso más común y está adaptado a las bases de datos relacionales (o georrelacionales en el caso de la mayor parte de los SIG) (véase Batty, 1992). Aunque este modelo sirvió de guía en el trabajo (Chica Olmo et al., 1997), la simplicidad de la base de datos de exploración permitió resumir u omitir algunos de sus aspectos, de manera que se muestran directamente ejemplos de las tablas utilizadas para generar la base de datos, obviando un diagrama entidad-relación. Existen no obstante otros tipos de bases de datos como las orientadas a objetos que requieren una aproximación algo diferente (véase Herring, 1992; Worboys et al., 1993; Date, 1995; Leung et al., 1999).

6.2.1 Diseño conceptual

Al inicio del proceso de diseño de la base de datos de exploración minera se hicieron una serie de consideraciones previas sobre las características de los datos y las particularidades de la base de datos necesarias para albergarlos con las mayores garantías. En primer lugar se ha de tener en cuenta que el fenómeno que se va a modelizar es un fenómeno natural complejo (mineralizaciones de metales preciosos en rocas volcánicas) en el que intervienen numerosas variables con diferentes características (fracturas, zonas alteradas por circulación de fluidos hidrotermales, etc.). Así, las entidades de la base de datos han de representar en buena parte campos continuos, como son la gravimetría, radiancia o la concentración de elementos geoquímicos, aunque también objetos discretos como fracturas. Al mismo tiempo, se ha de considerar que los atributos de las entidades de la base de datos fueron obtenidos en buena parte mediante muestreo, en contraposición a enumeración. Por tanto, el tipo de datos utilizado para almacenar los atributos de las entidades espaciales será predominantemente tipo intervalo o de razón, aunque también nominal y ordinal, además de topológico. Por otra parte, la base de datos no requerirá capacidades específicas para la gestión de datos multitemporales ya que en todos los casos se trata de información estática para los objetivos del proyecto. Un punto muy importante a contemplar es que la base de datos será usada fundamentalmente para propósitos analíticos, en contraposición de las bases de datos creadas para usos descriptivos o administrativos, con todas las implicaciones que esto conlleva (sección 2.3.6). Una de estas implicaciones es que resultará conveniente convertir todos los datos a un mismo formato, en este caso formato raster, para facilitar el análisis y modelización espacial (Aronoff, 1989; Berry, 1993; Berry, 1995).

Básicamente, el diseño conceptual de una base de datos SIG ha de definir las necesidades de la aplicación y el objetivo final de la base de datos. Generalmente, esto implica el establecimiento de las necesidades finales y suele ser definido de forma difusa, aunque suele cristalizar y evolucionar a la vez que la base de datos SIG progresa, pero siempre dentro del marco más o menos amplio de intenciones establecido (Goodchild y Kemp, 1990). Sin embargo, cuanto más claro y mejor definido esté el diseño conceptual más fácil es el diseño lógico de la base de datos SIG (Worboys, 1995; Date, 1995). A lo largo de la memoria se han ido introduciendo ciertas necesidades, así como el objetivo final de la base de datos de exploración. No obstante, algunos de los aspectos fundamentales que merecen ser considerados para el diseño conceptual son comentados a continuación.

El primer aspecto a considerar sería la especificación del uso último de la base de datos SIG como una sola declaración. Un ejemplo podría ser "base de datos SIG para gestión de un parque natural", en nuestro caso se trataba de una base de datos SIG para exploración de depósitos de oro en los distritos de Rodalquilar y San José, en el campo volcánico de Cabo de Gata, Almería. Otro aspecto es el nivel de detalle de la base de datos SIG, indicando la escala o nivel de los contenidos de los datos de la base de datos. En general, una base de datos diseñada para un estudio a media o gran escala (por ejemplo, 1:50,000-1:10,000), como era nuestro caso, requerirá más detalle que una diseñada para aplicaciones a pequeña escala (por ejemplo, 1:500,000).

Se habrá de determinar además cuales son los elementos espaciales de la base de datos SIG. Éstos dependen obviamente del uso final de la base de datos y definen los conjuntos de mapas o datos espaciales que compondrán la misma. Los elementos espaciales son específicos de la aplicación y su elección en aplicaciones como esta, tal como se ha argumentado a lo largo de la memoria, debería estar guiada por el modelo del fenómeno que se está estudiando. Los elementos espaciales están constituidos principalmente por mapas obtenidos de diferentes fuentes, y pueden ser categorizados en elementos primarios, que son los que están digitalizados o introducidos directamente en la base de datos, y en elementos derivados, que son derivados de los elementos primarios sobre la base de una operación con el SIG. Por ejemplo, los puntos de muestreo geoquímico son elementos primarios, pero la superficie generada por interpolación a partir de esos puntos es un elemento derivado. Esta distinción de los elementos primarios y secundarios es útil en la estimación de la carga de trabajo en la creación de la base de datos y también en la planificación de las operaciones SIG (Goodchild y Kemp, 1990). Las tablas 6.1 y 6.2 muestran los elementos primarios y elementos derivados de la base de datos SIG para exploración minera. Las capas

Capítulo 6

“artificiales” obtenidas por generalización o reducción de datos primarios que aparecen en la tabla 6.2 se derivaron para simular un nivel de conocimiento inferior, correspondiente a fases iniciales de una campaña de exploración minera, como se detalla en el Capítulo 9. Como se ha indicado anteriormente, también es importante determinar el tipo de entidad espacial adecuada. Así, por ejemplo, la discrepancia en la tabla 6.1 entre el tipo espacial y el tipo de atributo principal puede indicar la necesidad de un tratamiento adicional de los datos, ya que, si el tipo espacial en el que se tomaron los datos es puntual, como la gravimetría o la magnetometría, y el tipo de atributo que representa el fenómeno es continuo, en este caso una superficie continua, en muchos casos será necesario manipular los datos puntuales mediante interpolación para generar la superficie a partir de las medidas puntuales. Más adelante se incluye una descripción detallada de cada una de las variables de interés geomínero. Por otra parte será necesario precisar también los elementos no espaciales de la base de datos SIG, es decir, los conjuntos de datos no espaciales como son listados de atributos, que compondrán la base de datos SIG. Es claro que la definición de los elementos no espaciales dependerá también de la aplicación concreta. Los datos no espaciales para una aplicación minera pueden incluir datos sobre distritos mineros, derechos de explotación, sustancias, litologías, grados de alteración, etc. (tablas 6.1 y 6.2).

Un aspecto del diseño que a priori puede parecer poco relevante, pero que en la práctica resulta muy útil, es identificar cual es la fuente de los datos espaciales y no espaciales, ya que permitirá planificar la recogida de datos y ayudará también a identificar la necesidad de generar nuevos datos. La mayoría de los datos espaciales están disponibles en forma de o mapas temáticos confeccionados a partir de campañas de agencias estatales. Los datos no espaciales suelen estar disponibles como listados (cada vez más frecuentemente en formato digital) también en distintas organizaciones o agencias de carácter público. En nuestro caso la E.N.ADARO disponía de buena parte de los datos geológicos, mineros y de exploración, mientras que los datos de teledetección fueron adquiridos ex profeso para el proyecto de la empresa Ibersat (tabla 6.1). En esta fase de la investigación se puso rápidamente de manifiesto la necesidad de realizar una campaña geoquímica complementaria (GQ-95) para conseguir cubrir todo el área de estudio. Los datos topográficos y las fotos aéreas se obtuvieron del Instituto Geográfico Nacional (IGN), el Servicio Geográfico del Ejército o el Instituto Cartográfico de Andalucía. En ciertos casos la antigüedad de los datos puede ser un aspecto importante del diseño, ya que define la edad de la base de datos, haciéndola útil o inútil para la aplicación final particular. Sin embargo, este proyecto SIG no exigía datos actuales dado el carácter estático del fenómeno que se estudia.

Tabla 6.1. Datos primarios disponibles para la creación de la base de datos de exploración minera junto con algunas de sus características.

Nombre	Fuente	Escala / Proyección	Adquisición	Tipo espacial	Atributos	Tipo de atributo	Dominio espacial
Geología	ADARO	1:25,000; UTM	Digitalización manual	Polígono	Unidad; símbolo	Nominal; ordinal	Área completa
Fracturas	ADARO	1:25,000; UTM	Digitalización manual	Línea	Tipo; orientación; símbolo	Nominal; razón; ordinal	Área completa
Filones	ADARO	1:25,000; UTM	Digitalización manual	Línea	Tipo; orientación; símbolo	Nominal; razón; ordinal	Área completa
Lineamientos	ADARO, TM	1:25,000; UTM	Digitalización manual	Línea	Tipo; orientación; símbolo	Nominal; razón; ordinal	Área completa
Indicios mineros	ITGE, ADARO	-; UTM	Digitalización teclado	Punto	Elemento; importancia; símbolo	Nominal; ordinal	Área completa
Estructuras volcánicas	ADARO	1:25,000; UTM	Digitalización manual	Línea	Tipo; símbolo	Nominal; ordinal	Área completa
Magnetometría campo	ADARO	-; UTM	Base de datos digital	Punto	C. magnético; anomalía residual	Razón; razón	Distrito Rodalquilar
Gravimetría campo	ADARO	-; UTM	Base de datos digital	Punto	C. gravitatorio; anomalía resi.	Razón; razón	Distrito Rodalquilar
Magnetometría aerotransportada	ADARO	1:25,000; UTM	Digitalización manual	Línea, polígono	C. magnético; lineamiento m.	Razón; nominal	Área completa
Geoquímica de rocas y suelos	ADARO	-; UTM	Base de datos digital	Punto	Concentración 32 elementos	Razón	Incompleta, tres sectores
Geoquímica de rocas y suelos 1995	Campaña propia	-; UTM	Base de datos digital	Punto	Concentración 32 elementos	Razón	Parcial
Mineralogía	Campaña propia	-; UTM	Digitalización teclado	Punto	Concentración 12 fases	Razón	Parcial
Radiometría de campo	Campaña propia	-; UTM	Digitalización teclado	Punto	Radiancia (6 bandas)	Intervalo	Parcial
Imagen TM	Ibersat	-; - (píxel 30m)	Cinta magnética	Raster	Radiancia (7 bandas)	Intervalo	Área completa
Imagen HRV pancromática	Ibersat	-; - (píxel 10m)	Cinta magnética	Raster	Radiancia	Intervalo	Área completa
Imagen HRV multiespectral	Ibersat	-; - (píxel 20m)	Cinta magnética	Raster	Radiancia (3 bandas)	Intervalo	Área completa
Imagen ATM	ADARO	-; - (píxel 5m)	Cinta magnética	Raster	Radiancia (11 bandas)	Intervalo	Parcial
Elevación	IGN	1:25,000; UTM	Digitalización manual	Línea, punto	Elevación	Razón (superf)	Área completa
Red hidrográfica	IGN	1:25,000; UTM	Digitalización manual	Línea	Nombre; símbolo	Nominal; ordinal	Área completa
Uso del suelo	Junta Andalucía	1:50,000; UTM	Digitalización manual	Polígono	Tipo; símbolo	Nominal; ordinal	Área completa
Red viaria	IGN	1:25,000; UTM	Digitalización manual	Línea	Tipo; símbolo	Nominal; ordinal	Área completa
Poblaciones	IGN	1:25,000; UTM	Digitalización manual	Polígono	Nombre; símbolo	Nominal; ordinal	Área completa

Se ha de definir asimismo el dominio de los datos espaciales con relación al marco básico de referencia de los distintos mapas o conjuntos de datos espaciales. En este trabajo la mayoría de los datos y mapas disponibles proporcionados por ADARO sigue el sistema de referencia de coordenadas del IGN (Elipsoide Internacional, Datum

Capítulo 6

Europeo) y por lo tanto era conveniente que la base de datos espacial siguiera los estándares de las hojas del organismo en cuestión. Otro aspecto relacionado es la extensión del área de estudio, definiendo el área geográfica real para el que se organiza la base de datos SIG. La definición de la extensión también establece los límites de la base de datos y ayuda en el diseño lógico de los elementos espaciales. En esta investigación el área de estudio se definió en función del interés prospectivo y en parte por la propia disponibilidad de datos, de forma que el área abarca una extensión de unos 310 Km². El área, como suele ser (fastidiosamente) habitual, se extiende por más de una hoja 1:50,000 del IGN (en concreto tres), y por las hojas 1046-I Campohermoso, 1046-II Carboneras, 1046-III Fernán Pérez, 1046-IV Las Negras, 1060-I El Pozo de los Frailes y 1060-III Morrón de los Genoveses, del Mapa Topográfico Nacional de España a escala 1:25,000.

Tabla 6.2. Principales datos derivados o secundarios de la base de datos de exploración minera (superficie=raster).

Nombre	Derivado de	Tipo	Atributos	Descripción	Comentarios
Geología regional	Geología a 1:25,000	Polígono	Unidad; símbolo	Geología a 1:200,000; 5 clases	Obtenido por generalización
Geología reconocimiento	Geología a 1:25,000	Polígono	Unidad; símbolo	Geología a 1:50,000; 17 clases	Obtenido por generalización
Geología TM, HRV, foto aérea	Imagen TM	Polígono	Unidad; símbolo	Geología 17 clases	Obtenido por fotointerpretación
Litología clasificación TM	Imagen TM	Polígono	Unidad; símbolo	Litología 19 clases	Obtenido por clasificación supervisada
Cociente TM (varios)	Imagen TM	Superficie	-	TM5/7, TM3/1, TM5/4; píxel 30m	División ND bandas TM
Geología TM+HRV, TM+foto	Imagen integrada TM+HRV, TM+foto	Polígono	Unidad; símbolo	Geología 17 clases	Obtenido por fotointerpretación
Litología clasificación ATM	Imagen ATM	Polígono	Unidad; símbolo	Litología 15 clases	Obtenido por clasificación supervisada
Anomalía gravimétrica	Gravimetría	Superficie	-	Anomalía residual de Bouguer	Interpolado con krigeaje a 150x150m
Anomalía magnetométrica	Magnetometría	Superficie	-	Anomalía residual	Interpolado con krigeaje a 150x150m
Componentes principales geoquímica (varios)	Geoquímica y geoquímica 95	Superficie	-	CP1, 2 y 3 de 56 variables	Interpolado con krigeaje a 250x250m (1000x1000m etapa preliminar simulada)
Cociente radiometría campo (varios)	Radiometría de campo	Superficie	-	Cocientes TM5/7, TM3/1	Interpolado con krigeaje 500x500m
Índice mineralogía	Mineralogía	Superficie	-	Suma % cuarzo, alunita, jarosita y caolinita	Interpolado con krigeaje 500x500m
Pendientes	Elevación	TIN	Elevación	-	-

El marco de referenciación espacial resulta esencial para adoptar un procedimiento de referenciación estándar para la base de datos. Esto se realiza normalmente mediante el uso de puntos de control. Los puntos de control pueden ser las esquinas de la malla del dominio espacial, como son las cuatro esquinas de una hoja del IGN a escala

1:25,000 o 1:50,000, o bien puntos de control que pueden ser diferenciados fácilmente como cruces de carreteras, vías, puentes, etc., en cada elemento espacial o mapa que va a constituir la base de datos. Lo más práctico, cuando es posible, es seguir un método compartido donde cada punto de control forma parte de más de una hoja. Esto ayuda en el laborioso proceso de unión o mosaico de mapas y en el proceso de digitalización de datos hoja a hoja. En este caso no fue posible realizar este proceso en todos los mapas y hubo que seguir un proceso mixto.

El dominio de los datos no espaciales, especificando los niveles que presentarán, es otro de los aspectos a considerar. Los conjuntos de datos no espaciales pueden estar disponibles a diferentes niveles de detalle, y es esencial organizarlos a la unidad menor, de forma que los niveles más altos puedan ser entonces abstraídos de las unidades menores cuando sea necesario. En este caso, para realizar algunos tipos de análisis espacial con el SIG (Capítulos 8 y 9) era conveniente categorizar las variables geognósticas de forma adecuada. Así, se definieron cuatro niveles para las variables de interés almacenadas en el SIG de exploración, de tal manera que cada variable es tratada como un parámetro indicando un rango de idoneidad o favorabilidad desde el punto de vista minero. Los cuatro niveles son: "muy poco favorable", "poco favorable", "favorable" y "muy favorable". Esta clasificación puede ser fácilmente reducida a conveniencia, por ejemplo, a una binaria ("favorable" y "no favorable"), dependiendo de los objetivos de una operación SIG concreta. Como se expone en secciones y capítulos siguientes, la categorización de variables nominales no presenta dificultad, en contraste con las de tipo intervalo, que requerirán la utilización de umbrales o valores de corte que habrán de ser seleccionados frecuentemente según criterios estadísticos.

6.2.2 Diseño lógico

Se identificaron también un buen número de conjuntos de datos que no estaban disponibles y que hubieran sido de gran interés. En concreto, la indisponibilidad de datos de prospección geofísica en el distrito de San José,

En cualquier proceso de diseño, incluyendo el de un SIG, el desarrollo comienza con el análisis de los objetivos, pasando por niveles de detalle creciente mientras la información es recogida y se realiza la implementación. Al progresar en el diseño se incrementa el detalle, añadiendo definiciones de datos y asignando las estructuras de datos espaciales adecuadas, en este caso las estructuras proporcionadas por el SIG

Capítulo 6

ArcInfo® (véase Morehouse, 1992; ESRI, 1995), paquete utilizado para la realización del proyecto. Aunque algunos aspectos de diseño son específicos del software SIG concreto, en términos generales éstos son en gran parte comunes en los diferentes programas.

Uno de los primeros aspectos a considerar es el sistema de coordenadas para la base de datos, que determina el modo en que las coordenadas van a ser almacenadas en el paquete SIG. La mayoría de los programas SIG ofrecen un abanico de sistemas de coordenadas dependiendo de qué sistemas de proyección se empleen. Es evidente que el sistema de coordenadas para la base de datos SIG debería de estar en unidades apropiadas que representen las características geográficas en su verdadera forma y tamaño, por lo que el sistema de coordenadas quedará definido por el dominio espacial de la base de datos SIG. A la luz de lo anterior, en este trabajo se adoptó la cuadrícula del IGN para la base de datos y por tanto se eligió el mismo sistema de coordenadas/proyección que el IGN adopta, en concreto el sistema cartográfico de representación o sistema de proyección UTM (Huso 30). El resultado final es que todos los elementos espaciales de la base de datos SIG están referenciados a un sistema de coordenadas uniforme, lo que permite la fácil integración de conjuntos de datos espaciales en los análisis y también permite mantener una homogeneidad en la base de datos. El diseño de las hojas que componen la extensión total del área de estudio es otro punto importante. En los proyectos en los que el dominio espacial es muy amplio es común que los datos se organicen en hojas o *tiles* formando un mosaico (si el software lo permite), lo que facilita la entrada sistemática de datos así como la organización horizontal de la base de datos. En este proyecto las dimensiones del área de estudio y el tipo de objetivo no hacían necesario este proceso.

Es conveniente definir además lo que se denomina el diccionario de atributos. Este diccionario de datos es una colección organizada de registros de atributos que contienen información sobre los códigos y nombres de los atributos de las distintas características descriptivas utilizadas para la base de datos espacial. Consiste por tanto en descripciones de los códigos de los atributos para cada elemento de los datos espaciales. Las tablas 6.3, 6.4 y 6.5 muestran un listado no exhaustivo del diccionario de datos adoptado para la base de datos de exploración. Es necesario señalar que ciertos atributos de algunos elementos espaciales se obtuvieron o derivaron a partir de operaciones de análisis espacial con el SIG, por lo que éstos son presentados y descritos en el capítulo siguiente.

La normalización de datos espaciales, emparentada con la normalización de relaciones (Date, 1995), es un aspecto clave que implica encontrar la estructura más simple de

La Base de Datos de Exploración Minera

los datos espaciales e identificar la dependencia entre los distintos elementos espaciales. Este proceso reduce las redundancias y asegura que los componentes coincidentes de distintos elementos coinciden en sus coordenadas, limitando los problemas de retazos o polígonos *slieve* en la superposición de capas. Esto también elimina la redundancia en el proceso de digitalización ya que las plantillas maestras son digitalizadas sólo una vez y forman parte de todos los elementos. En la base de datos de exploración se utilizó la línea de costa y el límite del área de estudio como plantilla maestra (la red de drenaje se usó para los mapas de elevación). Estos elementos aparecen en cada mapa y han de presentar coordenadas coincidentes.

Tabla 6.3. Diccionario de atributos para las entidades geológicas y mineras.

Número	Dato espacial	Tipo	Nombre código	Código	Descripción	Favorabilidad
1	GEOL	Polígono	GEOL_ID	1	Andesitas anfibólicas	Muy poco fav
				2	Brechas piroclásticas y tobas ignimbríticas de andesita anfibólica	Muy poco fav
				3	Andesitas piroxénicas	Muy poco fav
				4	Andesitas piroxénicas con alteración endógena	Favorable
				...	(véase sección 3.5.3)	(véase texto)
2	FRACT	Línea	FRACT_ID	26	Dunas de arena	Muy poco fav
				1	Fractura	Muy fav: N40-50E
				2	Fractura supuesta	Fav: N30-40E, N130-140E
				3	Fractura bloque	Poco fav: N355-5E, N55-65E Muy poco fav: resto
3	LINEAM	Línea	LINEAM_ID	1	Lineamiento Lineamiento supuesto	Idem
4	FILON	Línea	FILON_ID	1	Filón	Idem
5	EVOLCA	Línea	EVOLCA_ID	1	Borde caldera	-
				2	Borde caldera supuesto	-
6	INDIAU	Punto	INDIAU_ID	1	Gran explotación	Muy fav
				2	Pequeña explotación	Fav
				3	Estructura mineralizada	Poco fav
7	INDISULF	Punto	INDISULF_ID	1	Gran explotación	Muy fav
				2	Pequeña explotación	Fav
				3	Estructura mineralizada	Poco fav
8	GEOREGI	Polígono	GEOREGI_ID	1	Depósitos cuaternarios	Poco fav
				2	Depósitos terciarios	Poco fav
				3	Rocas volcánicas andesíticas	Fav
				4	Rocas volcánicas de la Serrata de Níjar	Poco fav
				5	Rocas volcánicas dacíticas y riolíticas	Muy fav
9	GEORECO	Polígono	GEORECO_ID	1	Andesitas anfibólicas	Muy poco fav
				2	Andesitas piroxénicas	Poco fav
				...	(véase texto)	(véase texto)
				16	Calcarenitas arrecifales	Muy poco fav
				17	Depósitos aluviales terciarios y cuaternarios	Muy poco fav

Capítulo 6

Tabla 6.4. Diccionario de atributos para algunas de las entidades de tipo geofísico y geoquímico (Q=cuartil; x=variable en cuestión). (* Los umbrales de anomalías son redefinidos en el Capítulo 7).

Número	Dato espacial	Tipo	Nombre código	Código	Descripción*	Favorabilidad
1	ANMAG	Punto	ANMAG_ID	1	$X < Q_1$ (anomalías negativas)	Muy fav
				2	$Q_1 < x < Q_2$	Favorable
				3	$Q_2 < x < Q_3$	Poco fav
				4	$Q_3 < x$ (positivas)	Muy poco fav
2	ANGRAV	Punto	ANGRAV_ID	1	$X < Q_1$ (negativas)	Muy poco fav
				2	$Q_1 < x < Q_2$	Poco fav
				3	$Q_2 < x < Q_3$	Favorable
				4	$Q_3 < x$ (positivas)	Muy fav
3	MINE	Punto	MINE_ID	1	$Q, Alu, Jar, Caol < Q_2$	Poco fav
				2	$Q, Alu, Jar, Caol > Q_2$	Favorable
4	GQPC1	Punto	GQPC1_ID	1	$x < Q_1$ (anomalías negativas)	Muy poco fav
				2	$Q_1 < x < Q_2$	Poco fav
				3	$Q_2 < x < Q_3$	Favorable
				4	$Q_3 < x$ (positivas)	Muy fav

Tabla 6.5. Diccionario de atributos de algunos de los datos de teledetección.

Número	Dato espacial	Tipo	Nombre código	Código	Descripción	Favorabilidad
1	GEOLTM	Polígono	GEOLTM_ID	1	Dunas de arena	Muy poco fav
				2	Depósitos cuaternarios	Muy poco fav
				...	(véase sección 4.4)	(véase texto)
				17	Flujos y coladas ignimbríticas con alteración muy fuerte	Muy fav
2	CLASTM	Polígono	CLASTM_ID	1	Depósitos aluviales	Muy poco fav
				2	Depósitos cuaternarios	Muy poco fav
				...	(véase sección 4.5)	(véase texto)
				19	Andesitas anfibólicas	Muy poco fav
3	GEOTMHRV	Polígono	GEOTMHRV_ID	1	Antiguas escombreras	Muy poco fav
				2	Dunas de arena	Muy poco fav
				...	(véase sección 5.4)	(véase texto)
				17	Andesitas piroxénicas con alteración baja	Fav
4	CLASATM	Polígono	CLASATM_ID	1	Depósitos cuaternarios	Muy poco fav
				2	Depósitos terciarios	Muy poco fav
				...	(véase texto)	(véase texto)
				15	Andesitas anfibólicas	Muy poco fav

Las definiciones de tolerancias son asimismo un aspecto importante para el diseño de la base de datos SIG. Las tolerancias especifican el nivel de error asociado con cada elemento espacial y son todas dependientes de la escala o nivel de la base de datos. Algunas de las tolerancias a considerar son la tolerancia de movimiento de coordenadas (*coordinate movement tolerance*), la tolerancia *weed* y la unidad espacial mínima (*minimum spatial unit*) (Goodchild y Kemp, 1990). La tolerancia de movimiento de coordenadas especifica el límite en el que las coordenadas se podrían mover como parte de una operación SIG. Si la tolerancia no es restringida entonces sucesivas operaciones SIG podrían mover las coordenadas significativamente hasta el punto de distorsionar el tamaño y forma de los elementos de la base de datos. Esta tolerancia se fijó al mínimo permitido por el software. La tolerancia *weed* está relacionada con la separación mínima entre coordenadas cuando se digitaliza. Una

La Base de Datos de Exploración Minera

tolerancia apropiada ayuda a no engrosar la base de datos innecesariamente. En este trabajo se fijó a 6m de acuerdo a la escala de los datos incorporados (1:25,000 y 1:50,000). La unidad espacial mínima indica la menor área representable en la base de datos, de forma que cualquier polígono con un área menor que la tolerancia sería agregada. Este concepto es aplicable a bases de datos SIG vectoriales pero no a una base de datos GIS raster, ya que la tolerancia se convierte en la separación entre datos. En función de la escala esta tolerancia se fijó a 2500m². En ESRI (1995) se detallan las tolerancias implementadas en el paquete SIG ArcInfo®.

Tabla 6.6. Ejemplo de una tabla estándar de ArcInfo® para una entidad espacial de tipo polígono, por ejemplo, la geología (.PAT=Polygon Attribute Table). En cursiva se muestra el campo clave (clave externa) que permite enlazar los objetos espaciales con sus atributos.

GEOL.PAT				
REGISTRO	AREA	PERIMETRO	GEOL#	GEOL_ID
1	114484.59956	2586.90730	2	12
2	8199147.30834	23106.18417	3	23
...
875	214588.78796	3547.89456	570	5

Tabla 6.7. Ejemplo de una tabla de atributos tipo LUT. En cursiva se muestra el campo clave (clave primaria) que permite crear la relación con la tabla de entidades espaciales .PAT.

GEOL.LUT				
REGISTRO	GEOL_ID	UNIDAD	SÍMBOLO	CÓDIGO PESO
1	1	Andesitas anfibólicas	32	2
2	2	Brechas piroclásticas y tobas ignimbríticas de andesita piroxénica	35	3
...
25	25	Depósitos aluviales	19	1
26	26	Dunas de arena	17	1

Tabla 6.8. Ejemplo de tabla tipo LUT con los pesos utilizados para la ponderación de objetos o clases en el análisis y simulaciones espaciales. En cursiva se muestra la clave (primaria).

PESOS DETALLE.LUT				
REGISTRO	CÓDIGO PESO	PESO OVERLAY	PESO FUZZY	DESCRIPCIÓN
1	1	2	0.10	Muy poco favorable
2	2	4	0.25	Poco favorable
3	3	8	0.75	Favorable
4	4	16	0.90	Muy favorable

El enlace (relación) de los datos espaciales y no espaciales ha de ser igualmente especificado y definido en esta fase del diseño. Los enlaces e interrelaciones entre datos espaciales y no espaciales son un elemento clave de la organización de la base de datos SIG ya que definen las relaciones que pueden crearse (vistas) entre los

Capítulo 6

distintos elementos y tablas de datos (Goodchild y Kemp, 1990; Worboys, 1995; Yeung, 1998). En el modelo relacional las relaciones se establecen definiendo un campo común (campo clave) en la tabla de la entidad espacial y la tabla de atributos (temáticos) que permita relacionar ambas. En la figura 6.1 se muestra un ejemplo típico de las relaciones necesarias para enlazar una entidad espacial de la base de datos de exploración minera como es la geología con sus atributos temáticos, incluyendo nombre, descripción, símbolo cartográfico para su representación, etc. Por otro lado, las tablas de atributos (incluyendo las tablas de entidades espaciales) deben ser también normalizadas para optimizar y evitar redundancias en la base de datos SIG (véase Date, 1995). En las tablas 6.6, 6.7 y 6.8 se muestran las tablas normalizadas para la entidad espacial geología y sus atributos, incluyendo la tabla de ponderación utilizada para realizar la superposición de capas (Capítulos 8 y 9).

6.2.3 Diseño físico

El diseño físico está relacionado con la estimación de la carga, requerimiento de espacio en disco, requerimiento de memoria, requerimientos de acceso y velocidad, etc., para el SIG. Todo esto depende en gran medida del proyecto SIG concreto y de la plataforma hardware en la que el SIG opera, por lo que no hay estándares universales

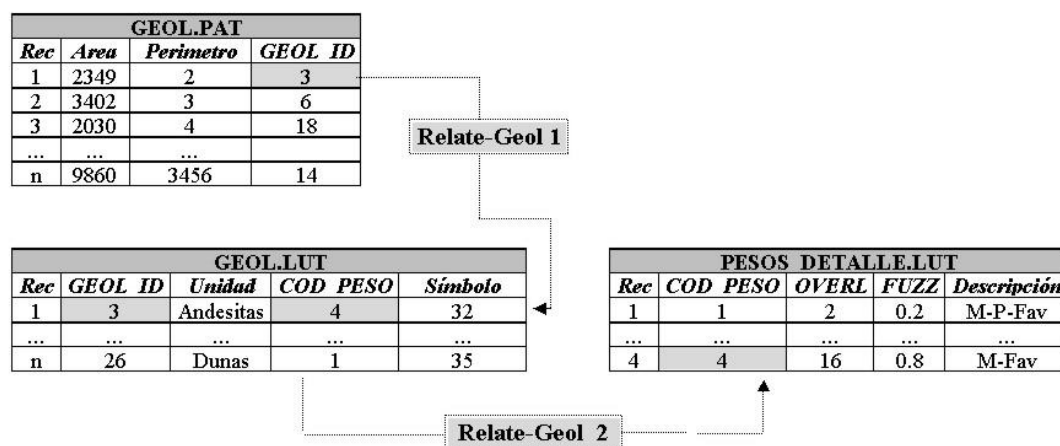


Figura 6.1. Ejemplo de la disposición de las tablas de una entidad espacial poligonal como es la geología (GEOL) y las de algunos de sus atributos temáticos. También se muestran de forma simplificada las relaciones (*relate*) entre ellas.

sobre los aspectos del diseño físico y gran parte ha de basarse en la experiencia (véase Gittings et al., 1993; Gittings, *en prensa*). Se comentan, sin embargo, a continuación algunos de los puntos clave.

Los requerimientos de espacio en disco es una de las preocupaciones principales de los diseñadores de las bases de datos SIG, siendo especialmente importante para las bases de datos corporativas. Es muy común que las estimaciones de espacio en disco para una base de datos SIG queden rápidamente obsoletas, aunque en la actualidad la disponibilidad de discos duros de gran capacidad a costes muy bajos está facilitando enormemente este aspecto. En el trabajo que aquí se presenta, dos discos de 4Gb permitieron almacenar la totalidad de los datos (tanto primarios como derivados) utilizados en el proyecto. La carga de la base de datos es también difícil de determinar ya que no es fácil estimar el número de puntos, líneas, polígonos en cada elemento espacial. Aún así en determinadas ocasiones se pueden elaborar guías amplias y realizar estimaciones.

Los requerimientos de acceso y velocidad, que son claves en determinadas aplicaciones de las bases de datos, dependen en el caso de los SIG de la capacidad de manejar grandes y complicados mapas más que del tiempo involucrado en el procesamiento (Goodchild y Kemp, 1990). La mayor parte de las aplicaciones SIG no son aplicaciones en tiempo real y por lo tanto el tiempo o la velocidad de acceso suele ser un aspecto secundario (hay excepciones como los SIG para protección civil o emergencias). La organización de los ficheros y los datos en el SIG es una actividad que se cuida de realizarla el propio paquete SIG y no suele ser necesario considerar aspectos de diseño para la organización física de los ficheros. Cada paquete SIG tiene su propia organización de sistemas de ficheros que podría ser un solo fichero o un conjunto de ficheros y ser transparente para el usuario.

En este trabajo se utilizó el sistema gestor de bases de datos del SIG ArcInfo®, INFO, que permite la realización de proyectos de tamaño pequeño y medio. Para grandes proyectos se suelen utilizar sistemas gestores de bases de datos relacionales externos (Oracle, Sybase, Informix, etc.), ya que INFO presenta ciertas limitaciones al no ser relacional en sentido estricto (véase Date, 1995). Las bases de datos en INFO se almacenan como ficheros en directorios de trabajo o *workspace* de ArcInfo® (Morehouse, 1992; ESRI, 1995). En la base de datos INFO se almacenaron las tablas con toda la información referente a las entidades espaciales. Estas tablas son creadas de forma automática por el software cuando las entidades espaciales son creadas o importadas de ficheros externos. Se almacenaron igualmente en INFO los datos no espaciales en forma de tablas de atributos, así como información sobre símbolos

Capítulo 6

cartográficos, descripciones, etc., en tablas adicionales denominadas comúnmente tablas tipo *look-up* (*look-up tables*, LUT). Las tablas INFO fueron normalizadas (Date, 1995; Worboys, 1995) y se establecieron relaciones entre sí mediante un campo clave (*ítems* en ArcInfo®). Como se ha indicado anteriormente, las relaciones permiten enlazar las tablas estándar de entidades espaciales con las tablas de atributos temáticos, las tablas descriptivas y de símbolos tipo LUT, y las tablas de ponderación incluyendo los pesos que van a utilizarse en el proceso de simulación con el SIG de exploración (Capítulos 8 y 9). Las relaciones pueden definirse y almacenarse con relativa facilidad en ArcInfo® (denominadas *relates* en este paquete) como ficheros INFO especialmente diseñados por el sistema para este propósito, aunque están muy lejos de permitir la flexibilidad y potencia de SQL. El sistema de simulación de escenarios de exploración minera hace uso extensivo de los *relates* para operar (Capítulo 9).

6.3 Creación de la base de datos de exploración minera

En los proyectos SIG se suele establecer un procedimiento sobre la base del diseño elaborado que incluye los pasos necesarios a realizar para la creación de la base de datos. Se ha de reiterar que este aspecto cobra mayor importancia cuanto mayor es la base de datos. El procedimiento puede resumirse en:

1. Creación de una plantilla maestra: se crea una plantilla como capa de referencia, consistente, por ejemplo, en los límites del área de estudio, red de drenaje, etc. La plantilla se utiliza posteriormente para la digitalización de los distintos componentes o mapas de la base de datos espacial.
2. Preparación de los documentos cartográficos o mapas: lo ideal es transferir los datos a mylar (hojas transparentes muy estables) y su posterior digitalización hoja a hoja, incluyendo puntos de control, identificadores, códigos adecuados de los objetos o elementos espaciales de acuerdo al diccionario de atributos, bordes de los objetos, tolerancias, etc. Es frecuente, sin embargo, que el paso a mylar sea omitido, principalmente en pequeños proyectos, por lo que pueden aparecer algunas distorsiones provocadas principalmente por la inestabilidad del papel que conviene considerar dependiendo de los requerimientos del proyecto.

3. Digitalización de los objetos: los distintos mapas son digitalizados o escaneados utilizando el paquete SIG o software externo adecuado que permita la transferencia más o menos directa de los datos al SIG (por ejemplo, con un programa CAD). En este paso se ha de tener en cuenta las referencias y puntos de control seleccionados. Lo ideal es realizar la digitalización de los distintos documentos como elementos espaciales adicionales en distintas copias de la plantilla maestra.
4. Edición y depuración de capas (cubiertas): las distintas capas digitalizadas han de ser procesadas para corregir los errores de digitalización tales como nodos colgantes (*dangles*, constituyendo los *overshoots* o *undershoots*), y etiquetas para polígonos en el caso de datos vectoriales. Esto constituye la obtención de un informe de esos errores y una edición manual de esas características. Finalmente la cubierta se procesa para la creación de la topología (de tipo arco-nodo en el caso del SIG ArcInfo®). Como en el caso de la digitalización, la edición ha de hacerse también tomando como base una hoja. En el caso de los paquetes SIG raster, la construcción de la topología no sería relevante, sin embargo, es esencial la edición de los datos para identificar los grupos de celdas con similares características.
5. Unión de las distintas hojas: el siguiente paso en el procedimiento es juntar o hacer un mosaico de las diferentes hojas o mapas en un solo mapa temático para toda la extensión del área de estudio. Normalmente implica un laborioso proceso para hacer coincidir y poder unir así los objetos en los bordes de las hojas. La retícula de puntos de registro se utiliza para este propósito.
6. Codificación de atributos: los códigos de atributo para los diferentes objetos y categorías han de ser verificados, para luego añadir atributos adicionales (por ejemplo, nombres, símbolos de representación o descripciones) a la base de datos. En este punto es necesario establecer las relaciones entre entidades espaciales y tablas de atributos, o bien transvasar los atributos a las tablas de las entidades espaciales (figura 6.2). Es sólo tras este proceso cuando la cubierta o capa de información está preparada para iniciar el análisis SIG. La reclasificación de atributos es un aspecto relacionado con este punto que se realiza una vez codificados los atributos, especialmente al inicio del proceso de análisis espacial.

Este proceso se repitió, con las evidentes particularidades, para cada uno de los conjuntos de datos de que se disponía para la investigación. Así, parte de los datos

Capítulo 6

geoquímicos y los datos geofísicos de campo (gravimetría y magnetometría) se obtuvieron en formato digital como una tabla, conteniendo una fila por muestra y con columnas conteniendo coordenadas espaciales y atributos no espaciales (concentración elementos, etc.). Las localizaciones espaciales se almacenaron como puntos en coordenadas UTM, y los atributos químicos y geofísicos como campos numéricos en tablas enlazadas a las tablas estándar de los puntos. Los datos aeromagnéticos se digitalizaron a partir de mapas analógicos utilizando una tableta digitalizadora A0 y posteriormente introducidos en la base de datos en formato vectorial como isolíneas, o líneas en el caso de la interpretación, para ser finalmente depurados, tratados para crear la topología y convertidos a la proyección de trabajo. Los datos geofísicos habían sido sometidos ya a varios pasos de procesamiento e interpretación antes de ser transformados a un fichero digital para el proyecto. Los datos de vuelos en perfiles originales habían sido transformados de una serie de medidas puntuales a lo largo de líneas e interpolados en una malla regular de la que se derivaron las isolíneas. Por otro lado, las localizaciones de depósitos minerales recopiladas de las distintas fuentes y parte de los datos geofísicos y geoquímicos hubo que digitalizarlos manualmente con el teclado desde listados en papel. Por otra parte, los datos geológicos fueron sometidos a todo el tratamiento descrito arriba ya que se encontraban en su totalidad en mapas analógicos en papel, aunque en la mayor parte de los casos la información estaba referenciada al sistema UTM, por lo que no fue necesario realizar conversión de coordenadas (Chica Olmo et al., 1994).

En cuanto a la creación y organización de la parte no espacial de la base de datos, buena parte de los datos estaban disponibles en forma analógica. Para convertir los datos a formato digital se puede usar cualquier software adecuado para configurar un sistema de entrada de datos (por ejemplo, una hoja de cálculo) o definir formularios en la base de datos para la fácil introducción y edición de datos. Este módulo puede ser utilizado directamente para introducir datos en ficheros secundarios, que se relacionan como se ha indicado anteriormente con el fichero primario de los objetos espaciales sobre la base de un código como campo clave. Es común utilizar módulos de programa disponibles en casi todos los paquetes SIG para leer o cargar largos listados de datos cuando estos están disponibles como ficheros ASCII convenientemente formateados. En este caso se importaron todos los datos a partir de ficheros de texto formateados haciendo uso de los comandos de lectura de INFO.

Tabla 6.9. Ejemplo de tabla tipo LUT con los valores de corte para la reclasificación de los datos espaciales en cuatro niveles de favorabilidad minera.

RECLAS_PC1GQ95.LUT				
REGISTRO	CÓDIGO_RECLAS	CLASE	NIVEL_CORTE	DESCRIPCIÓN
1	1	1	0.3	Cuartil 1
2	2	2	0.4	Cuartil 2
3	3	3	0.5	Cuartil 3
4	4	4	0.8	Percentil 95

Tras realizar todo este proceso aún es necesario aplicar distintas transformaciones a las capas SIG para proceder con el análisis espacial de datos. La mayor parte de los paquetes SIG existentes en la actualidad requieren que los datos SIG sean convertidos a un mismo formato, bien vectorial bien raster, para su análisis conjunto. Como se discutió en la sección 2.3.4, la modelización espacial de datos como los utilizados en exploración minera hace aconsejable la conversión de todos los datos a formato raster. Esta aproximación permite la fácil utilización del álgebra de mapas para construir modelos. La base de datos de exploración minera almacena por tanto capas en formato raster y capas duplicadas en formato vectorial y raster. Las capas en formato vectorial se utilizaron para algunos análisis concretos (corredores, etc.) y sobre todo para representación cartográfica. Por otro lado, antes de proceder con el análisis espacial es conveniente que las capas SIG sean reclasificadas en función del interés prospectivo que presenta cada una de sus clases. Esto implica la elaboración de un diccionario de atributos "reclasificados" en función de su favorabilidad minera. Para las entidades espaciales de tipo nominal y ordinal esta operación se realizó de forma implícita incluyendo un campo en la tabla de atributos tipo LUT indicando el nivel de favorabilidad minera (CÓDIGO_PESO en la tabla 6.7). Las entidades espaciales tipo intervalo requieren una reclasificación estableciendo valores de corte o umbrales que permitan definir clases de favorabilidad. Estos umbrales se definieron mediante análisis estadísticos y espaciales que se presentan en el Capítulo 7. Esta clasificación puede hacerse de forma permanente derivando nuevas capas o realizarla a la vez que se realiza una operación espacial con objeto de no aumentar excesivamente el tamaño de la base de datos. ArcInfo® permite que los valores de corte sean almacenados en ficheros o tablas en INFO (tabla 6.9). En este caso se optó por derivar nuevas capas raster por el poco espacio de almacenamiento que requerían (comprimidas con *run length encoding*). En las tablas 6.3 y 6.5 se muestra el diccionario de atributos con una columna (favorabilidad) de reclasificación para algunas entidades de tipo nominal. En la tabla 6.4 se muestra el diccionario de atributos con la columna de favorabilidad para algunas entidades de tipo intervalo como son las variables de tipo geoquímico. Las reclasificaciones que se muestran en este capítulo son utilizadas junto con otras modificadas en la simulación de escenarios de exploración en capítulos siguientes. En

Capítulo 6

concreto, las unidades de los mapas geológicos se clasificaron siguiendo los niveles de favorabilidad del mapa geológico de detalle descritos como sigue:

- Muy favorable: Dacitas ignimbríticas con coladas e ignimbríticas basales con alteración endógena (unidad Las Lázaras) (19), Dacitas biotítico-anfibólicas rojizo-violáceas con alteración endógena (18), Flujos piroclásticos e ignimbríticos del Cinto con alteración endógena (16).
- Favorable: Coladas dacítico-riolíticas con alteración endógena (10), Coladas (o lapilli) de andesita piroxénica (7), Andesitas piroxénicas con alteración endógena (4).
- Poco favorable: Diques dacíticos (21), Flujos y domos dacíticos cuarzo-anfibólicos de grano fino (20), Brechas de colapso de dacitas biotítico-anfibólicas rojo-violáceas (17), Brechas piroclásticas de dacitas y andesitas anfibólicas (14), Dacitas y andesitas anfibólicas (13), Coladas dacítico-riolíticas (9), Brechas poligénicas y coladas (8), Brechas piroclásticas de andesita piroxénica con alteración endógena (6).
- Muy poco favorable: Dunas arenosas (26), Depósitos aluviales (25), Depósitos cuaternarios (24), Sedimentos del Terciario Superior (23), Metasedimentos del Complejo Maláguide (22), Conglomerados piroclásticos y brechas dacítico-andesíticas anfibólicas con matriz rojiza (Serrata) (15), Brechas andesíticas con fuerte alteración (Majada Redonda) (12), Brechas andesíticas (Majada Redonda) (11), Brechas piroclásticas de andesita piroxénica (5), Andesitas piroxénicas (3), Brechas piroclásticas y coladas de lapilli andesítico anfibólico (2), Andesitas anfibólicas (1).

En los mapas geológicos derivados de datos de teledetección, las clases litológicas se categorizaron de la siguiente forma:

- Muy favorable: Flujos y coladas ignimbríticas muy alterados.
- Favorable: Andesitas piroxénicas con alteración alta y muy alta.
- Poco favorable: Andesitas piroxénicas con alteración baja y media, Rocas volcánicas indiferenciadas, Dacitas y andesitas anfibólicas, Dacitas cuarzo-anfibólicas de grano fino, Brechas poligénicas de La Serrata, Rocas volcánicas indiferenciadas.

- Muy poco favorable: Antiguas escombreras, Dunas arenosas, Sedimentos terciarios y cuaternarios, Sedimentos terciarios, Calizas, areniscas y lutitas permo-jurásicas, Andesitas anfibólicas de la Caldera de Los Frailes, Brechas piroclásticas de andesita piroxénica, Rocas volcánicas indiferenciadas de La Serrata.

Por otra parte, ambas bases de datos, espacial y no espacial, tendrán que ser actualizadas para contener los datos más recientes para un posterior análisis con una frecuencia que dependerá de la aplicación concreta o el tipo de SIG en particular. Algunos de los datos serán en muchos casos relativamente estáticos, y por lo tanto serán creados una vez y actualizarlos sólo cuando haya cambios. Este es el caso de los datos de exploración (mapas geológicos, puntos de elevación, mapas de drenaje, etc.).

Como resumen final, se describen a continuación las principales características de las variables geognósticas seleccionadas y utilizadas en los análisis llevados a cabo con el SIG de exploración minera (identificadas sobre la base del modelo de depósito y generadas a partir de los datos de exploración del Capítulo 3). Ya se indicó

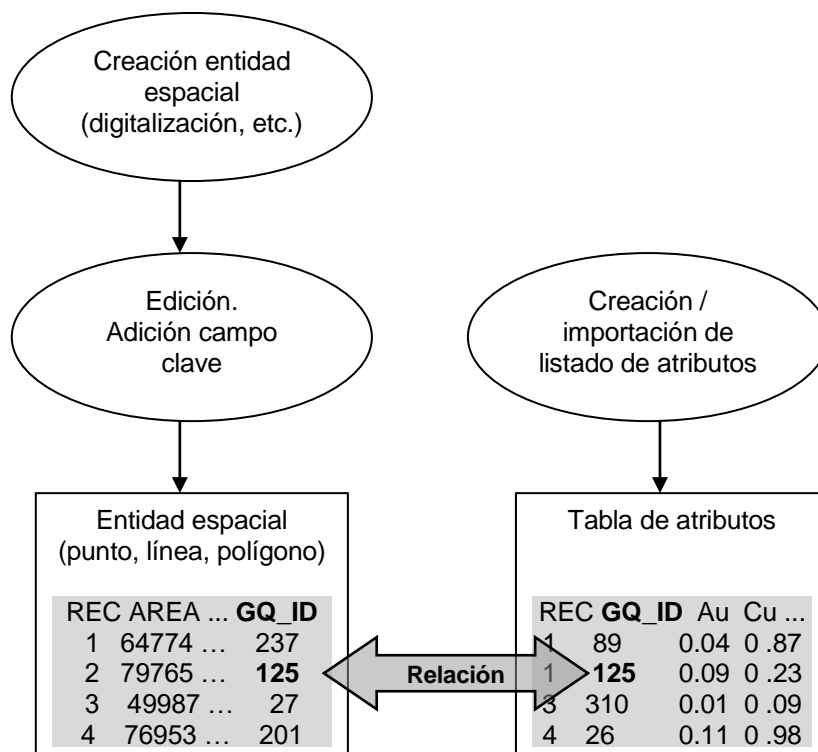


Figura 6.2. Esquema simplificado del proceso de creación e incorporación de una entidad espacial y de sus atributos temáticos a la base de datos de exploración minera.

Capítulo 6

anteriormente que se generaron y utilizaron una serie de variables “artificiales” (por ejemplo, geología regional), bien a partir de variables existentes mediante generalización o reducción de datos o bien mediante un proceso independiente, que muestran niveles de detalle inferiores (tanto en el dominio espacial como no espacial) a las variables originales. La explicación a esto quedará clara en el Capítulo 9 en la simulación de distintos escenarios de exploración, ya que estas variables corresponderían a etapas de exploración iniciales en las que el nivel de conocimiento del área es todavía escaso. Esto está relacionado con lo comentado en el Capítulo 2 respecto a la reducción de áreas de interés en las campañas de exploración minera. Las variables de interés utilizadas (la derivación y reclasificación de algunas de ellas se comenta en el Capítulo 7), clasificadas según su tipo, son (Chica Olmo et al., 1994, 1996a, 1996b, 1997):

- a) Datos litológicos y mineros.
 - a. Geología regional. Se trata de un mapa geológico de síntesis que podría corresponder a una cartografía obtenida a escala 1:200,000. El mapa puede corresponder a la fase de exploración en la que se tienen delimitados los grandes grupos litológicos a partir de una campaña de campo puntual. Se distinguen cinco grandes unidades generadas generalizando el mapa de detalle, que son: depósitos cuaternarios, depósitos terciarios, rocas volcánicas andesíticas, rocas volcánicas de la Serrata de Níjar, rocas volcánicas dacíticas y riolíticas.
 - b. Geología de reconocimiento. Se trata de un mapa geológico a escala 1:50,000, que en este caso podría corresponder a una fase intermedia de exploración (reconocimiento). Se han distinguido 17 clases litológicas, que se han categorizado en cuatro niveles de interés de manera análoga a las capas citadas.
 - c. Geología de detalle. Constituye una de las variables geognósticas importantes, ya que la litología y las alteraciones hidrotermales parecen controlar la presencia de yacimientos, tal y como se refleja en los modelos de depósitos propuestos. La escala de elaboración, de 1:25,000 a 1:10,000 en ciertas zonas, la convierte en una variable muy precisa. Se diferenciaron 26 litologías diferentes.
 - d. Indicios minerales. Los datos referentes a los indicios minerales en el área corresponden a explotaciones existentes y estructuras mineralizadas, categorizadas según el tamaño y el tipo de sustancia.

b) Datos estructurales.

- a. Lineamientos. Es otra de las variables de interés preferente ya que los yacimientos se asocian a discontinuidades estructurales por las que ascendieron los fluidos hidrotermales. Se consideraron cuatro direcciones principales (ángulo respecto al norte), diferentes dependiendo del tipo de yacimiento en cuestión. La distancia a un tipo de lineamiento concreto se estableció como un parámetro de interés, de tal manera que su influencia se extendería hasta 100 metros.
- b. Fracturas. Las direcciones preferenciales desde el punto de vista prospectivo se consideraron como parámetros de esta variable, distinguiéndose hasta cuatro rangos de interés según el tipo de yacimiento en consideración. Igualmente la distancia a estas estructuras se consideró como un parámetro de interés, extendiéndose su influencia hasta 50 metros. También el ángulo era un parámetro o atributo de interés.
- c. Filones. Se consideró la distancia a los filones como un parámetro de interés. Se identificaron varias direcciones preferenciales según el modelo de depósito y se categorizaron en cuatro rangos de interés prospectivo. En ciertos análisis los lineamientos, fracturas y filones se agruparon en una sola capa con objeto de paliar el muestreo irregular de algunos de los componentes.
- d. Estructuras volcánicas. Las estructuras volcánicas también controlan la disposición de los yacimientos, como se desprende del modelo de yacimiento descrito, asociándose fundamentalmente a zonas de caldera. Esta variable incluye información correspondiente a la presencia de bordes de caldera y de estructuras circulares. La distancia a las estructuras y la inclusión en estructuras cerradas se consideró como parámetros de interés.

c) Datos de teledetección.

- a. Unidades geológicas fotointerpretadas sobre la base de imágenes Landsat TM. Presenta una escala en torno a 1:200,000 y diferencia 5 clases o unidades diferentes.

Capítulo 6

- b. Unidades litológicas obtenidas mediante clasificación digital de imágenes TM. Esta variable se obtuvo mediante la clasificación supervisada de la imagen Landsat TM utilizando un algoritmo de máxima verosimilitud. La clasificación permitió distinguir 19 unidades litológicas diferentes.
 - c. Unidades geológicas fotointerpretadas en base a imágenes integradas Landsat TM-SPOT HRV pancromática. La presencia de indicios y yacimientos se asocia preferentemente a rocas ácidas, y sobre todo a la presencia de alteraciones hidrotermales, de tal manera que se trata de una de las variables geognósticas importantes. A partir de las imágenes integradas se consiguieron diferenciar 17 unidades. La escala está en torno a 1:50,000.
 - d. Unidades litológicas obtenidas mediante clasificación de imágenes ATM. Esta variable se obtuvo mediante la clasificación supervisada de las imágenes multiespectrales ATM, que cubrían el área de Rodalquilar, por lo que su extensión está limitada a esta zona. Se empleó un algoritmo de máxima verosimilitud, y se diferenciaron 15 unidades litológicas diferentes.
 - e. Datos radiométricos (espectroscópicos) de campo (65 medidas con 6 canales espectrales). Se utilizaron como parámetros de interés el cociente entre las bandas TM5 y TM7, y en menor medida el TM 3/1, ya que el primero puede dar una aceptable visión de la presencia de minerales de la arcilla típicos de las zonas de alteración hidrotermal. El segundo puede indicar presencia de óxidos de hierro. Se interpolaron mediante krigeaje.
 - i. Cociente TM 5/7 radiometría de campo. Se categorizó en cuatro niveles, haciéndolos coincidir con los tres primeros cuartiles de la población, de tal manera que el primero correspondería a zonas sin interés, y el último a zonas con alto interés prospectivo.
 - ii. Cociente TM 3/1. Misma categorización que el TM 5/7.
- d) Datos geofísicos.

La Base de Datos de Exploración Minera

- a. Magnetometría aerotransportada. La interpretación del mapa de anomalías aeromagnéticas aporta información sobre zonas de potencial interés prospectivo, en concreto, numerosas discontinuidades aeromagnéticas y contactos entre zonas de diferente naturaleza aeromagnética. Consiste en una capa poligonal mostrando zonas favorables.
 - b. Anomalías magnéticas terrestres (330 mediadas puntuales; interpolación con krigeaje). La campaña de magnetometría de campo se limita a la zona de Rodalquilar, mientras que no se dispone de información de la zona de Cabo de Gata. Los valores residuales se tomaron como variable de interés, y se categorizaron en cuatro niveles, coincidiendo con los tres primeros cuartiles de la población.
 - c. Anomalías gravimétricas (330 mediadas puntuales; interpolación con krigeaje). Variable limitada al distrito de Rodalquilar indicando la anomalía residual de Bouguer. Se establecieron cuatro categorías coincidiendo con los cuartiles, siendo los residuales positivos los que presentan a priori mayor interés prospectivo.
- e) Datos geoquímicos y mineralógicos.
- a. Geoquímica de detalle de suelo y rocas. La información multivariable geoquímica se sintetizó mediante la técnica del análisis de componentes principales utilizando 59 variables. Así, se utilizaron los componentes principales de todos los datos de geoquímica como parámetros de interés. En este caso los Componentes Principales se categorizaron en dos o tres niveles de favorabilidad, debido a la propia naturaleza de los mismos.
 - i. Mapa de Componente Principal I estimado, indicando presencia de SiO_2 y Al_2O_3 y ausencia de CaO .
 - ii. Mapa de Componente Principal II estimado, indicando presencia de Pb , Zn , Cu y W .
 - iii. Mapa de Componente Principal III estimado, indicando presencia de As , S , Ag , Au y Th y ausencia de MgO .

Capítulo 6

- b. Geoquímica táctica de suelo y rocas. Campaña geoquímica puntual simulada que se incluiría en la etapa preliminar, compuesta de 40 muestras. A su vez se calcularon las componentes principales de estas muestras indicando prácticamente las mismas asociaciones en las primeras componentes principales.
- c. Geoquímica estratégica de suelo y rocas. Campaña geoquímica puntual simulada que se incluiría en la etapa de reconocimiento, incluyendo 100 muestras, en la que se dispondría aproximadamente de un 30 % de las muestras de la campaña de detalle. A su vez se calcularon las componentes principales de estas muestras indicando prácticamente las mismas asociaciones en las primeras componentes principales, por lo que realmente se dispone de 9 parámetros referentes a la geoquímica de suelos y rocas
- d. Mineralogía (65 muestras de 15 fases minerales): Cuarzo+Alunita+Jarosita+Caolinita. Se utilizó como parámetro de interés la suma de las fases Cuarzo, Alunita, Jarosita y Caolinita, ya que estos minerales están presentes, y por tanto caracterizan, las zonas con alteración hidrotermal. Se categorizaron en cuatro niveles de interés coincidiendo con los tres primeros cuartiles de la población de muestras de mineralogía según el contenido creciente en estos minerales. Se estimó o interpoló mediante krigeaje.
- f) Otras variables. Aunque se dispone en la base de datos de exploración de información referente a la topografía, la red de drenaje, las pendientes del terreno, usos del suelo, así como de estructuras humanas como poblaciones y carreteras, a estas capas no se las hizo intervenir directamente en los análisis y simulaciones con el SIG.

7. Análisis Espacial de Datos

7.1 Introducción

El análisis espacial de datos implica básicamente dos tipos principales de actividades: (a) la descripción de patrones espaciales, y (b) el análisis de las relaciones entre patrones espaciales (Unwin, 1981). Normalmente, el análisis descriptivo supone un primer paso que suele conducir a la formulación de cuestiones más complejas acerca de las relaciones entre los patrones espaciales (por ejemplo, ¿cuáles son las principales variables espaciales que explican la distribución de la variable de interés Y ?) (Openshaw, 1991). Estas actividades pueden comportar análisis tanto univariantes como multivariantes, que a menudo, aunque no exclusivamente, son de naturaleza estadística (tabla 7.1), y en muchos casos incluyen la modelización matemática y otras formas *ad hoc* de análisis geográfico. En este sentido, el análisis espacial de datos es un amplio campo que incluye no sólo a la estadística, espacial y no espacial (clásica), sino que comprende también a la modelización espacial, implicando ésta a su vez un extenso conjunto de modelos (determinísticos, estocásticos, empíricos, etc.) (Anselin y Getis, 1993; Fisher et al., 1996).

El análisis estadístico de datos está constituido por dos grandes etapas: el análisis exploratorio y el análisis confirmatorio (Haining, 1990). El análisis exploratorio de datos, AED (EDA en inglés), es una primera fase en la que el objetivo principal es la identificación y descripción de las propiedades estadísticas de los datos, la identificación de potenciales estructuras presentes en los datos y la formulación de hipótesis a partir de los mismos. El AED se caracteriza por la utilización de métodos resistentes, es decir, poco sensibles a valores extremos (estos son normalmente los más interesantes en exploración minera) y en la utilización de gráficos para presentar informes de los datos de forma que sea fácil su interpretación. En el caso de datos univariantes, las medidas de estructura pueden incluir propiedades de localización, escala, sesgo y distribución, mientras que en un contexto multivariante esto puede extenderse a la identificación de relaciones entre variables (diagramas de dispersión, etc.) (tabla 7.1). El análisis confirmatorio de datos (ACD) está, en cambio, más próximo a la inferencia estadística tradicional (proporcionando intervalos de confianza

Capítulo 7

y comprobando hipótesis), pero también incluye análisis de sensibilidad o influencia (evaluando la robustez del ajuste de un modelo y las conclusiones estadísticas de los datos), así como el análisis de los residuales (Haining, 1990). En la práctica estas fases no son utilizadas de forma secuencial, sino de forma alternante.

Tabla 7.1. Dimensiones y actividades más frecuentes del análisis estadístico de datos espaciales (modificado de Berry, 1995). (* Método no estadístico en sentido estricto recientemente utilizado).

	Descriptivo	Predictivo
Univariante	Frecuencia Media Desviación típica Coeficiente de variación Distribuciones no gaussianas ...	<i>Trend Surface Analysis</i> Polígonos Thiessen Vecino más próximo Kriging Mínima curvatura ...
Multivariante	Tests de comparación ANOVA Estadísticos de tabulaciones cruzadas Análisis cluster Análisis factorial (ACP, etc.) ...	Análisis discriminante Regresión Clasificación máxima probabilidad Clustering Métodos bayesianos *Redes Neuronales Artificiales ...

No obstante, se ha de tener en cuenta que los sistemas naturales, y en concreto los recursos minerales, son objetos complejos en donde las hipótesis utilizadas por los métodos tradicionales de tratamiento de la información son a menudo demasiado simples. Así, los datos espaciales presentan en particular ciertas características especiales que dificultan sensiblemente su análisis mediante las técnicas estadísticas clásicas, las cuales están relacionadas esencialmente con la dependencia espacial y la heterogeneidad espacial (Fisher et al., 1996). La primera se refiere a la relación entre datos georreferenciados, ya que los datos que están próximos en el espacio tienden a ser más parecidos entre sí que los que están lejos (Tobler, 1979; Cressie, 1993), y por tanto tienden a no ser independientes, supuesto básico en la estadística clásica. La heterogeneidad espacial surge cuando no existe uniformidad espacial en los efectos de la dependencia espacial y/o de las relaciones entre variables concretas (Haining, 1990; Fisher et al., 1996). Estos efectos espaciales pueden invalidar muchos de los procedimientos estadísticos estándares y dar lugar a errores en la inferencia estadística, falseando las indicaciones de la validez de los modelos, etc. Es bien conocido, por ejemplo, que la autocorrelación de los datos espaciales provoca modificaciones en los intervalos de confianza de los tests estadísticos (Haining, 1990;

Bosque Sendra y Moreno Jiménez, 1994). Consecuentemente, el análisis espacial de datos debe ir más allá del análisis estadístico estándar (Anselin y Getis, 1993).

Desafortunadamente, no existe aún una tecnología fácilmente disponible que sea adecuada para afrontar estos problemas en los grandes conjuntos de datos que se usan en la actualidad (Fisher et al., 1996). Debido a los numerosos problemas que introduce la naturaleza de los datos espaciales en la aplicación de los métodos estadísticos clásicos, Openshaw (1991) aboga por el abandono de las aplicaciones geográficas tradicionales de la inferencia estadística a favor de una aproximación más descriptiva en la que los tests de significación son usados principalmente como un mecanismo de filtrado de los resultados, apoyándose en que, en general, el uso descriptivo de muchos métodos estadísticos sobre datos espaciales es satisfactorio siempre que no se dependa o incida demasiado en los tests de significación para validar los resultados. Aunque esta aproximación ha sido duramente criticada (véase Anselin y Getis, 1993), es posiblemente la que prevalece en la actualidad, ya que, exceptuando la geoestadística, aún no existen métodos de inferencia estadística adecuados para manipular datos espaciales (Fisher et al., 1996).

Por otro lado, la aplicación de las técnicas de análisis espacial de datos se ha visto notablemente facilitada desde la incorporación de este tipo de herramientas en los SIG, hasta el punto que hoy en día casi no se concibe uno sin el otro. Numerosos autores afirman, sin embargo, que una de las mayores deficiencias de los SIG actuales es la falta de funciones analíticas y de modelización, y afirman incluso que el futuro éxito de la tecnología SIG dependerá en gran medida en la incorporación de capacidades de este tipo más potentes (véase, por ejemplo, Openshaw, 1991; Fisher et al., 1996). Mucho se ha escrito sobre este tema, generalmente indicando que las manipulaciones de datos tales como la partición, agregado, superposición (*overlay*) e interpolación, que son las funciones analíticas que ofrecen los SIG actuales, son claramente insuficientes. Esta postura parece haberse suavizado en la actualidad, posiblemente debido a que hoy día es posible construir elaborados modelos espaciales utilizando las herramientas para el análisis y la manipulación espacial y los lenguajes de alto nivel integrados en numerosos SIG modernos. Por ejemplo, el álgebra de mapas, típico de muchos SIG raster, permite realizar modelizaciones complejas sin la necesidad de software externo, siempre que el SIG disponga de herramientas de gestión de bases de datos y capacidades de hoja de cálculo para manejar las tablas de atributos (Fabbri y Chung, 1996). No obstante, la incorporación a los SIG de herramientas de análisis espacial exploratorio de datos (AEED, o ESDA en inglés) es contemplada como una de las tareas prioritarias, ya que, tal como se ha sugerido anteriormente, la ausencia de hipótesis y teorías a priori en este ámbito parecen hacer

Capítulo 7

al análisis exploratorio más importante en el mundo SIG que el análisis confirmatorio (véase Goodchild, 1987; Gunnink y Burrough, 1996).

Otro de los aspectos pendientes es la inclusión de nuevas herramientas de análisis espacial innovadoras que sean especialmente adecuadas al ambiente SIG rico en datos y pobre en teorías (Fisher et al., 1996). Entre estas nuevas herramientas, las redes neuronales artificiales, provenientes del campo de la inteligencia artificial, son las que mayor interés parecen estar levantando, ya que presentan una serie de ventajas sobre las técnicas de análisis espacial tradicionales tales como la ausencia de supuestos sobre los datos espaciales y su capacidad de procesar datos ruidosos y de modelizar relaciones no lineales (Zhou y Civco, 1996; Openshaw and Openshaw, 1997; Rigol, 1998).

El presente capítulo está dedicado fundamentalmente al análisis descriptivo de los datos de exploración minera, aunque también se incluye el análisis de las relaciones entre pares de variables espaciales (mapas). Se aplicaron para ello técnicas tanto univariantes (histogramas, variografía, etc.) como multivariantes (*clustering*, análisis de componentes principales, etc.). Se tratan aquí, por tanto, aspectos relacionados con el análisis (exploratorio) estadístico espacial, mientras que la elaboración de modelos (predictivos) sobre los datos, o modelización espacial, es abordada en los Capítulos 8 y 9. Uno de los objetivos de la caracterización de los patrones de distribución de las variables geognósticas será la detección de zonas anómalas de interés prospectivo, es decir, la delimitación de objetivos de exploración o *targets* parciales. Cada uno de estos *targets* parciales, en forma de capa de información SIG indicando favorabilidad a la presencia potencial de depósitos, será obtenido a partir del tratamiento de los datos generados por una técnica de exploración (por ejemplo, gravimetría). Normalmente, los *targets* parciales no permiten individualmente indicar de forma adecuada la presencia de un depósito, por lo que será necesario combinar todos ellos para generar los *targets* finales con la mayor posibilidad de éxito. Esta última cuestión constituye el argumento de los capítulos siguientes.

7.2 Análisis univariante

El análisis de datos ha de comenzar por una exploración preliminar que permita una identificación inicial de las propiedades de los mismos antes de proceder al análisis de datos multivariante. En esta fase se hace énfasis en la descripción de los datos, cuyo

conocimiento resultará útil tanto en el desarrollo de hipótesis como a la hora de dar forma a los sucesivos análisis estadísticos (Haining, 1990; Cressie, 1993; Bosque Sendra y Moreno Jiménez, 1994). Los datos espaciales requerirán el análisis previo de las propiedades espaciales de los mismos, en concreto de su variabilidad espacial, y frecuentemente la estimación de localizaciones no muestreadas. Así, la secuencia de trabajo suele empezar con la aplicación de métodos para identificar las propiedades distribucionales de las observaciones. Estos sumarios son siempre de substancial interés por si mismos, pero además ayudan a indicar si se requerirán transformaciones especiales de los datos para subsecuentes análisis estadísticos (Haining, 1990). Para este fin se utilizan métodos de análisis exploratorio de datos (Tukey, 1977) adaptados a las necesidades del análisis de datos espaciales: estadísticos de orden, gráficos, etc. Existen otros métodos basados en el filtrado estadístico y geoestadístico que no son tratados aquí (véase Isaaks y Srivastava, 1989). A este paso le suele seguir la identificación de las propiedades de distribución espacial de los datos, incluyendo la detección de derivas, relaciones espaciales locales y valores extremos espaciales. El análisis e identificación de relaciones, espaciales y no espaciales, entre pares de variables suele ser el último paso, dentro ya del análisis multivariante, antes de abordar la modelización espacial.

7.2.1 Datos geoquímicos

La interpretación de datos geoquímicos se realiza habitualmente mediante técnicas estadísticas que van desde la elaboración de histogramas de frecuencias hasta técnicas más complejas como los análisis multivariantes (análisis *cluster*, análisis factorial, etc.). El primer objetivo perseguido es la discriminación entre el fondo geoquímico regional y la anomalía que puede reflejar la presencia de un yacimiento mineral, utilizando, por ejemplo, histogramas y gráficos acumulados. No obstante, el propósito último del tratamiento de la información geoquímica es la adecuada caracterización de la distribución espacial de los distintos elementos geoquímicos de interés, así como de las relaciones a encontrar entre estos elementos, lo que se alcanzará mediante el tratamiento estadístico y geoestadístico de la información disponible (Bustillo Revuelta y López Jimeno, 1996).

Capítulo 7

7.2.1.1 Estadística univariante y propiedades distribucionales

7.2.1.1.1 Elementos minoritarios

La aplicación de métodos estadísticos univariantes es el primer paso fundamental en todo tratamiento de datos geoquímicos. Estos métodos son de gran importancia, “a pesar” de ser sencillos y fácilmente aplicables, ya que permiten obtener un notable grado de conocimiento acerca del comportamiento de las variables, siendo posible en numerosas ocasiones alcanzar conclusiones similares a las que se derivan de la aplicación de complejos métodos multivariantes. En cualquier caso, la información proporcionada por estos métodos es siempre necesaria antes de aplicar técnicas multivariantes. Se ha de resaltar que de todas las variables analizadas sólo algunas presentan interés desde el punto de vista de la exploración minera, aunque el resto puede ayudar a la caracterización de las anomalías geoquímicas de los elementos de interés metalogenético. Entre todas las variables analizadas la de mayor interés será a priori el Au, seguido de los elementos calcófilos asociados a aquel en el contexto metalogenético de Cabo de Gata, entre ellos: Ag, Cu, Pb, As, Sb, Zn, Se y Bi. En cuanto a los elementos mayoritarios, casi todos presentan interés ya que pueden permitir la caracterización y delimitación de zonas con rocas alteradas hidrotermalmente (este aspecto es tratado más adelante desde un punto de vista litogeoquímico).

Tabla 7.2. Estadísticos básicos de algunos de los elementos de interés metalogenético. Campaña geoquímica de 1995 (372 muestras). Para el Au no se incluyen las muestras con menos de 5 ppb.

Geoquímica 1995	Au (ppb) ≥5ppb	Ag	Cu	Zn	Pb	As	Sn	Sb	
<i>N</i>	144	372	372	372	372	372	372	372	
<i>Media</i>	44.46	6.03	38.28	271.71	178.20	94.38	.75	1.36	
<i>Mediana</i>	21.00	6.73	19.07	109.16	41.36	41.66	.42	.49	
<i>Desv Est</i>	80.15	3.25	72.83	525.71	388.22	315.77	2.80	4.19	
<i>Asimetría</i>	5.23	2.56	5.77	5.75	5.39	15.98	16.99	12.66	
<i>Curtosis</i>	34.42	24.06	40.29	48.10	40.43	285.67	312.15	197.71	
<i>Mínimo</i>	5.00	.00	.00	0.00	.00	.00	.00	.00	
<i>Máximo</i>	691.80	37.95	690.96	6140.53	4247.16	5781.82	52.40	70.15	
<i>Percentiles</i>									
	25	13.37	3.48	10.58	54.25	20.77	15.33	.00	.20
	75	39.30	8.05	34.97	243.13	166.91	94.67	.84	1.32
	95	168.25	9.42	126.36	1069.02	754.63	314.44	2.11	4.57

Se realizó en primer lugar un análisis de los estadísticos básicos de las variables geoquímicas, tanto de elementos mayoritarios como minoritarios, incluyendo medidas de tendencia central, de dispersión y de forma (tablas 7.2, 7.3, 7.4 y 7.5). También se realizaron y examinaron histogramas, diagramas de caja (*box-plot*) y gráficos Q-Q (cuantiles) para las variables más interesantes desde el punto de vista metalogénético. Para estos análisis se utilizaron distintos paquetes estadísticos (SPSS® y Statistica®) que permiten realizar muy fácilmente todas estas funciones. En la mayor parte de los casos se trataron los datos de las dos campañas geoquímicas (año 1989 y año 1995) independientemente debido a sus diferentes características. En general, los elementos minoritarios presentan distribuciones fuertemente asimétricas de tipo positivo (en la mayoría de los casos lognormales) con valores máximos positivos lejos del resto, mientras que los mayoritarios presentan distribuciones normales o ligeramente

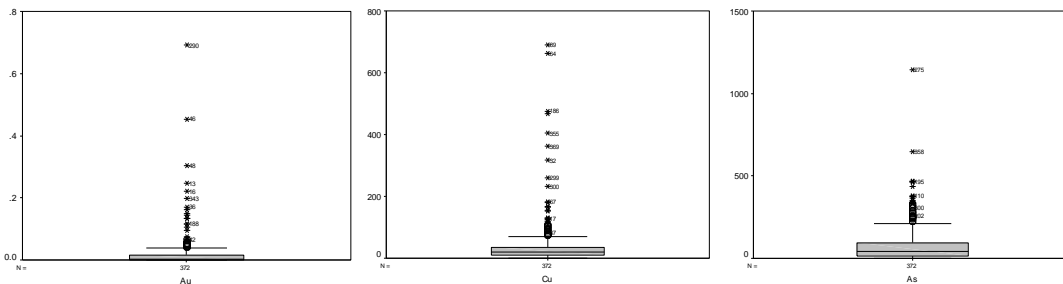


Figura 7.1. Diagramas de caja (*box-plot*) para algunos elementos de interés metalogénético (ppm). En el As se ha excluido la muestra 62. Campaña geoquímica de 1995 (372 muestras).

asimétricas (en algunos casos también lognormales), hecho bastante común cuando se trata con variables geoquímicas (Howarth, 1984; Higuera et al., 1992; Jiménez Espinosa, 1993; Moon, 1995). Las excepciones a esta regla son comentadas más adelante. Estas circunstancias indican la necesidad de utilizar estadísticos y gráficos robustos y resistentes a valores extremos (como, por ejemplo, medianas en vez de medias y gráficos como los diagramas de caja).

Los gráficos de caja o *box-plot* fueron desarrollados por Tukey (1977) y consisten en la representación de la distribución de tal manera que dentro de la caja haya el 50% de los casos y en las patillas (*whisker*) - líneas de los extremos - el 25% superior e inferior. Con un asterisco se señala la mediana, con una X el máximo y mínimo y con una O los valores *outliers* y con una E los valores extremos. Esta es una forma alternativa al histograma para representar una distribución. En la figura 7.1 se muestran diagramas de caja (*box-plots*) para algunos elementos minoritarios de la campaña de 1995. Se aprecia en casi todos ellos el fuerte sesgo con simetría positiva y

Capítulo 7

máximos alejados del resto de valores (con la excepción de la Ag). El histograma del Au correspondiente a la campaña de 1995 se muestra en la figura 7.2a. Se observa que presenta una distribución claramente lognormal, con una cola en la que aparecen algunas inflexiones que pueden separar poblaciones diferenciadas. En la figura 7.2b se muestra el histograma del Au transformado logarítmicamente, en donde es posible observar que aparecen inflexiones a 6 ppb (0.006 ppm), a 10 ppb, 39 ppb, a 100 ppb (bastante clara) y a 200 ppb. El histograma de la Ag (figura 7.2c) presenta una distribución bimodal, con modas a 3 ppm y 8 ppm, con una inflexión a 5 ppm. Se aprecia también una inflexión en los valores altos en torno a 13 ppm. El Cu, Pb, Zn, Sn, As, Sb, Tl, Bi y Se presentan histogramas unimodales de tipo lognormal. En el caso del Cu, que podría ser un ejemplo representativo de este tipo de variables, el histograma (transformado logarítmicamente) (figura 7.2d) muestra varias inflexiones que pueden indicar distintas poblaciones, en concreto aparecen inflexiones a 50 ppm, 80 ppm, 100 ppm y una final a 200 ppm que indicaría valores claramente anómalos (figura 7.2e). El Pb presenta también distintas inflexiones en su histograma de valores transformados logarítmicamente (figura 7.2f), con algunos valores extremadamente altos.

La identificación de umbrales que permitan diferenciar distintas poblaciones de una variable geoquímica, especialmente las anómalas con valores altos, es un aspecto de gran importancia en exploración geoquímica y ha sido estudiado por numerosos autores (véase Sinclair, 1974; Howarth, 1984; Stanley y Sinclair, 1987; Rock, 1988). En general, se desaconseja la utilización sistemática, sin más, del conjunto de valores que usan la media y la desviación estándar, {media-2DE, media-1DE, media, media+1DE, media+2DE}, hecho muy común en numerosos estudios realizados en el pasado, ya que el límite entre dos poblaciones no tiene por qué coincidir con ninguno de estos valores (Sinclair, 1991). Resulta más adecuado y objetivo, además de los histogramas y los diagramas de caja, elaborar y examinar gráficos de probabilidad (a escala logarítmica o semilogarítmica) o gráficos Q-Q, ya que permiten identificar distintas poblaciones sobre la base de la distribución concreta de cada variable (Sinclair, 1991; Moon, 1995).

El gráfico Q-Q sin tendencia (después de eliminar el valor normal esperado) del Au transformado logarítmicamente, que se muestra en la figura 7.3a, indica la presencia de varias poblaciones, claramente visibles por inflexiones, huecos y agrupaciones de muestras en la distribución de puntos. Existe un valor extremo con 692 ppb (muestra nº 290), y una población de valores altos con umbral entre los 75 ppb (muestra nº 273) y 94 ppb (muestra nº 259). Esta última población puede estar constituida por valores anómalos de gran interés prospectivo. Entre los 75 ppb y los 14 ppb (muestra

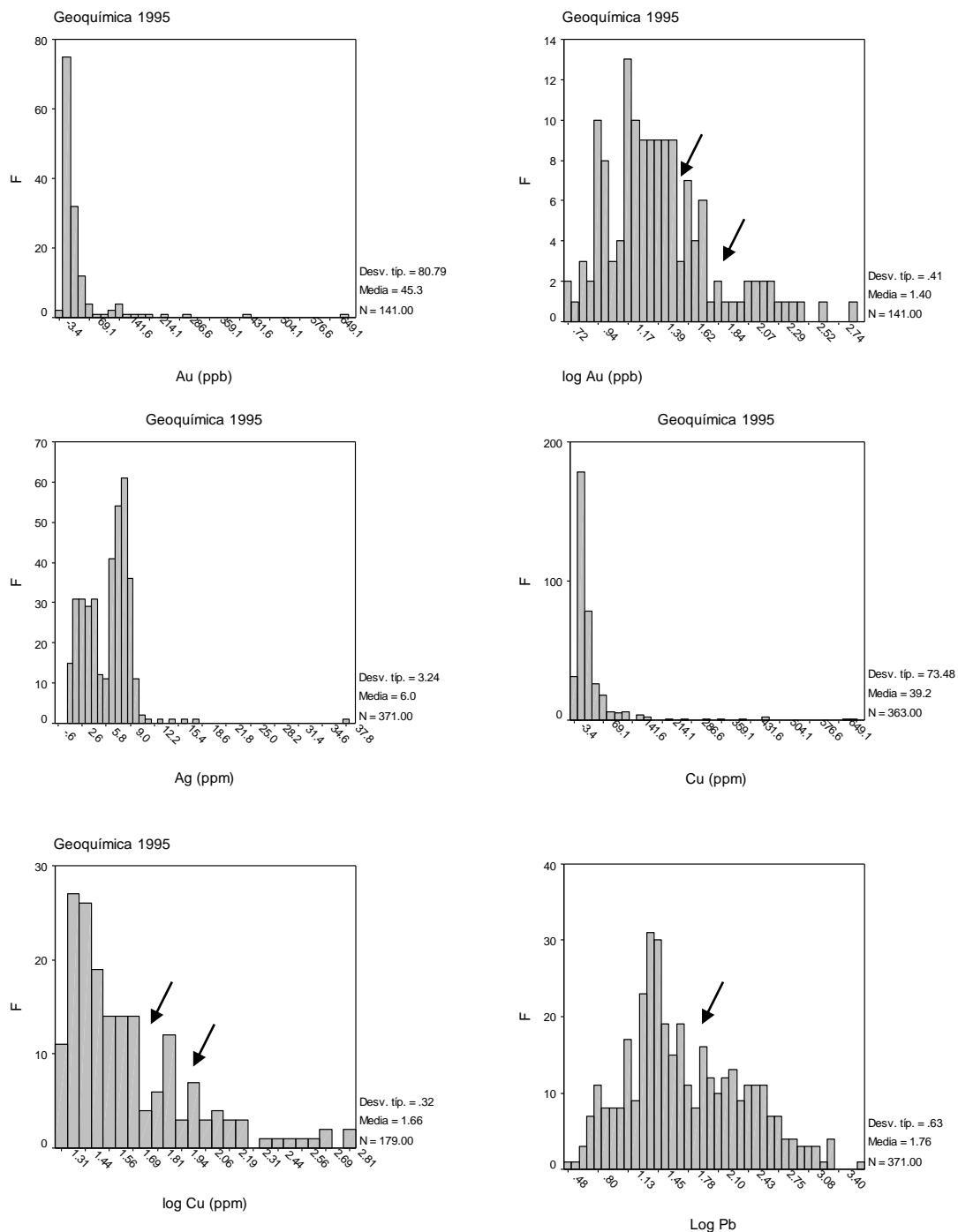


Figura 7.2. De izquierda a derecha y de arriba abajo: a. Histograma para el Au. Se incluyen sólo las muestras por encima de 5 ppb (N=141); b. Histograma para el Au transformado logarítmicamente. Se incluyen sólo las muestras por encima de 5 ppb (141); c. Histograma para la Ag. Se excluye la única muestra con Ag=0; d. Histograma para el Cu. Se excluyen las nueve muestras con Cu=0; e. Valores mayores a 20 ppm del histograma para el Cu transformado logarítmicamente; f. Histograma para el Pb transformado logarítmicamente. Se excluye la muestra con Pb=0. Campaña geoquímica de 1995 (N=372).

nº 351) existe otra población de valores intermedios, y por debajo del umbral de los 14 ppb existe una población de valores bajos, constituida posiblemente por los valores

Capítulo 7

de fondo en el campo volcánico. En el caso de la Ag (figura 7.3b), como ya se observó en el histograma, es muy patente la presencia de dos poblaciones diferentes con umbral en los 6 ppm (muestra nº 187). Se observa además otra inflexión en torno a los 4 ppm que podría separar una población intermedia de la población con valores de fondo. Se observa también la presencia de un valor extremo y dos poblaciones con valores altos con umbrales en los 10 ppm y los 14 ppm. El Cu (figura 7.3c) presenta cuatro poblaciones principales claramente visibles (es posible diferenciar varias más) con umbrales en los 7 ppm (muestra nº 93), 50 ppm (muestra nº 341), 180 ppm (muestra nº 85). La de valores altos, con varias muestras agrupadas, corresponde a una población anómala de bastante interés prospectivo. El Pb presenta una distribución similar a la del Cu, también con cuatro poblaciones principales (figura 7.3d) aunque con algo más de dispersión. Presentan interés las poblaciones de valores altos con umbrales en los 270 ppm y los 700 ppm.

En el caso del As (figura 7.3e) aparecen tres poblaciones principales, siendo las de valores altos, con umbrales en torno a los 170-190 ppm y a los 375 ppm, las más interesantes. Aparece un valor extremadamente alto (muestra nº 62) que presenta valores extremos también para el Sb y el Sn, por lo que se descarta que se deba a un error de medida o manipulación de los datos. Para el Sb el diagrama Q-Q (figura 7.3f) indica la presencia de varias poblaciones, siendo las de mayor interés las que presentan umbrales a 1.5 ppm, 3.5 ppm y sobre todo a 8 ppm. En el caso del Sn aparecen tres poblaciones con umbrales a 0.3 ppm y a 1.7 ppm, con un valor extremo muy superior al resto (Sn, Tl, Se y Bi no se muestran). Para el Tl, que es un elemento a priori interesante como trazador en depósitos hidrotermales epigenéticos de oro (Moon, 1995), aparecen, entre otras, dos poblaciones anómalas con umbral a 0.45 ppm y a 1.3 ppm. Aparece también un valor extremo con 20 ppm (muestra nº 244). Para el Se aparecen cuatro poblaciones principales, siendo las de mayor interés las de valores más altos, con umbrales a 3 ppm y a 5 ppm, y un valor extremo (muestra nº 271). En el caso del Bi la situación es similar, con poblaciones con umbrales a 1 ppm y a 3 ppm, esta última claramente anómala.

Es posible utilizar un gráfico de probabilidad similar al Q-Q que muestra el valor de una variable frente a la proporción acumulada (en %) en escala semilogarítmica para afinar en la delimitación de los umbrales entre poblaciones. En la figura 7.4 se muestran estos gráficos para algunas de las variables de interés, para las que se han excluido los valores extremos para facilitar la visualización. En el caso del Au (figura 7.4a) y la Ag (figura 7.4b) aparecen claramente los umbrales ya indicados. Para el Cu (figura 7.4c) es posible identificar el punto de ruptura en torno entre los 130 ppm y los 150 ppm que no se apreciaba de forma clara anteriormente. En el caso del As (figura 7.4d) se

Análisis Espacial de Datos

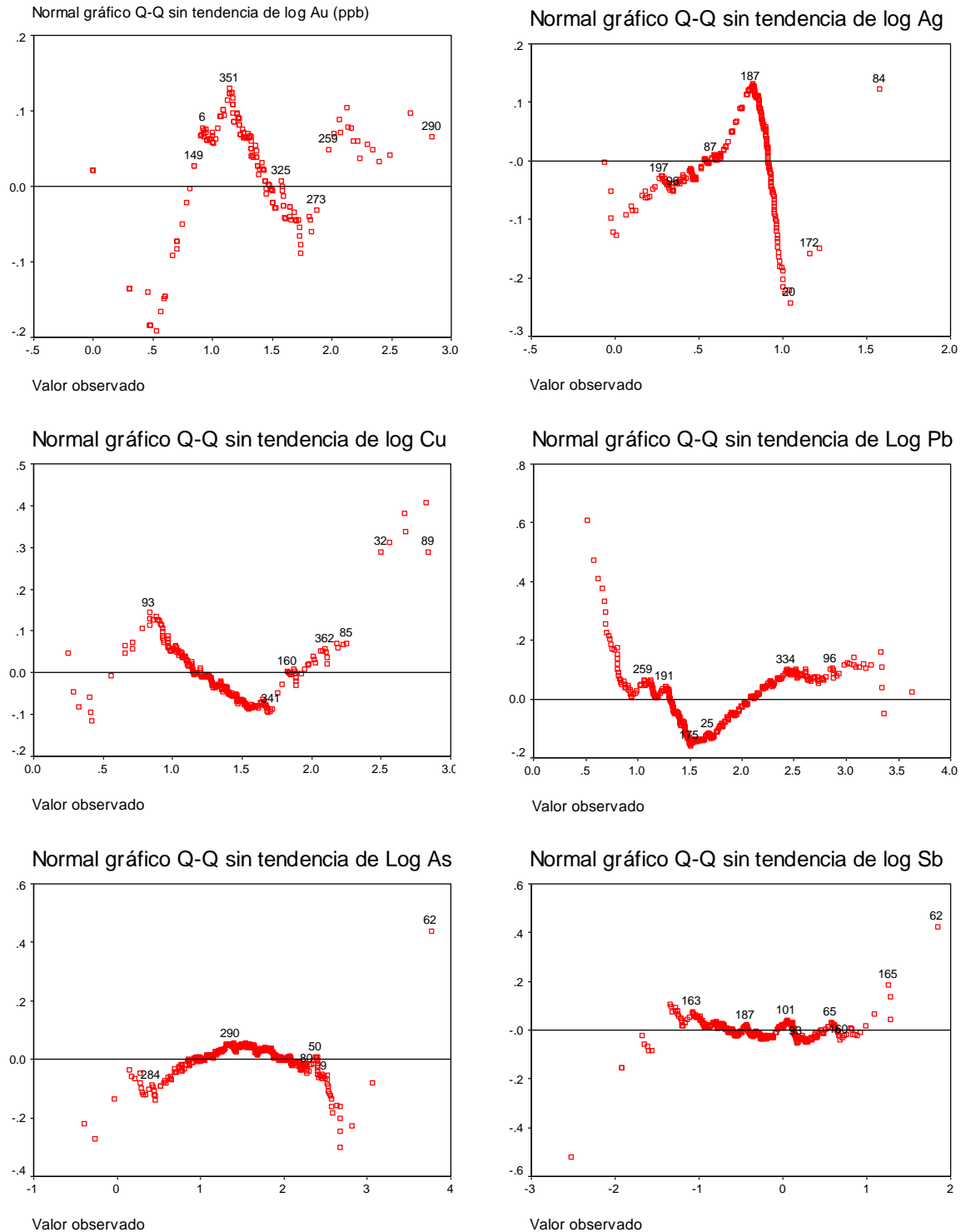


Figura 7.3. Gráficos normales Q-Q sin tendencia de algunos elementos transformados logarítmicamente (en ppm, salvo el Au en ppb). De izquierda a derecha y de arriba abajo: a. Au; b. Ag; c. Cu; d. Pb; e. As; f. Sn. Los números indican el número de muestra. Campaña geoquímica de 1995 (N=372)

aprecia un primer punto de ruptura significativo a los 170 ppm aproximadamente, así como varios otros a valores mayores. El Sb (figura 7.4e) presenta varios puntos de

Capítulo 7

ruptura entre los que destaca sobre todo el que aparece a 5 ppm. Se observan también otros a 3.5 ppm y 8 ppm. El Sn (figura 7.4f) presenta un primer punto de ruptura significativo entre 1.7 ppm y 2 ppm, y otro entre 3 ppm y 3.5 ppm. También se examinaron los gráficos para otros elementos como el Se, indicando la presencia de un punto de ruptura a los 5 ppm y otro a los 9 ppm, y el Pb, con puntos de ruptura a 470 ppm, 570 ppm y sobre todo a 700 ppm (no se muestran los gráficos).

Tabla 7.3. Estadísticos básicos de algunos de los elementos de interés metalogénico. Campaña geoquímica de 1989 (GQ3: 402 muestras). No se dispone de análisis de oro. (* Existen varias modas. Se muestra el menor de los valores).

Geoquímica 1989–GQ3	Ag	Cu	As	Pb	Zn	Sn	
<i>N</i>	402	402	402	402	402	402	
<i>Media</i>	7.93	38.22	96.76	521.89	697.87	3.63	
<i>Mediana</i>	1.60	22.00	60.50	264.50	195.50	2.50	
<i>Moda</i>	0.50	16.00	5.00	1200*	16.00*	2.50	
<i>Desv Est</i>	33.64	52.63	125.41	678.80	1069.35	2.97	
<i>Asimetría</i>	8.66	5.36	4.8	2.73	2.29	4.82	
<i>Curtosis</i>	78.88	42.55	41.41	9.37	5.93	35.96	
<i>Mínimo</i>	.50	6.00	5.00	27.00	.50	2.50	
<i>Máximo</i>	337.00	606.00	1500.00	4900.00	7000.00	35.00	
<i>Percentiles</i>							
	25	1.10	14.00	27.75	119.75	36.00	2.50
	75	4.53	40.25	117.00	596.50	883.25	2.50
	95	22.82	130.00	303.80	1985.00	3000.00	8.00

Se analizaron también los datos de la campaña geoquímica de 1989 en el sector GQ-3. Los estadísticos básicos de algunas de los elementos metálicos de interés se muestran en la tabla 7.3. Los histogramas de los elementos geoquímicos minoritarios de esta campaña presentan en general un carácter lognormal típico (Ag, Pb, Zn, Cu, As, Sn, Sr, Mn), asimétricos con fuertes colas a la derecha, mientras que los elementos mayoritarios muestran en general un carácter normal, aunque con numerosas excepciones.

El análisis de los gráficos Q-Q de los datos de GQ-3 (no se muestran) indica también para la Ag varias poblaciones, siendo las más interesantes las que presentan umbrales a los 3.5 ppm, 6 ppm y 8 ppm. Para el Cu, aparece en el gráfico correspondiente un umbral en torno a los 47-52 ppm, ya detectado en las muestras de la campaña de 1995, y otros a 105 ppm y 120 ppm. Para el As aparecen varias agrupaciones de muestras que pueden corresponder a distintas poblaciones, siendo las más interesantes las que presentan umbrales a los 38 ppm, 104 ppm, 105 ppm, 170 ppm y 336 ppm. Las medidas de Sn presentaban en su mayoría un valor de 2.5 ppm por lo que sólo se utilizaron en algunos de los análisis. Para el Zn se aprecian agrupaciones

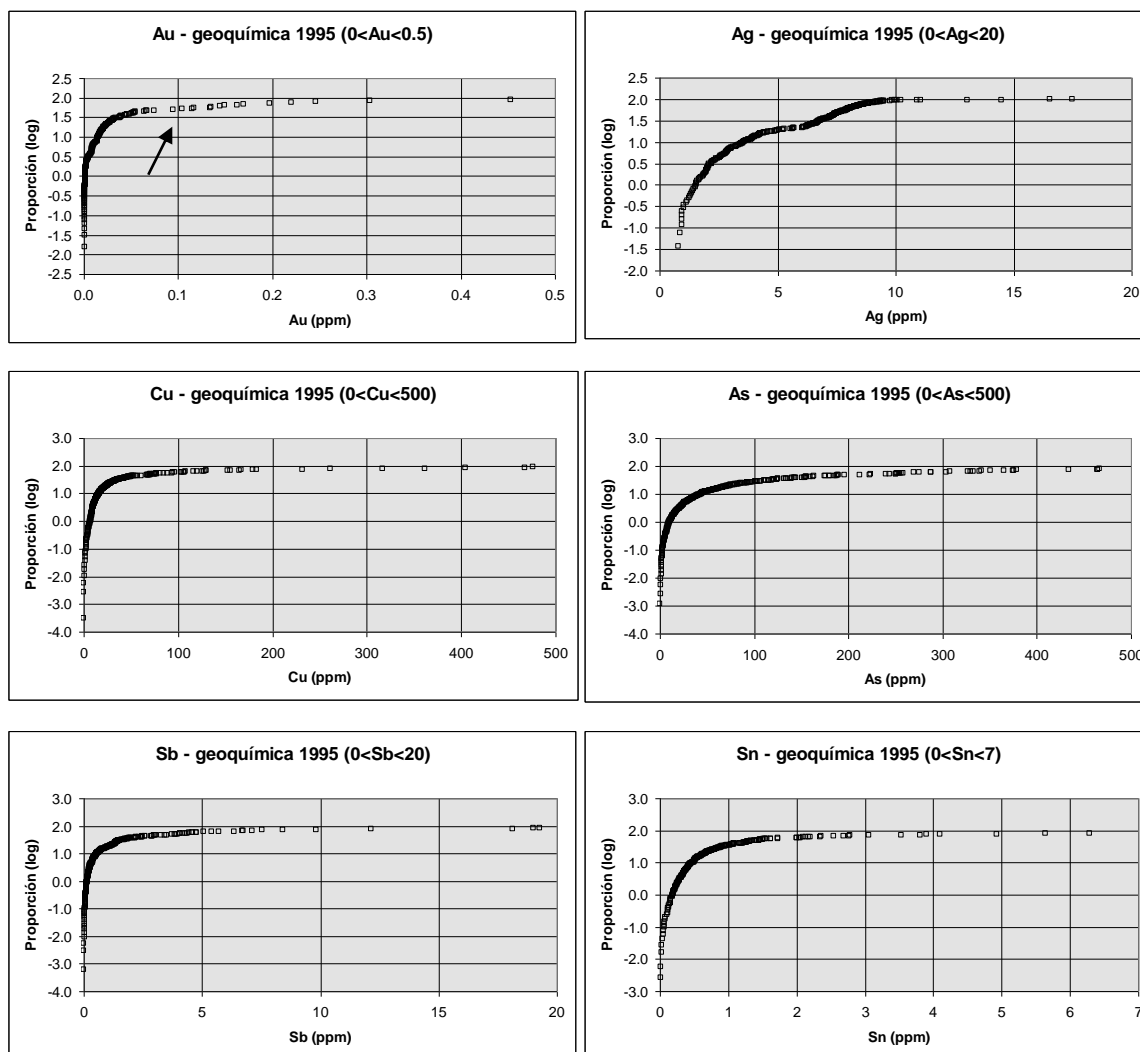


Figura 7.4. Gráficos de probabilidad para algunos elementos minoritarios (en ppm). De izquierda a derecha y de arriba abajo: a. Au; b. Ag; c. Cu; d. As; e. Sb; f. Sn. La flecha indica un punto de ruptura típico. En algunos casos no se muestran los valores extremos. Campaña geoquímica de 1995 (N=372).

de muestras con umbrales a los 32 ppm y 670 ppm. Para el Pb aparecen igualmente varias poblaciones potenciales con umbrales a los 90 ppm, 420 ppm, 675 ppm y 950 ppm.

7.2.1.1.2 Elementos mayoritarios

El análisis de los estadísticos básicos (tabla 7.4), diagramas de caja (figura 7.5) e histogramas (figura 7.6) de los elementos mayoritarios (óxidos) de la campaña de

Capítulo 7

1995 indica que sólo el Si, Al, Fe y K siguen distribuciones normales, aunque con inflexiones significativas y en algunos casos con carácter bimodal o multimodal, mientras que el resto (Ca, Mg, Na, Mn, P y S) presenta distribuciones asimétricas con colas a la derecha claramente lognormales, algunos también con carácter multimodal. El LOI, que puede ser útil en la determinación de muestras alteradas, presenta una distribución bimodal. Igual circunstancia ocurre para el Si y Al, que presentan distribuciones bimodales muy similares entre sí. En el histograma del Si (figura 7.6a) se observa la presencia de varias poblaciones, una de valores bajos con umbral a 10%, una intermedia con umbral a 30%, una de valores medios y altos muy numerosa con umbral a 71%, y una de valores muy altos (*outliers*) con más del 71% en sílice. Aparecen algunos valores extremos con porcentajes mayores del 94%. El histograma del K (figura 7.6b) muestra varios puntos de inflexión, que junto con los puntos de ruptura observados en el gráfico de probabilidad, permiten identificar varios umbrales, en concreto a 1.5%, 2.9%, 3.5%, 5.2% y 7.3%. El Mg presenta en su histograma (figura 7.6c) un punto de inflexión en torno a 2% y varios puntos de ruptura en el

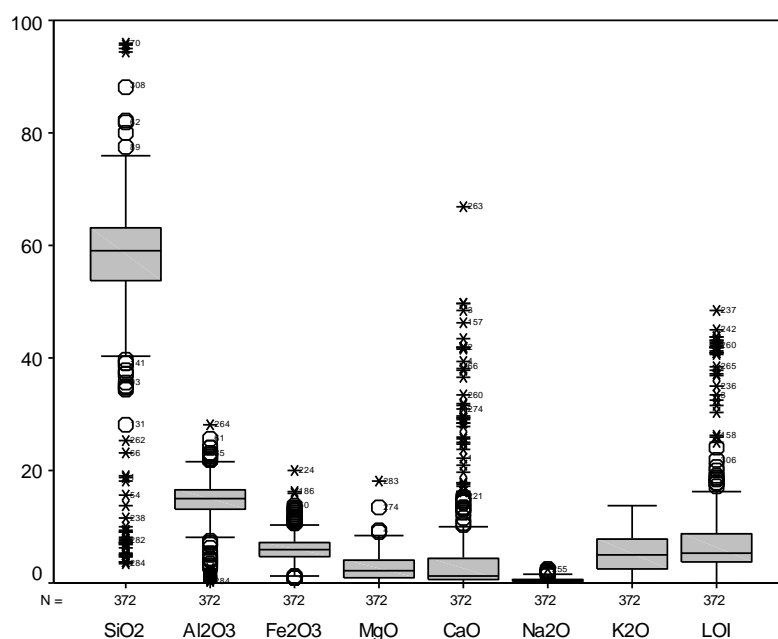


Figura 7.5. Diagrama de caja (box-plot) para los óxidos mayoritarios de la campaña de 1995 (N=372).

gráfico de probabilidad, concretamente a 1.8%, 3.9%, 4.6%, 6% y 7.5%. El LOI presenta en su histograma (figura 7.6d) varios puntos de inflexión, que junto al análisis del gráfico de probabilidad, señalan a los valores 3.9%, 7.6%, 9%, 10%, 17%

y 30%, como umbrales interesantes (muy patentes en los gráficos) entre poblaciones de muestras, y con un valor extremo de 48% (muestra nº 237). El Ca presenta también varios puntos de inflexión siendo los más evidentes a 5%, 8.1%, 18%, 26% y 35%. Los dos últimos indicando posiblemente muestras situadas o con influencia de afloramientos calcareníticos arrecifales. El Fe presenta varios puntos de ruptura, en concreto a 2.6%, 4%, 8.5% y 10.5%, con tres valores extremos con más de 15%. El Na presenta puntos de ruptura significativos a 0.4%, 0.5%, 0.7%, 0.94%, 1.3% y 1.6%.

Las distribuciones de los elementos mayoritarios reflejan la presencia de varias poblaciones de muestras, algunas fácilmente reconocibles y explicables por la geología del área como son las alrededor de 40 muestras situadas en torno a la Caldera de los Frailes (véase sección siguiente), genéticamente diferentes del resto, pero también de potenciales poblaciones anómalas posiblemente asociadas a procesos de alteración.

En el caso de la campaña de 1989 en el sector GQ-3, los estadísticos descriptivos, que se muestran en la tabla 7.5, indican que las variables presentan desviaciones estándares menores que los datos de la campaña de 1995. Esto es lógico ya que las muestras se sitúan principalmente sobre andesitas piroxénicas. También se observa que los valores medios de Si, K y Na son mayores que los de la campaña de 1995. Los óxidos mayoritarios presentan en el caso del Si, Al y K distribuciones normales, mientras que el Fe presenta un histograma bimodal, y el Na, Mg, y Ca presentan histogramas de tendencia lognormal. Es muy llamativo el caso del Fe, cuyo histograma (figura 7.7a) presenta un punto de inflexión muy claro en torno al 2.9% que puede indicar la presencia de dos poblaciones, mientras que en el gráfico de probabilidad acumulado aparece un punto de ruptura en el 1%. Los histogramas del K, Mg, Al y Si presentan numerosos puntos de inflexión. En el caso del K (figura 7.7b) se observan en el histograma puntos de inflexión en torno al 7%, 9% y 10%. El gráfico de probabilidad para el K (figura 7.8b) indica la presencia de varios puntos de ruptura como son 2.9%, 4%, 5.3% y 11.7%, delimitando este último unos pocos valores extremos. Para el Mg, el histograma presenta puntos de inflexión al 0.7%, 1.3% y especialmente al 3%. El Al presenta un histograma normal con puntos de inflexión en torno al 13%, 16% y 18.5%, siendo estos dos últimos claramente visibles como puntos de ruptura en el gráfico de probabilidad acumulada. El gráfico de probabilidad acumulada para el Si (figura 7.8a) presenta algunos puntos de ruptura significativos entre los que cabe destacar los situados en torno al 60% y 75%, también visibles en el histograma, junto con otros puntos de inflexión en torno al 67% y 70%. El gráfico para el Mg indica un punto de ruptura especialmente claro al 3%, indicando valores potencialmente anómalos. Los resultados de todos los análisis realizados son utilizados

Capítulo 7

más adelante para confeccionar mapas mostrando la distribución espacial de las distintas poblaciones identificadas.

Tabla 7.4. Estadísticos básicos de los elementos (óxidos) mayoritarios y LOI. Campaña geoquímica de 1995 (372 muestras). (* Existen varias modas. Se muestra el menor de los valores).

Gq 1995	SiO2	TiO2	Al2O3	Fe2O3	MnO	MgO	CaO	Na2O	K2O	P2O5	S	LOI
<i>N</i>	372	372	372	372	372	372	372	372	372	372	372	372
<i>Media</i>	55.25	.51	14.15	6.12	.17	2.89	5.51	.53	5.29	.09	.59	8.87
<i>Mediana</i>	59.07	.512	15.02	5.91	.15	2.32	1.25	.35	5.03	.09	.0	5.45
<i>Moda</i>	54.78*	.49*	14.03	4.57*	.17	.30*	.66*	.06*	3.29*	.06	.00	.00
<i>Desv Est</i>	15.67	.18	4.87	2.50	.09	2.32	10.19	.518	3.29	.06	1.42	9.79
<i>Asimetría</i>	-1.73	-.24	-1.16	1.15	5.32	1.59	2.92	1.52	.18	4.26	4.05	2.48
<i>Curtosis</i>	3.85	1.74	1.86	3.79	51.63	5.24	8.84	1.82	-.87	32.10	20.31	5.55
<i>Mínimo</i>	3.56	.04	.40	.91	.07	.12	.12	.00	.13	.01	.00	.00
<i>Máximo</i>	96.00	1.34	28.13	19.93	1.29	18.27	66.92	2.46	13.66	.69	11.74	48.32
<i>Percentiles</i>												
25	53.80	.42	13.09	4.72	.11	1.06	.622	.16	2.57	.06	.00	3.62
75	62.97	.61	16.54	7.10	.19	4.18	4.47	.73	7.96	.12	1.02	8.86
95	68.87	.77	21.02	11.10	.31	7.19	30.07	1.69	10.69	.19	2.52	39.15

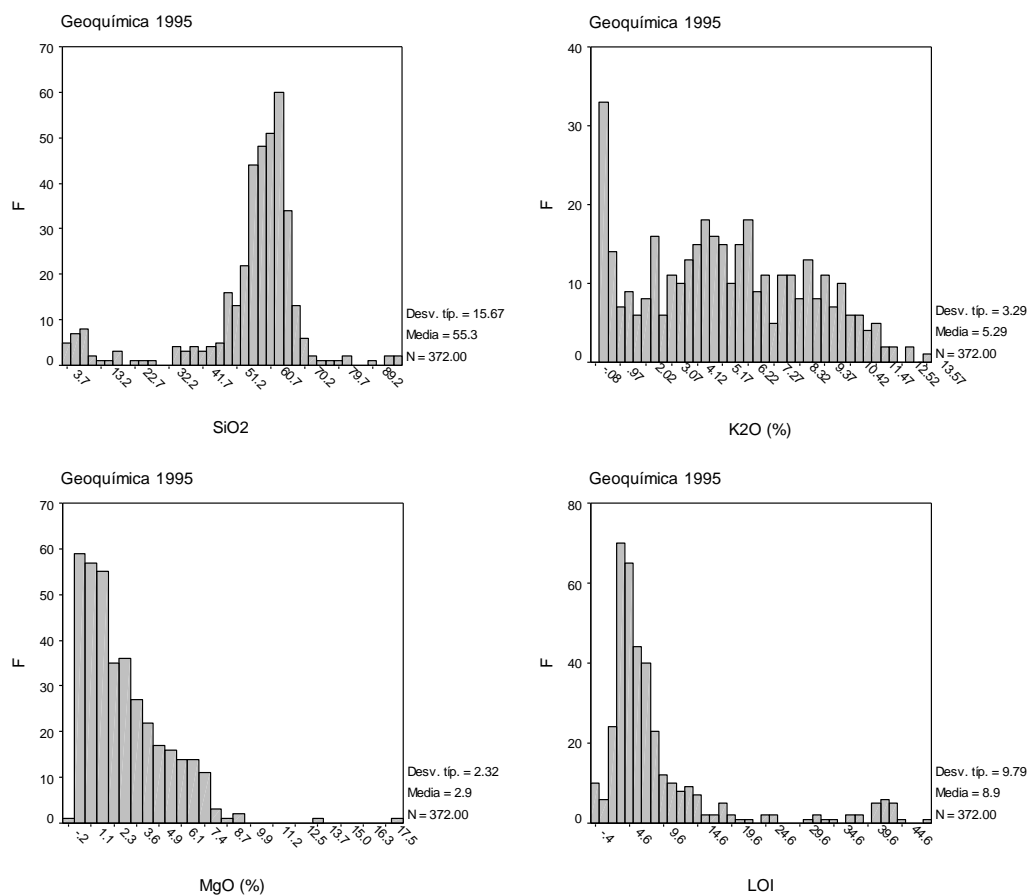


Figura 7.6. Histogramas para algunos óxidos mayoritarios y LOI. De izquierda a derecha y de arriba abajo: a. Si; b. K; c. Mg; d. LOI (Loss of Ignition). Campaña geoquímica de 1995 (N=372).

Tabla 7.5. Estadísticos básicos de los principales óxidos mayoritarios. Campaña geoquímica de 1989 en el sector GQ-3 (402 muestras). (* Existen varias modas. Se muestra el menor de los valores).

GQ-3 1989	SiO2	K2O	Na2O	Fe2O3	MgO	Al2O3	CaO
<i>N</i>	402	402	402	402	402	402	402
<i>Media</i>	67.20	8.24	.74	3.79	.79	13.16	.18
<i>Mediana</i>	67.23	8.60	.20	3.80	.20	13.30	.10
<i>Moda</i>	66.00	8.60	.10	1.50	.10	12.30*	.10
<i>Desv Est</i>	5.84	1.94	7.48	2.24	1.13	2.21	.16
<i>Asimetría</i>	.36	-.83	15.87	.32	1.92	-.42	2.07
<i>Curtosis</i>	.84	2.48	263.55	-.70	3.25	1.12	7.94
<i>Mínimo</i>	50.61	.20	.01	.10	.00	2.90	.00
<i>Máximo</i>	92.70	16.00	133.00	11.70	6.30	19.30	1.20
<i>Percentiles</i>							
	25	63.08	7.40	.100	1.60	.10	11.80
	75	70.71	9.50	.300	5.60	1.00	14.50
	95	77.67	10.89	.500	7.10	3.40	16.59

7.2.1.2 Distribución espacial

7.2.1.2.1 Elementos minoritarios

El siguiente paso abordado en el tratamiento univariante de la información consistió en la integración de la información obtenida de los estadísticos básicos con la posición espacial de las muestras. La incorporación de la distribución espacial de las muestras

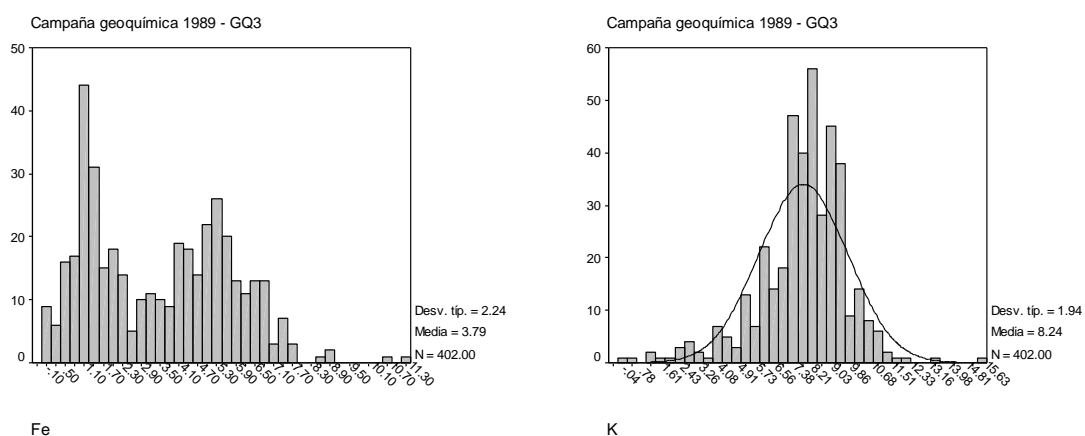


Figura 7.7. Histogramas para el Fe₂O₃ y el K₂O. Campaña geoquímica de 1989, sector GQ-3 (N=402).

Capítulo 7

supone un salto cualitativo muy importante en la interpretación de los patrones de posibles anomalías. Los mapas de variables clasificadas según los umbrales o valores límite de *outliers* pueden aportar una visión clara de los sectores potenciales de

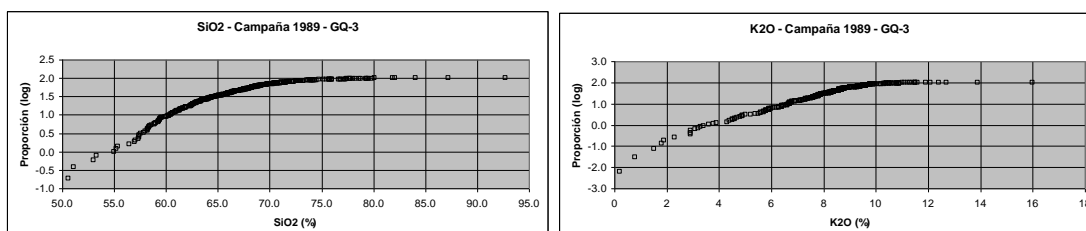


Figura 7.8. Gráficos de probabilidad acumulada para el Si_2O_3 y el K_2O . Campaña geoquímica de 1989, sector GQ-3 (N=402).

anomalías. Así, los mapas de puntos clasificados usando símbolos constituyen una primera aproximación y proporcionan una muy valiosa información acerca del comportamiento espacial de la variable. Para definir las clases, se utilizaron los umbrales definidos anteriormente para las variables de interés analizadas. Los mapas de símbolos pueden ser complementados con el trazado de mapas de isolíneas, con el fin de observar de una forma relativamente objetiva los potenciales halos de dispersión de cada uno de los elementos.

Para el cálculo de los mapas de isolíneas se empleó el método geoestadístico de krigaje (Matheron, 1963, 1970; Journel y Huijbregts, 1979; Chica Olmo, 1987; Isaaks y Srivastava, 1989). Este método, que presenta ciertas ventajas sobre otros métodos de interpolación clásicos, se basa en el cálculo del valor estimado para cada punto o bloque en función de valores vecinos mediante un proceso de regresión lineal generalizado. Este proceso se plantea con los condicionantes de que los valores estimados no presenten sesgo sistemático y de minimizar el error cometido en la estimación, definido a partir de un modelo previo de covarianza. El krigaje, a diferencia de otros métodos clásicos, tiene en cuenta la dependencia estocástica entre los datos (Isaaks y Srivastava, 1989). Para la elaboración de un proceso de estimación por krigaje se requiere un paso previo consistente en el cálculo de las funciones de covarianza espacial (en términos del variograma) y el ajuste de las funciones obtenidas a determinados modelos teóricos, que serán los que se introduzcan en el proceso de interpolación de krigaje. El cálculo de variogramas experimentales se realizó para todas las variables de interés. Los variogramas se usaron para determinar la estructura espacial entre muestras, para determinar el tamaño de la ventana de

búsqueda utilizada para interpolar, para descubrir efectos direccionales (anisotropía) en los datos, y finalmente, como se ha indicado, para interpolar los datos. Si una variable no presenta estructura de autocorrelación espacial (covarianza) el krigeaje no ofrece ventajas significativas sobre otros métodos de interpolación más clásicos. Para las variables en estas circunstancias se utilizó el método de interpolación ponderada con el inverso de la distancia al cuadrado (Davis, 1986). Estos análisis se realizaron usando distintos paquetes geoestadísticos externos al SIG de exploración (Geoeas, Variowin® y Surfer®). Las superficies estimadas se utilizaron posteriormente para caracterizar y delimitar los patrones de anomalías de las variables de interés prospectivo y para realizar diversos análisis con el SIG de exploración tras ser importadas y almacenadas como capas raster.

En la figura 7.9 se muestran los variogramas experimentales para algunas de las variables de interés metalogenético de las muestras obtenidas en la campaña de 1995 (N=372). Se observa que, excepto la Ag y en menor medida el As, Sb y Sn, los elementos minoritarios no presentan una estructura de correlación espacial fácilmente modelizable. En el caso de la Ag, el variograma presenta un alcance en torno a los 4 Km, mientras que para el resto de variables el alcance estaría por debajo de los 2 Km. Se aprecia, en cambio, una caída en los variogramas para distancias en torno a los 6-7 Km, indicando posiblemente que, como es sabido por los datos geológicos y mineros disponibles, el área se subdivide en distintos sectores con características y orígenes diferentes y presenta distintas zonas de alteración hidrotermal. Como se comenta más adelante, la zona situada en torno a la Caldera de Los Frailes separa un sector norte correspondiente al distrito de Rodalquilar y un sector sur correspondiente al distrito de San José. Los dos distritos presentan valores similares para numerosas variables geoquímicas, por lo que la correlación es mayor entre estas muestras que entre éstas y las situadas en el sector de Los Frailes, lo que podría influir, junto con la presencia de distintos núcleos de alteración, en la forma de los variogramas.

Se calcularon también variogramas direccionales de las variables de interés para comprobar la existencia de anisotropías. En general, los variogramas en dirección NS y N45E son algo más continuos que los obtenidos para la dirección EO (por ejemplo, para el Au, Cu y As), pero los variogramas resultan igualmente difíciles de modelizar (no se muestran). Los resultados de estos análisis iniciales de la variabilidad espacial de los elementos geoquímicos minoritarios parecen indicar que el muestreo irregular y la complejidad de la zona no permiten obtener buenos resultados cuando se utilizan los datos correspondientes a todo el área de estudio. Esto hizo aconsejable tratar los datos situados en distintos sectores más o menos homogéneos desde el punto de vista geológico (con muestreo también más regular) de forma independiente.

Capítulo 7

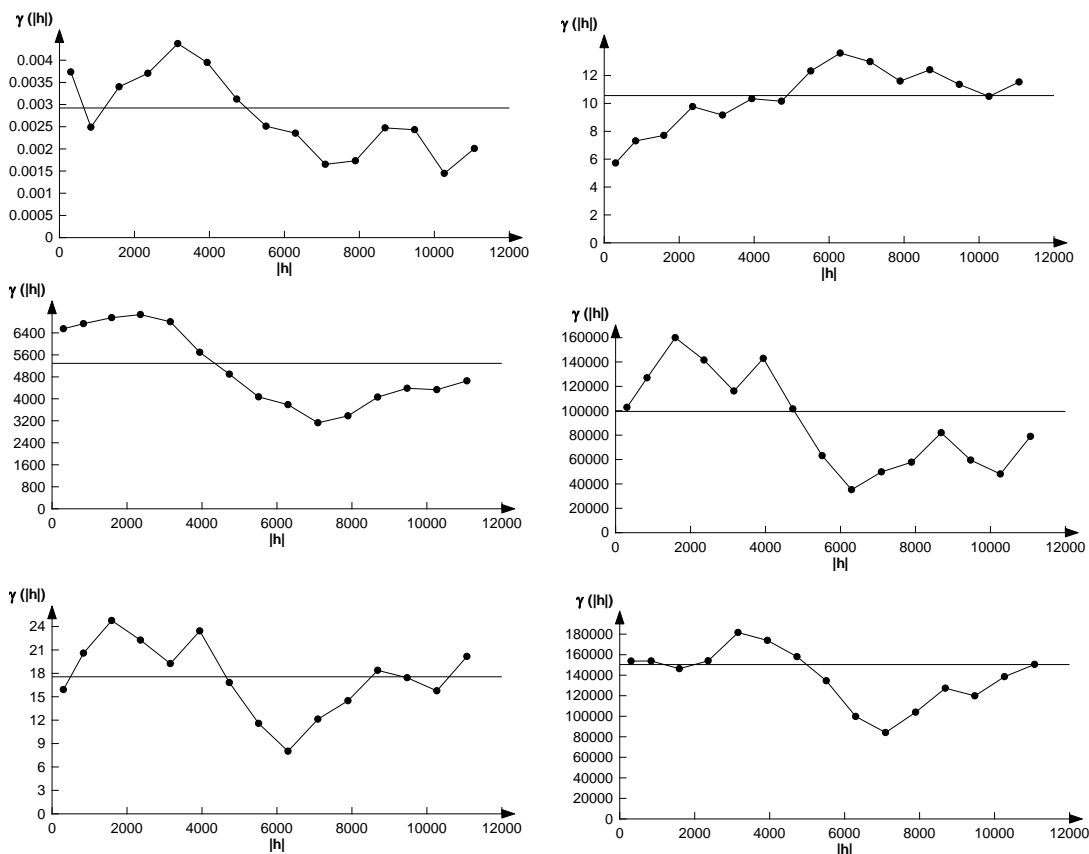


Figura 7.9. Variogramas experimentales omnidireccionales para algunos elementos metálicos. De izquierda a derecha y de arriba abajo: a. Au, b. Ag, c. Cu, d. As, e. Sb, f. Pb. Geoquímica 1995 (N=372).

A la luz de los resultados anteriores, se realizó un estudio variográfico de los datos geoquímicos según sectores. Los datos se dividieron en tres grupos correspondientes a los sectores de Rodalquilar (zona norte), Los Frailes (zona en torno a la caldera de Los Frailes) y Cabo de Gata (zona al sur del área de estudio) (figura 7.10). Para el sector de Rodalquilar, el Au (figura 7.11a) presenta un variograma imbricado que se ajustó usando dos estructuras, una correspondiente a un variograma potencial con exponente 1.21, pendiente $1.2e-07$ y efecto de pepita 0.0004 ppm^2 , y otro de tipo esférico con meseta 0.00236 ppm^2 y alcance 531m. La interpretación geológica de esta estructura no está lo suficientemente clara. El Cu (figura 7.11b) no presenta en cambio una estructura definida. El As (figura 7.11c) presenta un variograma bastante continuo con alcance en torno a los 900-1000m y con una caída muy importante a los 4 Km, lo que parece responder a la distribución circular de valores en torno al sector del Cinto. Los variogramas del Sb y Sn son prácticamente idénticos al del As, indicando la posible asociación ya descrita en secciones anteriores. El Pb (figura 7.11d) presenta un variograma con alcance en torno a los 550m. Las distintas estructuras espaciales que

presentan los elementos minoritarios podrían estar relacionadas con distintas amplitudes de los halos de dispersión en torno a las zonas anómalas alteradas.

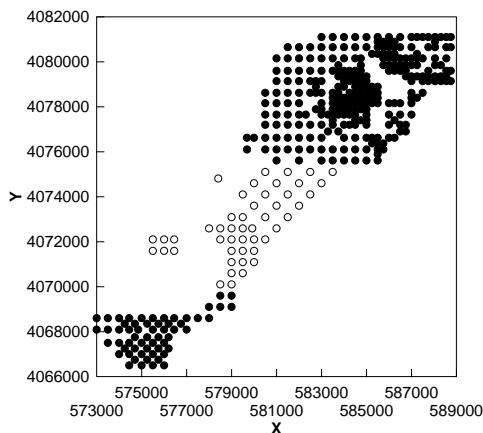


Figura 7.10. Sectores en los que se dividió la campaña geoquímica de 1995. Al norte se sitúa el sector de Rodalquilar (puntos negros), en el centro el sector de Los Frailes (puntos blancos; no incluye las 6 muestras aisladas al oeste) y al sur el sector de Cabo de Gata (puntos negros).

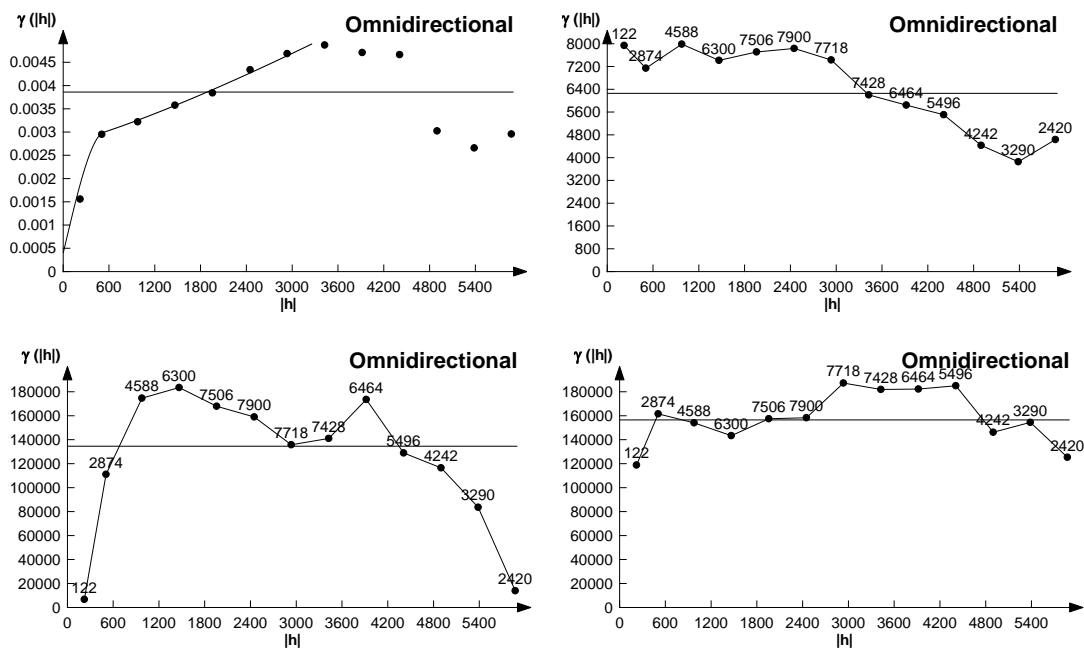


Figura 7.11. Variogramas experimentales para algunos elementos minoritarios en el sector de Rodalquilar (579000,4075500 – 588750,4081100). De izquierda a derecha y de arriba abajo: a. Au. Se muestra también el ajustado. B. Cu. C. As. D. Pb. Campaña de 1995.

Capítulo 7

En el sector situado en torno a la caldera de Los Frailes, las distintas variables no presentan estructuras de correlación espacial significativas, salvo la presencia de deriva en algunas de las variables (figura 7.12). El caso más ilustrativo de esto último es el Sb, que presenta un variograma no estacionario indicando el aumento de los valores observados hacia el oeste y el sur (posiblemente influenciado por dos valores extremos). Se observa también cierta similitud en los variogramas del Au, Pb, Ag (con variograma idéntico al del Pb) y Zn, lo que podría indicar una asociación de elementos diferente al sector de Rodalquilar.

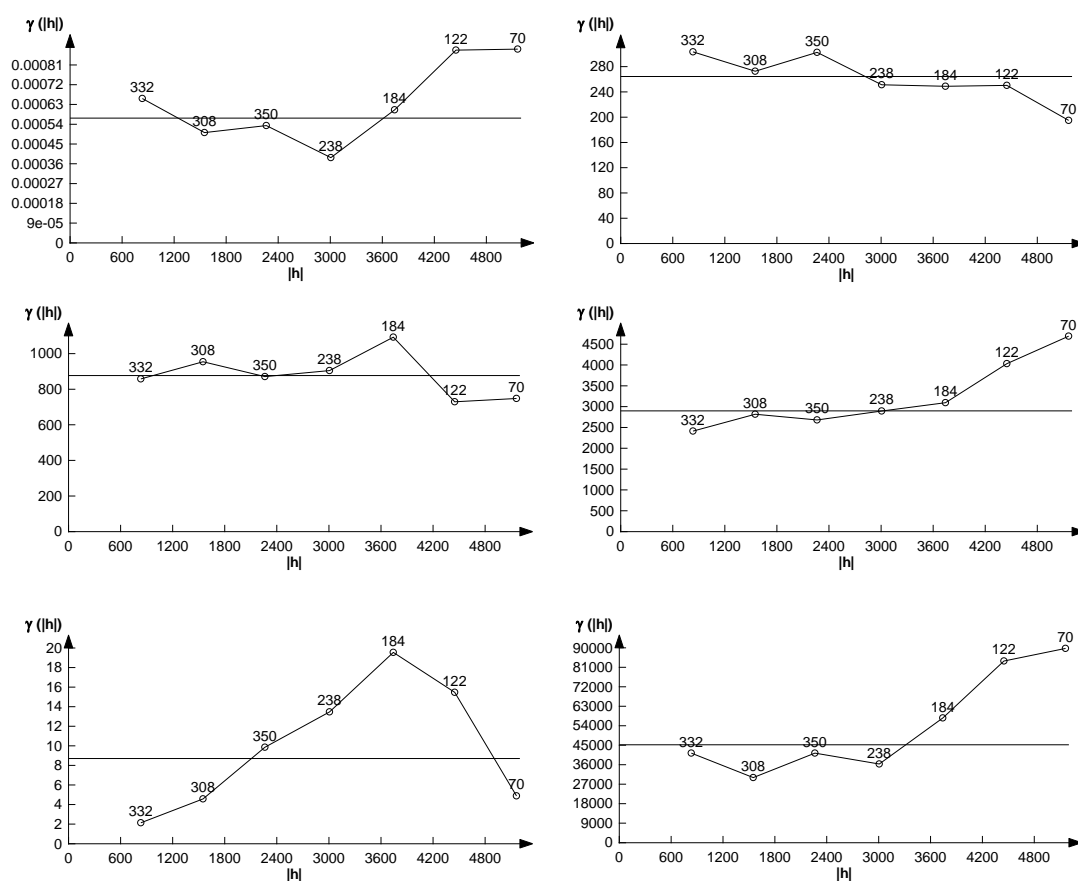


Figura 7.12. Variogramas experimentales para algunos elementos minoritarios en el sector de Los Frailes (577000,4070000 – 584000,4075500). Se excluyen las 6 muestras al oeste. De izquierda a derecha y de arriba abajo: a. Au. B. Cu. C. As. D. Pb. E. Sb. F. Zn. Campaña de 1995.

En el caso del sector más al sur, situado sobre el campo de domos de Cabo de Gata y constituido fundamentalmente por andesitas piroxénicas con diferentes grados de alteración, algunas de las variables geoquímicas presentan variogramas imbricados, con una estructura estacionaria para distancias menores de 2-3 Km y deriva para distancias mayores. Este es el caso del Au (figura 7.13a) , Cu (figura 7.13b), Pb (figura 7.13d) y Sb (no se muestra), lo que podría indicar que el Au está asociado a estos elementos en este sector, en contra de lo que ocurre en el sector de Rodalquilar. Estos resultados además están de acuerdo con el modelo de depósito para el distrito de San José. El As (figura 7.13c) presenta una estructura diferente al resto con una caída para distancias superiores a 2 Km, mientras que el Sn (no se muestra) presenta un variograma prácticamente lineal (deriva).

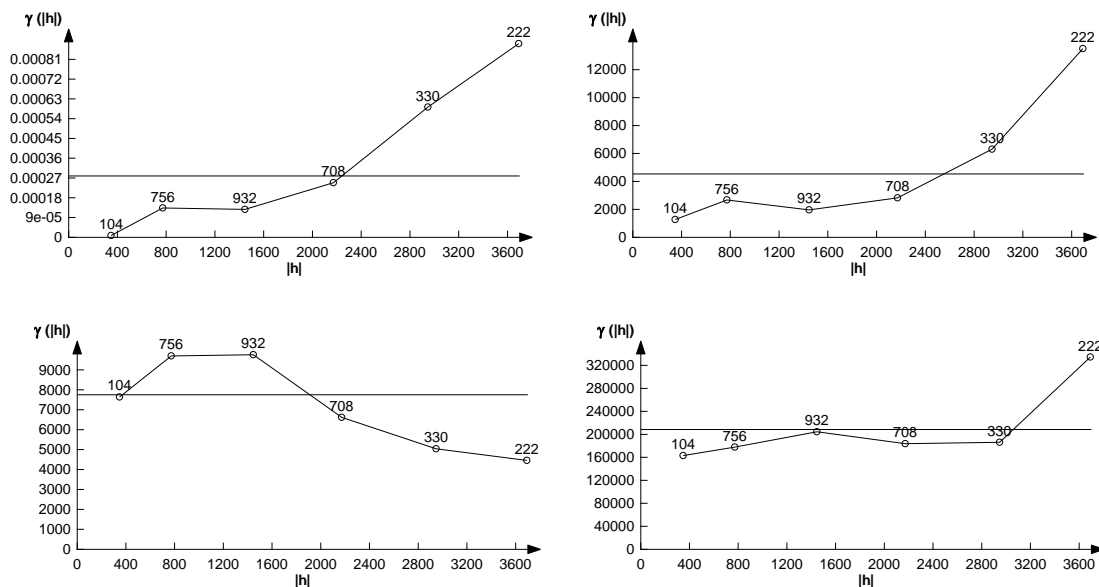


Figura 7.13. Variogramas experimentales para algunos elementos minoritarios en el sector del campo de domos de Cabo de Gata (573000,4066500 – 579500,4070000). De izquierda a derecha y de arriba abajo: a. Au. B. Cu. C. As. D. Pb. Campaña de 1995.

Se crearon para los elementos metálicos más interesantes distintas superficies para cada sector utilizando el correspondiente modelo de variograma ajustado. Esta aproximación, aparte de aumentar considerablemente el número de análisis a realizar respecto a la utilización del conjunto completo, requiere una operación posterior de unión de cada uno de los sectores para obtener una superficie interpolada que cubra todo el área de estudio. En la figura 7.14 se muestra el resultado de este proceso para el Au. La comparación de esta superficie con la creada mediante la interpolación a

Capítulo 7

partir de todos los datos (figura 7.15b) indica sin embargo que las diferencias entre ambas son exiguas (igual circunstancia ocurría para otros elementos). Estos resultados, junto con el gran volumen de trabajo que implicaba esta aproximación, convertían a la opción de interpolar las variables geoquímicas utilizando todos los datos en asumible, y de hecho en la más práctica, a la luz de los objetivos de proyecto. Esto no es óbice para que no se realicen análisis de este tipo para algunas de las variables más importantes debido a la valiosa información obtenida acerca de sus propiedades espaciales. Normalmente, éste será el procedimiento a seguir en estudios de gran detalle. Se construyeron de este modo superficies interpoladas cubriendo todo el área para cada variable de interés (malla de 250x250m), mediante krigeaje o el método del inverso de la distancia, utilizando todos los datos de la campaña de 1995 (figura 7.15).

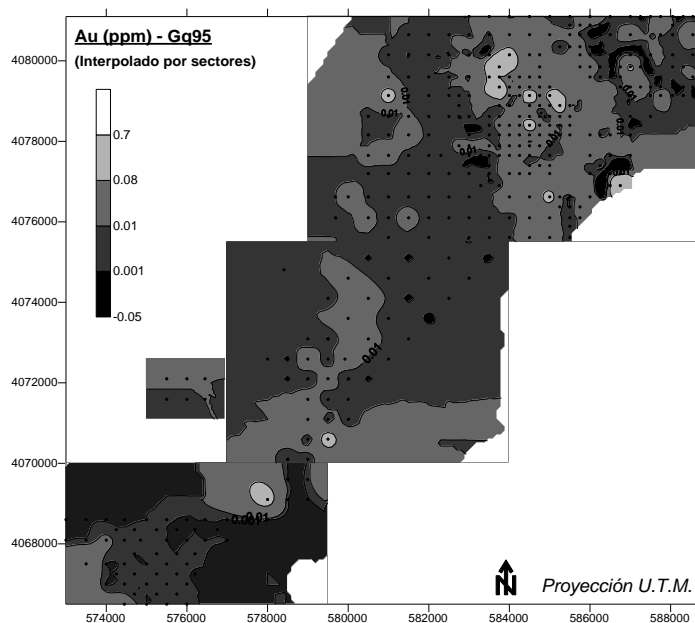


Figura 7.14. Au interpolado por sectores. Las 6 muestras aisladas al oeste se usaron para interpolar un pequeño sector mediante inverso de la distancia. Campaña geoquímica de 1995.

En función de los umbrales definidos en la sección anterior se elaboraron diversos mapas clasificados para las distintas variables de interés, tanto brutos (puntos) como interpoladas. En el caso del Au se estableció un valor límite entre los 75-94 ppb para los valores anómalos. Un mapa clasificado con este valor (80 ppb o 0.08 ppm) muestra una zona principal de anomalías situada en el distrito de Rodalquilar en el sector del Cerro del Cinto (figuras 7.15a y 7.15b). Aparecen también varios valores anómalos dispersos en el área, pero especialmente en el sector norte del área de estudio. En el

caso de la Ag (figura 7.15c) aparecen claramente las dos poblaciones detectadas definiendo un patrón espacial muy definido. Los valores altos se sitúan en el sector noreste del distrito de Rodalquilar y en el sector suroeste del de San José, con una pequeña agrupación de muestras en la zona central del área de estudio. Los valores anómalos se sitúan fundamentalmente en el primero. El mapa de puntos clasificados del Cu (figura 7.15d) indica que los valores anómalos se concentran fundamentalmente en torno al sector del Cinto y en unas pocas muestras aisladas al sur. La cartografía de muestras clasificadas para el As (figura 7.15e) indica la presencia de una agrupación de muestras anómalas en torno al sector del Cinto, especialmente al norte y oeste del mismo. Aparecen además varias muestras anómalas en el distrito de San José, unas se sitúan en la agrupación de seis medidas aisladas y otros dos valores extremos en el borde norte del conjunto de medidas situadas en el campo volcánico de Cabo de Gata. El Sn (figura 7.15f) presenta una distribución con los valores altos agrupados principalmente en tres zonas como son el sector del Cinto, el sector noreste del distrito de Rodalquilar y el sector noreste del distrito de San José. Para el caso del Sb (no se muestra figura), la distribución espacial de las muestras anómalas indica la presencia de una agrupación al sur del Cerro del Cinto y la presencia de dos muestras con valores muy altos en el sector noreste del distrito de Rodalquilar. En el distrito de San José aparecen sólo dos muestras contiguas con valores altos en el sector central, al norte de la población de San José. El Pb (no se muestra figura) presenta una distribución muy similar a la del Cu, con la excepción de una agrupación de muestras anómalas en la parte central del sector norte del distrito de Rodalquilar.

Si se compara visualmente la distribución espacial de los valores anómalos de los elementos geoquímicos calcófilos con la geología se observa que los valores altos de Au aparecen fundamentalmente en los flujos piroclásticos e ignimbríticos del Cinto, en las dacitas cuarzo-anfibólicas y en la unidad de las Lázaras, aunque también aparecen algunas muestras con valores relativamente altos en brechas y tobas de andesita anfibólica y de andesita piroxénica. Algo similar ocurre con la Ag, Cu, As, Sb y Sn, aunque no aparecen apenas valores altos sobre andesitas anfibólicas para los tres primeros. En el caso de la Ag, su distribución presenta la peculiaridad de estar bastante agrupada, comportamiento que contrasta con otros metales de interés. La asociación existente entre litologías alteradas y brechoides y valores geoquímicos anómalos no hace sino confirmar el modelo genético descrito anteriormente. Por otra parte, la coincidencia espacial entre la localización de los valores anómalos de Au y el resto de elementos trazadores es relativamente clara en el sector del Cinto, aunque algo menos evidente en el resto del área de estudio.

Capítulo 7

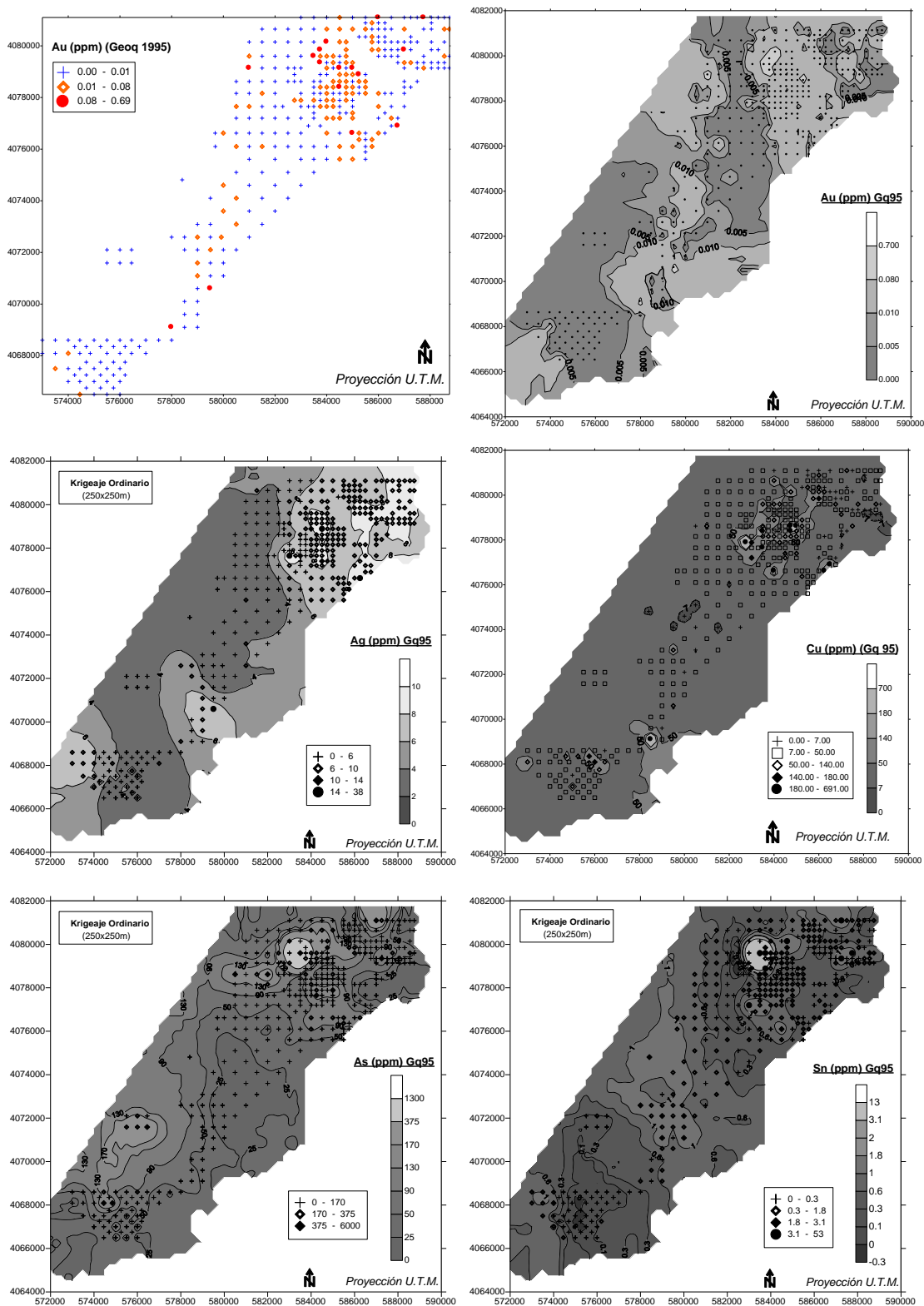


Figura 7.15. Distribución espacial de algunas de las variables geoquímicas de interés prospectivo. De izquierda a derecha y de arriba abajo: a. Mapa de puntos clasificados del Au; b. Mapa de isolíneas del Au; c. Puntos e isolíneas de la Ag; d. Puntos e isolíneas del Cu; e. Puntos e isolíneas del As; f. Puntos e isolíneas del Sn. Isolíneas generadas con KO o interpolación ponderada por el inverso de la distancia al cuadrado. Geoquímica de 1995 (N=372).

Se llevo a cabo igualmente un estudio variográfico de los datos del sector GQ-3 de la campaña geoquímica de 1989. En este caso, los elementos metálicos de interés disponibles presentaban en general estructuras de correlación espacial bien definidas. En la figura 7.16 se muestran los variogramas experimentales y los modelos ajustados para las variables de mayor interés. Los alcances varían entre los 250 m, en el caso del Cu (figura 7.16a) y los 945 m, en el caso del Zn (figura 7.16d). Los variogramas se usaron posteriormente para interpolar mediante krigeaje las variables (malla de 100x100m). El Pb no presentaba estructura espacial significativa y se interpoló usando el inverso de la distancia. En la figura 7.17 se muestran las superficies interpoladas para el Cu, As, Zn y Pb en el sector GQ-3. Se observa que el Cu (figura 7.17a), Zn (figura 7.17c) y Pb (figura 7.17d) presentan una distribución similar, con una zona de valores altos en el centro del sector, mientras que el As (figura 7.17b) presenta valores bajos en esa zona y valores altos en la parte noreste del sector, donde el Zn presenta valores mínimos. La distribución espacial de las zonas anómalas es, como era de esperar, muy similar para los elementos de la asociación Pb-Cu-Zn, mientras que el As presenta un patrón diferente. Todas las superficies generadas fueron asimismo introducidas y almacenadas en el SIG de exploración como capas raster para su

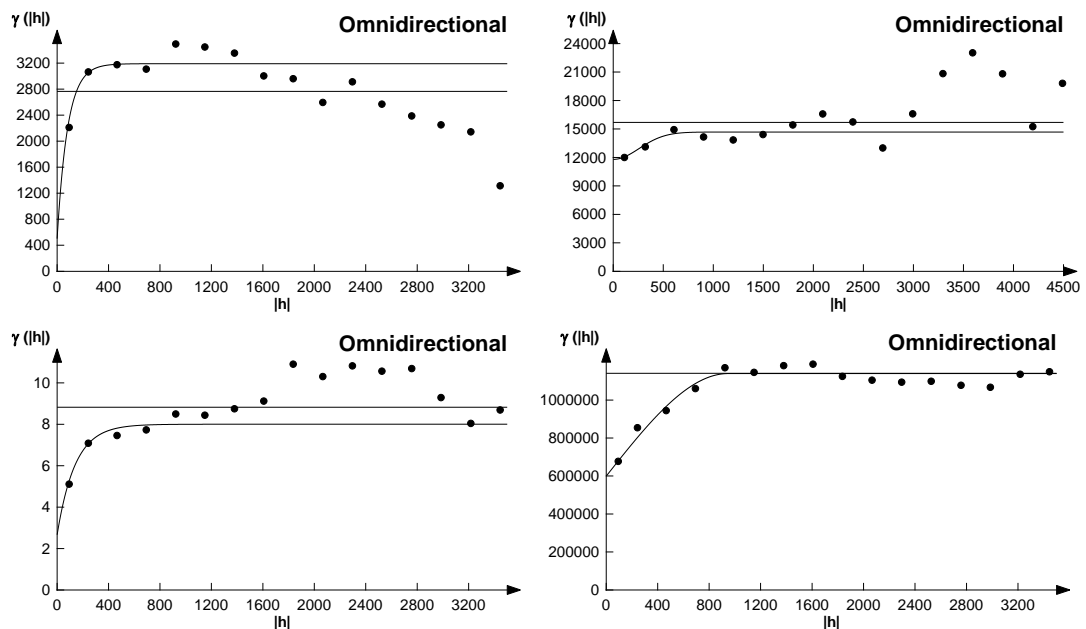


Figura 7.16. Variogramas experimentales y ajustados para algunos elementos de interés en el sector GQ-3 (campaña de 1989). De izquierda a derecha y de arriba abajo: a. Cu (modelo exponencial con efecto de pepita (EP) 504 ppm², alcance (A) 245 m y meseta (M) 2688 ppm². b. As (modelo gaussiano con EP=11840, A=630, M=2880). c. Sn (modelo exponencial con EP=2.67, A=420, M=5.34). D. Zn (modelo esférico con EP=600000, A=945, M=540000).

Capítulo 7

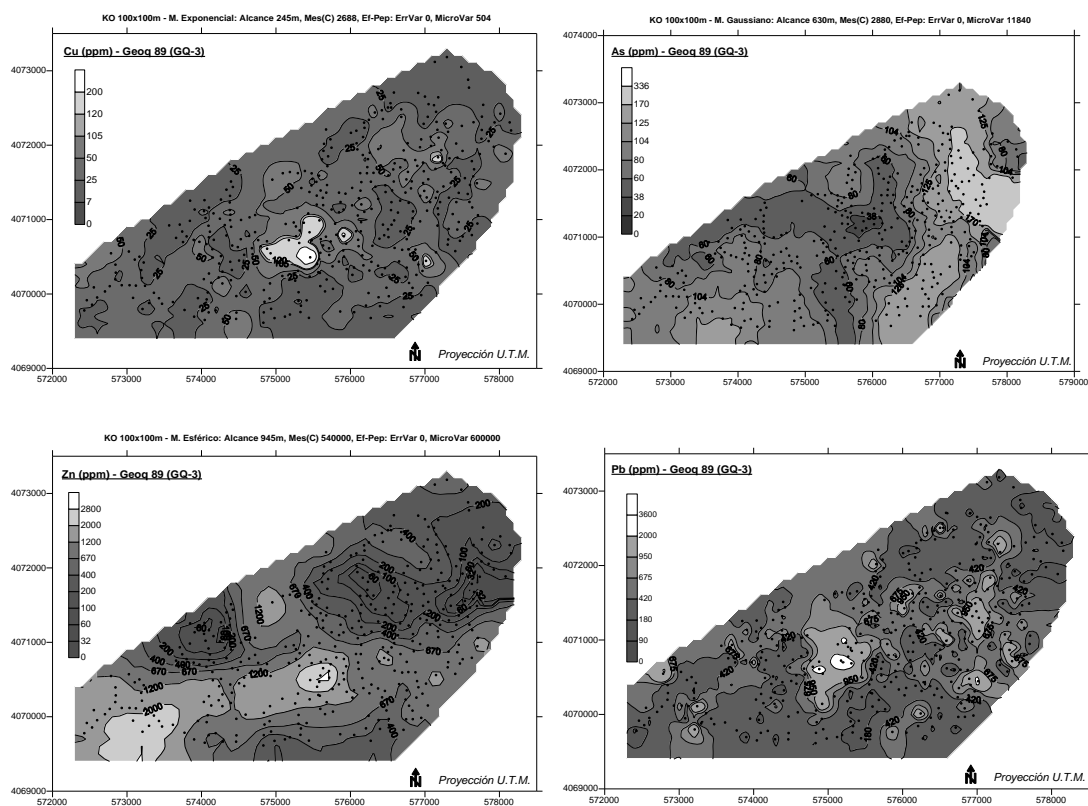


Figura 7.17. Superficies interpoladas para algunos de los elementos metálicos minoritarios en el sector GQ-3 (campaña de 1989). De izquierda a derecha y de arriba a abajo: a. Cu. b. As. c. Zn. D. Pb.

posterior utilización en distintos análisis.

7.2.1.2.2 Elementos mayoritarios: litogeoquímica

Los elementos litófilos fueron sometidos a un tratamiento similar al de los elementos minoritarios, aunque debido a sus peculiaridades se realizaron también distintos análisis teniendo en cuenta la unidad litológica en que se situaban las muestras. En primer lugar se elaboraron mapas de puntos clasificados y de isolíneas mediante interpolación con krigeaje. Estos mapas (figura 7.20; los de puntos clasificados no se muestran) proporcionan una primera visión de la distribución espacial de los elementos mayoritarios, indicando a grandes rasgos la distribución de las principales unidades

litológicas en el área. No obstante, los relativamente complejos procesos de alteración que afectan a las rocas del área transfiguran ese patrón básico. En este sentido, como aproximación inicial y de acuerdo al modelo de depósito, las zonas a priori potencialmente interesantes serán las que presenten valores altos en Si y en K, así como en óxidos de Fe.

Como paso previo a la interpolación de los óxidos correspondientes a la campaña de 1995 se realizó un análisis variográfico que indica que, como era de esperar por su condición de mayoritarios, éstos presentan estructuras de correlación espacial bien definidas, con variogramas continuos en todos los casos, con la excepción del Fe. En la figura 7.18 se muestran los variogramas para algunos de los elementos principales. El Si, Al y Ca presentan variogramas con caídas para distancias superiores a los 6 Km, indicando la alta correlación entre las muestras situadas en el sector central del distrito de Rodalquilar (Cinto) y las situadas en el distrito de San José. Se calcularon igualmente los variogramas de algunos elementos para los tres sectores comentados en la sección anterior (véase figura 7.19 para el K), aunque no proporcionaron información relevante, por lo que, unido a la estructura espacial que presentan los variogramas para todos los datos, se optó también por interpolar los datos usando todas las muestras disponibles. Las superficies interpoladas mediante kirigeaje (figura 7.20) muestran un patrón que es (lógicamente) común para varios óxidos, con una zona de valores altos en el sector central del distrito de Rodalquilar para el Si y el K, que coincide aproximadamente con valores bajos para el Na, Mg y Ca, otra zona de

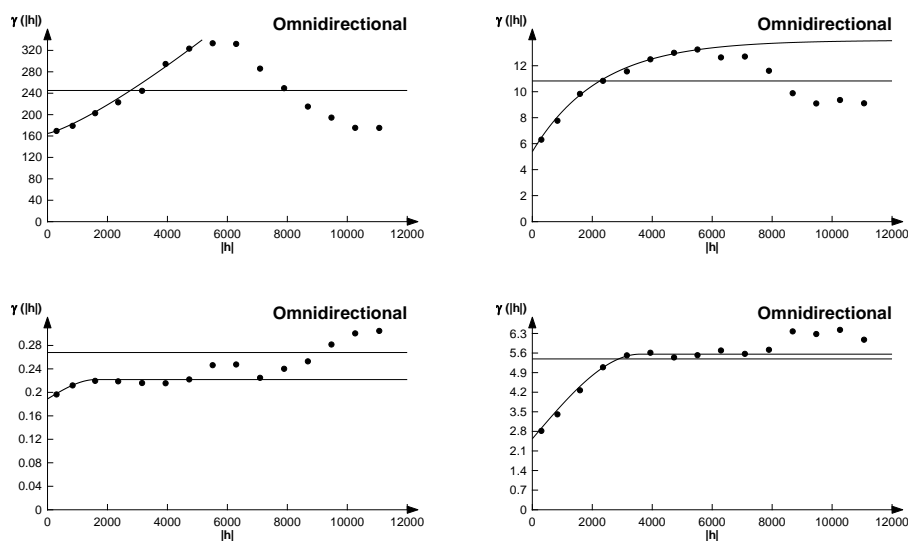


Figura 7.18. Variogramas experimentales y ajustados para (izquierda-derecha; arriba-abajo): SiO₂, K₂O, Na₂O y MgO. El CaO y el Al₂O₃ son muy parecidos al del SiO₂. Campaña de 1995.

Capítulo 7

valores bajos para el Si y K en el sector de Los Frailes, que presenta valores altos para el Na, Mg y Ca, y una tercera zona al sur de características similares a la primera pero menos manifiesta y de menor entidad. El Fe presenta una mayor variabilidad espacial y aparecen tanto valores altos como bajos en los sectores citados.

La identificación y determinación de zonas anómalas (alteradas) interesantes desde el punto de vista metalogenético presenta sin embargo dificultades cuando se trata directamente con elementos litófilos, ya que su distribución está controlada fundamentalmente por la litología, con valores absolutos sistemáticamente altos para unas unidades y bajos para otras. Desde el punto de vista prospectivo resultan por tanto más interesantes los valores altos (o bajos dependiendo del caso concreto) en sentido relativo, es decir, respecto al valor medio que presenta la unidad litológica en que esté situada una muestra en cuestión. Esto indica la necesidad de tratar los elementos mayoritarios con una aproximación diferente. En concreto, resultará conveniente normalizar las medidas con respecto a la unidad litológica concreta sobre las que se sitúan, de manera que sólo destaquen los valores anómalos relativos sobre el valor de fondo de cada litología y no los valores altos absolutos (Harris et al., 1998). Esta operación puede ser fácilmente realizada con el SIG mediante una función llamada de punto en polígono (*point-in-polygon*) que permite asociar a cada muestra

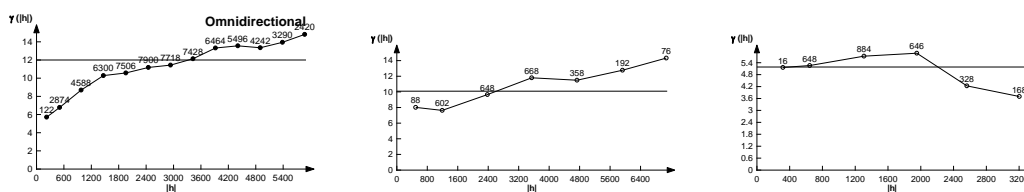


Figura 7.19. Variogramas experimentales para el K₂O, en el sector Rodalquilar (izquierda), en el sector de la Caldera de los Frailes (centro) y en el sector de Cabo de Gata (derecha). Otros elementos mayoritarios como el Si se comportan de igual forma. Campaña geoquímica de 1995.

el código de la litología en la que se encuentra. La tabla resultante puede ser entonces analizada con el SIG y/o con un paquete estadístico para obtener el valor de la media o la mediana para cada código, para normalizar posteriormente los valores usando el estadístico de la variable en cuestión en cada litología. La tabla 7.6 muestra los valores de la mediana de los óxidos principales para cada unidad litológica del mapa geológico de detalle a escala 1:25,000 (la tabla equivalente para minoritarios, que no se muestra, corrobora básicamente lo que se ha comentado en la sección anterior). La expresión que se utilizó para la normalización (Harris et al., 1998) es:

$$Z^* = [(Z / M) - 1] \times 100$$

donde Z^* es el valor normalizado del elemento, Z es el valor observado del elemento para cada muestra y M la mediana del elemento para la unidad litológica. Se utiliza la mediana por ser un estadístico resistente a valores extremos. En la expresión se resta 1 para convertir en números negativos los valores por debajo de la mediana y en positivos los superiores (los posiblemente anómalos). Es necesario poner de manifiesto que la normalización implica la asunción de una serie de supuestos como son la exactitud del mapa geológico y la representatividad de la mediana para cada una de las unidades litológicas.

Un aspecto que se ha de tener en cuenta es el orden en el que se aplican las operaciones para normalizar los datos, es decir, si primero se interpolan los óxidos y después se normaliza esa superficie usando un mapa o superficie de medianas (mediante álgebra de mapas en el SIG), o bien se calcula el valor normalizado para cada muestra (usando, por ejemplo, una hoja de cálculo) y posteriormente se interpola éste, ya que cada aproximación puede producir resultados ligeramente diferentes, especialmente en los bordes entre unidades y las zonas poco muestreadas. En la figura 7.21 se muestra el resultado de estas dos aproximaciones para el Si, donde se observa que la primera (figura 7.21b) produce una superficie mucho más irregular y con valores extremos en zonas sin muestrear, mientras que la segunda (figura 7.21a) produce una superficie más suave, en principio más asumible. En este trabajo se optó por la segunda aproximación por las razones aducidas.

Capítulo 7

Tabla 7.6. Valor de la mediana para los elementos mayoritarios de la campaña de 1995 agrupados según la unidad litológica del mapa a escala 1:25,000 (véase el Capítulo 3 para la descripción de las unidades).

Mediana para cada óxido según unidad de mapa geológico									
Código unidad	SiO ₂	Al ₂ O ₃	Fe ₂ O ₃	MgO	CaO	Na ₂ O	K ₂ O	LOI	
1	58.89	14.06	6.56	4.82	2.45	0.36	6.81	3.54	
2	57.63	14.11	5.99	4.49	4.91	0.82	3.14	6.99	
3	52.03	14.08	5.14	2.84	6.07	0.31	5.03	6.08	
4	57.02	16.19	6.44	2.33	0.88	0.56	5.79	4.88	
5	45.58	13.09	7.63	5.24	12.37	0.64	1.16	13.31	
6	55.72	15.98	6.79	5.31	0.66	0.69	5.86	4.08	
7	55.98	14.03	4.64	3.72	8.69	0.34	5.09	7.82	
8	49.25	11.33	10.40	1.51	10.75	0.15	3.34	12.64	
9	62.17	13.74	5.29	3.40	2.74	0.32	5.62	4.14	
11	57.65	15.58	5.20	3.42	4.04	0.82	3.89	8.74	
13	63.88	14.11	4.36	4.18	1.29	0.57	5.93	5.05	
16	61.32	14.64	5.35	1.66	0.79	0.21	6.04	5.17	
17	46.64	14.30	6.22	1.49	3.04	1.89	2.34	15.13	
18	60.81	15.41	5.78	1.23	0.80	0.22	8.14	4.79	
19	61.22	15.03	5.75	1.07	0.79	0.18	6.90	5.82	
20	59.36	15.37	5.47	3.14	1.28	0.50	5.65	5.61	
21	55.76	15.36	6.47	6.56	4.13	1.57	4.10	5.19	
23	7.63	1.77	10.78	4.81	30.91	0.09	0.30	41.87	
24	59.46	15.66	6.07	2.09	1.41	0.46	4.83	5.67	
25	58.49	15.19	5.66	1.71	0.98	0.47	3.86	6.45	
Total	59.08	15.02	5.92	2.32	1.25	0.35	5.04	5.45	

En consecuencia, las superficies para los óxidos normalizados se interpolaron asimismo mediante krigeaje, por lo que se realizó previamente un análisis variográfico de los mismos. Sólo el Si, K y Al presentaban una estructura de correlación espacial definida, con variogramas en los tres casos fácilmente modelizables y con alcances en torno a los 2 Km (figura 7.22 para el Si y K). El resto de óxidos se interpoló mediante el inverso de la distancia. Las superficies así interpoladas (figura 7.23) indican que la distribución espacial de las muestras normalizadas presenta diferencias significativas respecto a la distribución de las muestras brutas, aunque en algunos casos se mantienen los patrones básicos. En el caso del Si (figura 7.22a) aparecen dos zonas interesantes potencialmente anómalas, una en la parte oeste del sector del Cinto con forma semicircular, lo que parece sugerir un control estructural, y otra en la parte central del sector sur. Aparecen también dos zonas con valores altos al este de Rodalquilar junto a la línea de costa, aunque se han de considerar con reservas por la escasez de muestras. El Al (figura 7.23a) presenta una distribución similar al Si aunque no exactamente coincidente.

Análisis Espacial de Datos

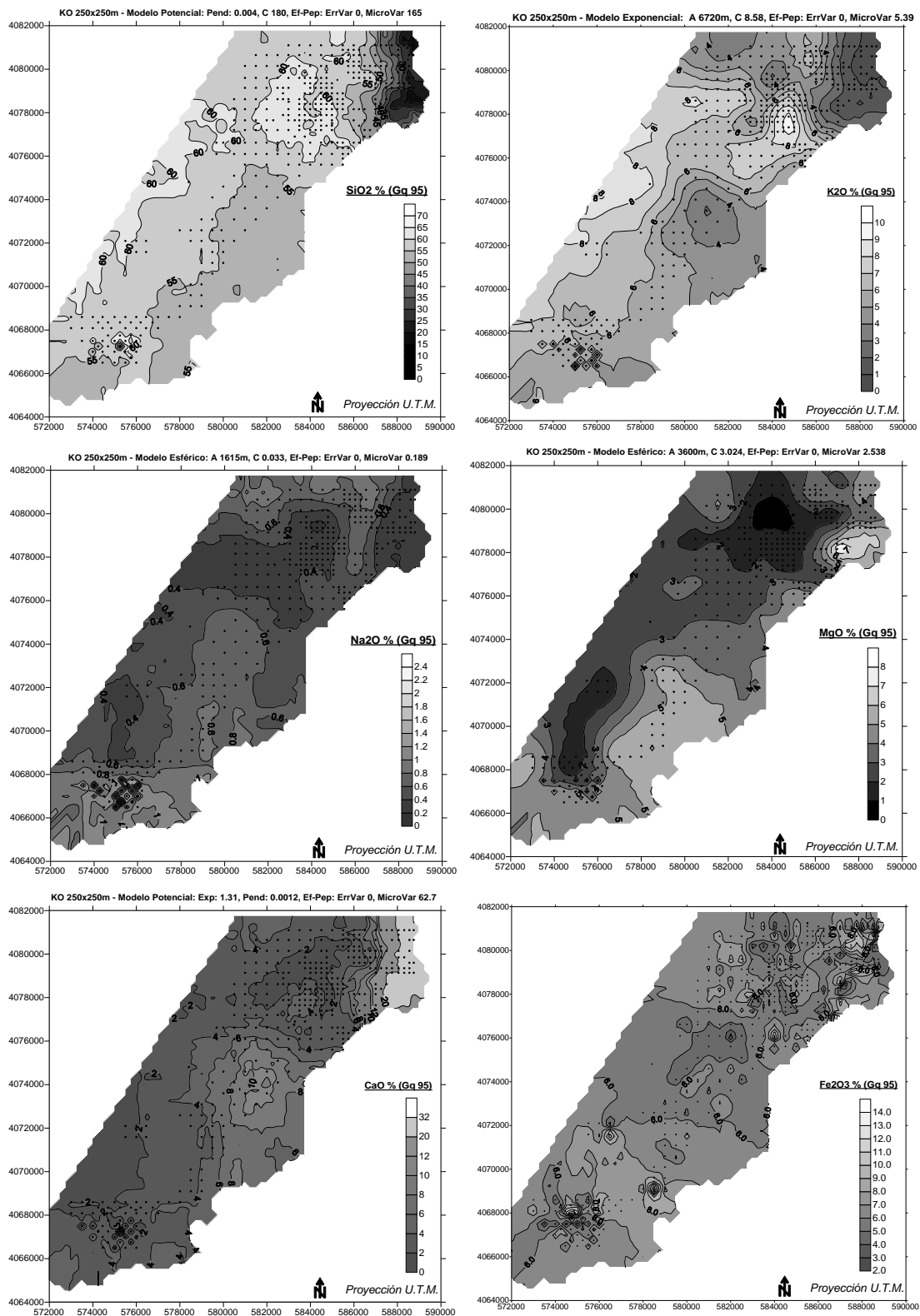


Figura 7.20. Superficies interpoladas para el Si, K, Na, Mg, Ca y Fe. Campaña geoquímica de 1995.

El K (figura 7.23b) presenta una distribución bastante diferente a los dos elementos

Capítulo 7

anteriores, con valores altos al sur y oeste del sector del Cinto, así como al sur del sector de Los Frailes, aunque presenta también oscilaciones importantes y de pequeña extensión en la zona sur del área de estudio. El Na (figura 7.23c) y el Fe (figura 7.23f) presentan una distribución bastante variable con valores altos y bajos próximos tanto en el sector del Cinto como en el de Cabo de Gata al sur. El Mg (figura 7.23d) y el Ca (figura 7.23e) normalizados son los dos únicos elementos que mantienen en buena medida una distribución espacial similar a los valores brutos.

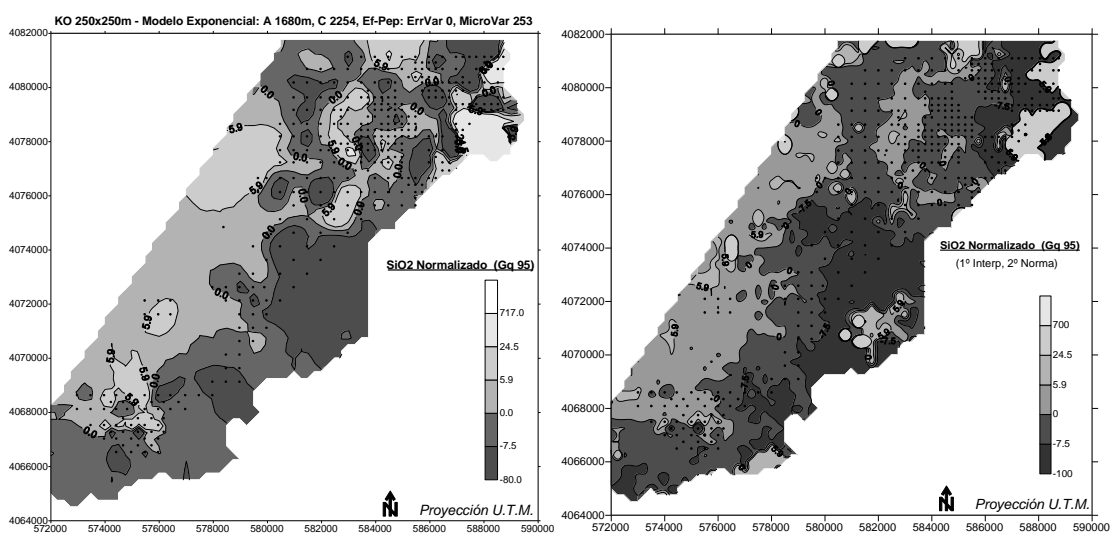


Figura 7.21. Mapas para el Si normalizado según la unidad litológica: a. (izquierda) Superficie creada interpolando las muestras normalizadas. b. (derecha) Superficie creada normalizando la superficie del Si previamente interpolada.

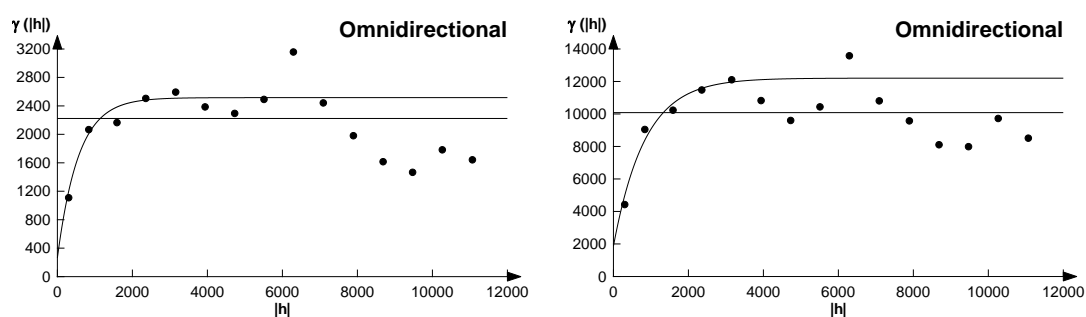


Figura 7.22. Variogramas experimental y ajustado para el Si normalizado (izquierda) y el K normalizado (derecha). Campaña 1995.

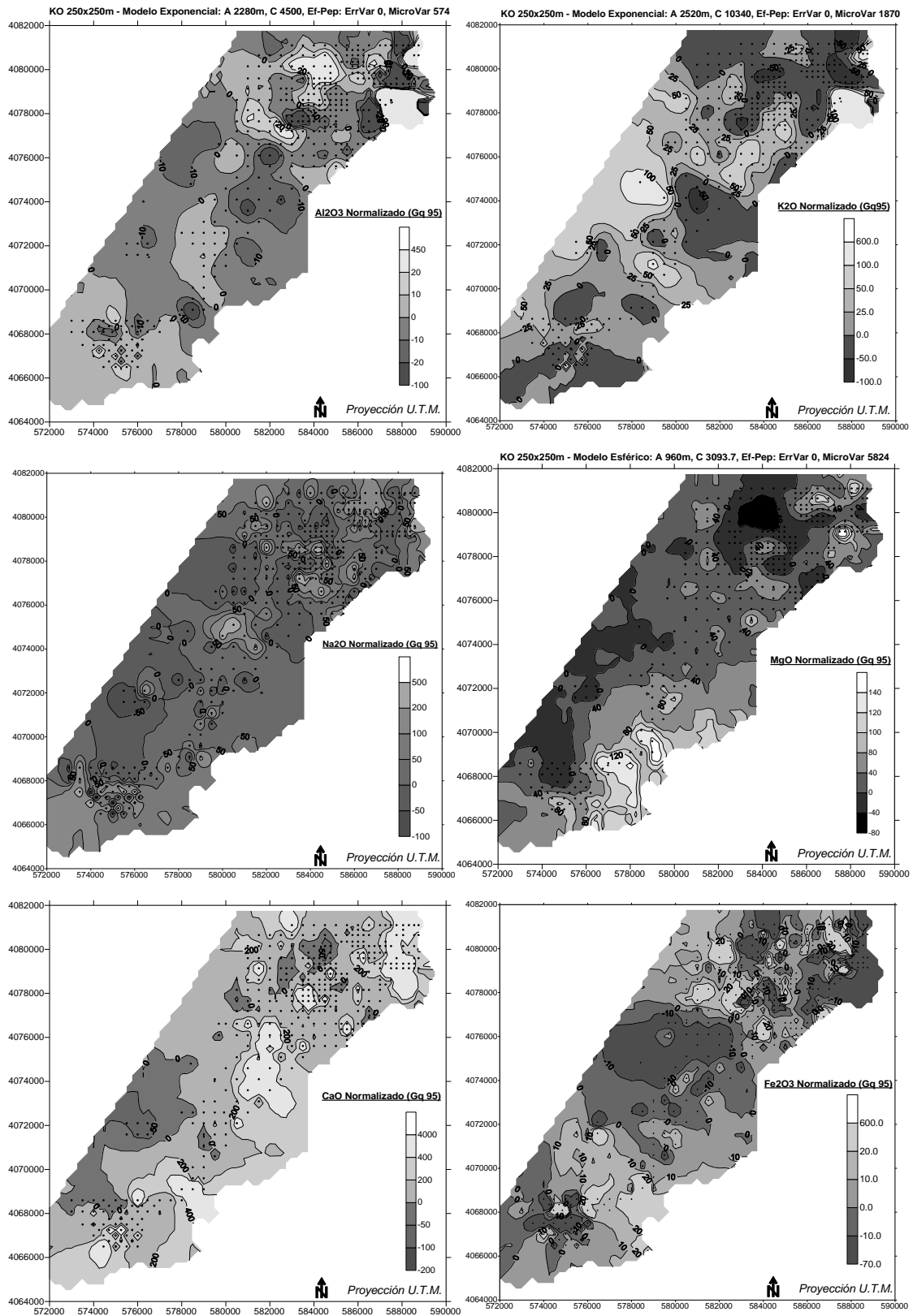


Figura 7.23. Superficies interpoladas para los óxidos normalizados. De izquierda a derecha y de arriba abajo: a. Al. b. K. c. Na. d. Mg. e. Ca. f. Fe. Campaña geoquímica 1995.

Capítulo 7

El proceso descrito para los datos de la campaña de 1995 se repitió para los óxidos mayoritarios de la campaña de 1989. No se realizó, sin embargo, la normalización de los datos ya que las muestras se sitúan sobre andesitas piroxénicas. Las figuras 7.24 y 7.25 muestran las superficies interpoladas mediante krigeoje ordinario. El análisis variográfico previo que se realizó indica que todos los óxidos excepto el K presentan estructuras de correlación espacial fácilmente modelizables (véase la figura 7.25a para el Fe), con alcances que varían entre los 1300-1400 m del Fe y Mg, y los 500 m de Si y Al. Los mapas del Si, K, Al, Fe y Mg (figuras 7.24 y 7.25) presentan distribuciones similares, pero donde se dan valores altos de Si se dan bajos de Al, K, Fe y Mg y viceversa. En concreto, aparecen dos zonas de valores altos en Si en la parte norte del sector y dos de valores bajos en la parte sur. En el caso del Na (figura 7.24d) aparece una zona alargada con valores bajos y una en la parte central con valores muy altos, mientras que el mapa del Ca (figura 7.25d) indica la presencia de una zona central de valores bajos y una sur de valores altos.

Como se ha indicado anteriormente, todas las superficies generadas se almacenaron en el SIG de exploración como capas raster. En algunos casos se derivaron capas binarias mediante reclasificación y se almacenaron como capas adicionales para ser

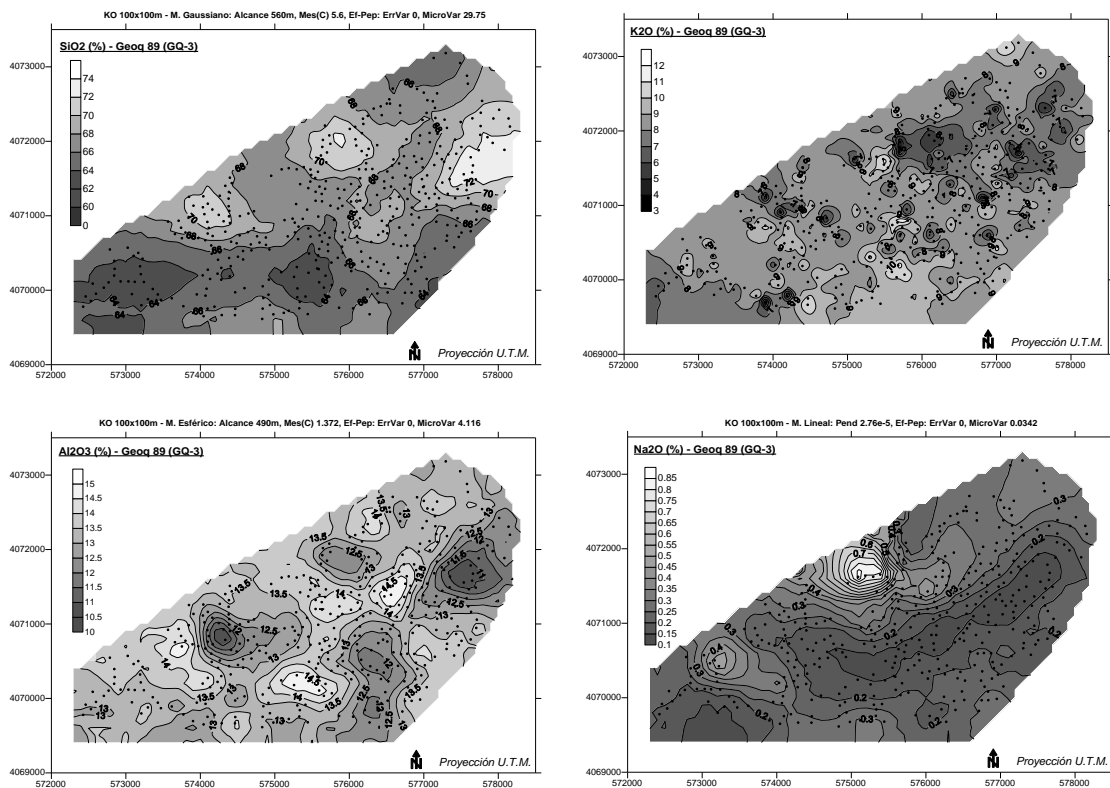


Figura 7.24. Mapas interpolados para algunos de los óxidos mayoritarios de la campaña de 1989 en el sector GQ-3. De izquierda a derecha y de arriba abajo: a. Si. b. K. c. Al. d. Na.

utilizadas en algunos de los análisis a realizar con el SIG de exploración (este proceso, junto con la elaboración de índices de alteración es detallado en secciones siguientes).

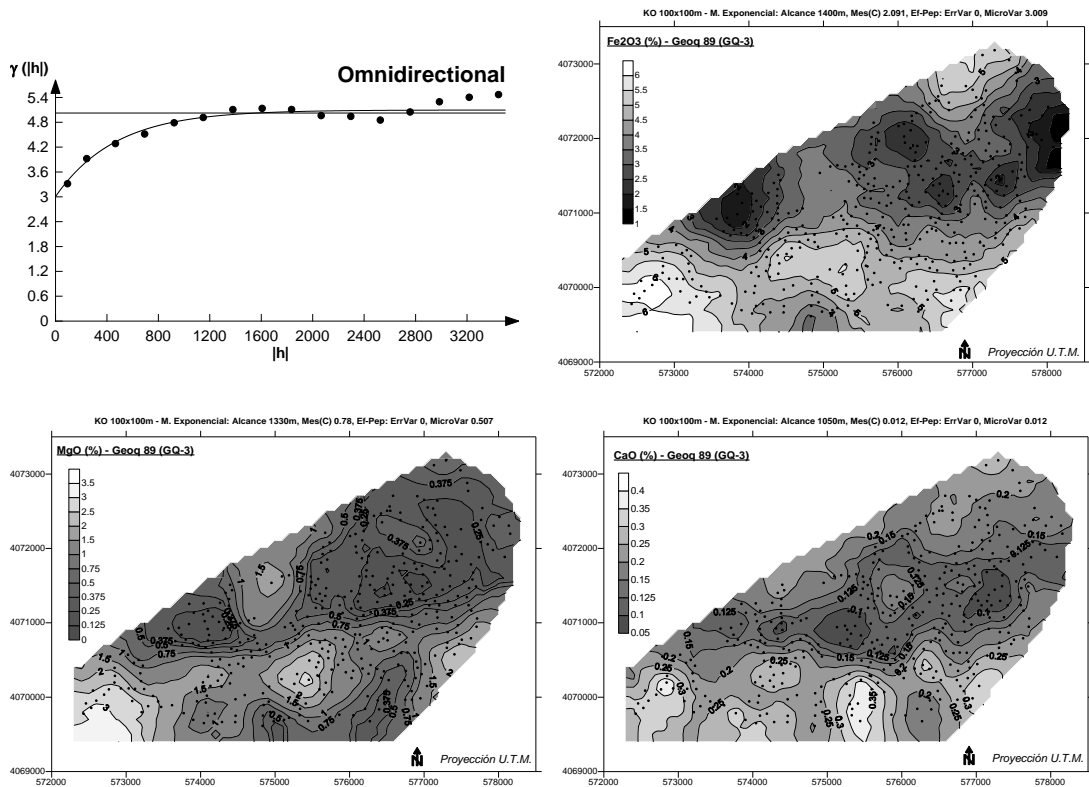


Figura 7.25. Variograma para el Fe y mapas interpolados para algunos de los óxidos mayoritarios de la campaña de 1989 en el sector GQ-3. De izquierda a derecha y de arriba abajo: a. Variograma del Fe. b. Fe. c. Mg. d. Ca.

7.2.1.3 Muestras alteradas e índices de alteración

En secciones anteriores se ha constatado que las distribuciones de los elementos mayoritarios reflejan la presencia de varias poblaciones de muestras, algunas fácilmente reconocibles y explicables por la geología del área como son las alrededor de 40 muestras situadas en torno a la Caldera de los Frailes (genéticamente diferentes del resto), pero también de potenciales poblaciones anómalas posiblemente asociadas a procesos de alteración. Para estudiar estas poblaciones se aplicaron distintos

Capítulo 7

métodos con el objetivo principal de identificar las muestras alteradas dentro del conjunto de observaciones disponible. Los métodos utilizados incluyen el análisis de valor que presenta la variable LOI (*Loss of Ignition*) y la elaboración de distintos índices propuestos en la literatura o creados ex profeso para el estudio.

El valor de la variable LOI medida en la campaña de 1995 se utilizó para identificar las muestras alteradas situadas sobre roca volcánica (N=252). Se elaboró un gráfico de probabilidad (figura 7.26) para las 252 muestras con el fin de determinar un valor de corte o umbral para las muestras alteradas. En el gráfico se identificaron puntos de ruptura interesantes a 4.1%, 6.5%, 7.6% y 10%. En la literatura se han propuesto umbrales para las rocas ácidas en torno al 4% y valores del 8% para las básicas, por

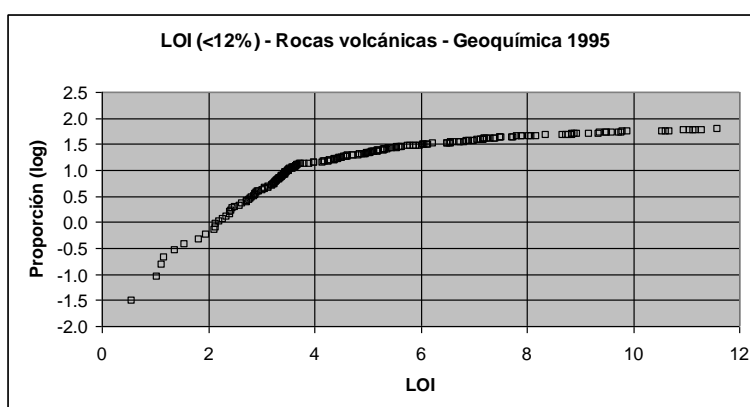


Figura 7.26. Gráfico de probabilidad acumulada de la variable LOI para las muestras situadas sobre rocas volcánicas. Campaña de 1995.

lo que debido a la abundancia de rocas intermedias en el área de estudio se optó por seleccionar el punto de inflexión al 6.5% como umbral de muestras alteradas. Esto resulta en una población de muestras alteradas en rocas volcánicas compuesta por 152 muestras (60% del subconjunto).

Una vez seleccionadas las muestras se creó un mapa de corredores (*buffers*) alrededor de las muestras usando una función estándar del SIG. Se usó una distancia de 200m, algo superior a la mitad de la separación media entre muestras (175m) para la campaña de 1995. Este mapa de corredores de tipo binario (figura 7.27) indicaría por tanto proximidad a zonas potencialmente alteradas en función del LOI. Finalmente, el mapa se convirtió en una capa raster y se almacenó en el SIG de exploración para realizar posteriores análisis.

Otro método utilizado para la detección de zonas alteradas hidrotermalmente fue la elaboración de distintos índices para la identificación de minerales típicos de estas zonas calculados a partir de los óxidos mayoritarios. Estos índices se basan en el conocimiento de la composición de los minerales como la clorita o sericita. Los índices que se utilizaron son (Harris et al., 1998):

- Índice de sericita: $K_2O / (Na_2O + K_2O)$
- Índice de clorita: $(Fe_2O_3 + MgO) / (Fe_2O_3 + MgO + CaO + Na_2O)$
- Índice de alcalinos: $(Na_2O + CaO) / (Na_2O + K_2O + CaO)$

El índice de sericita destaca las áreas caracterizadas por enriquecimiento en K reflejando alteración sericítica, mientras que el índice de clorita destaca posibles áreas

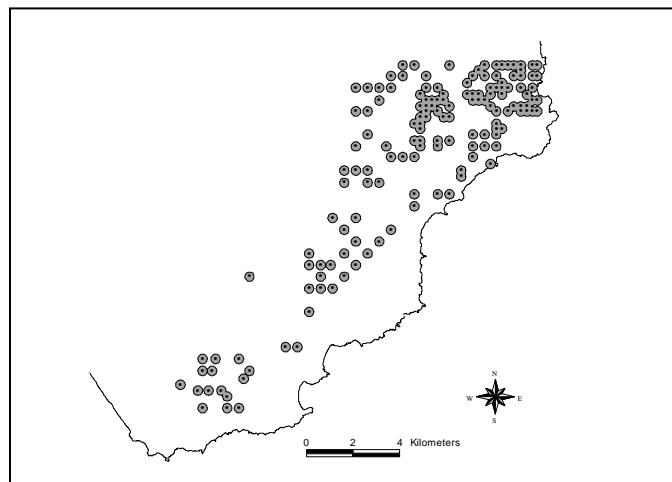


Figura 7.27. Mapa de corredores indicando proximidad a muestras alteradas (puntos) sobre roca volcánica identificadas mediante el LOI. Campaña de 1995.

de mayor cloritización caracterizadas por altas concentraciones en Fe y Mg. El índice de alcalinos destaca áreas de enriquecimiento de alcalinos, pero puede servir también para delimitar áreas de lavado (lixiviado) de alcalinos (valores bajos del índice), a menudo asociadas con sistemas hidrotermales generadores de depósitos metálicos. A éstos se añadieron dos índices más, el ACNK (Grunsky, 1986), que indica las zonas que han sufrido la lixiviación de alcalinos frente a la movilidad del Al (elemento muy poco móvil), y un índice mixto similar de clorita y sericita (clorita-sericita):

Capítulo 7

- ACNK: $\text{Al}_2\text{O}_3 / (\text{Na}_2\text{O} + \text{CaO} + \text{K}_2\text{O})$
- Índice de clorita-sericita: $(\text{Fe}_2\text{O}_3 + \text{MgO} + \text{K}_2\text{O}) / (\text{Fe}_2\text{O}_3 + \text{MgO} + \text{CaO} + \text{K}_2\text{O} + \text{Na}_2\text{O})$

Una vez calculados los índices para las muestras de la campaña de 1995, éstos fueron interpolados mediante krigeaje (250x250m). Los mapas se utilizaron para inspeccionar la distribución espacial de las zonas alteradas y finalmente se almacenaron en el SIG de exploración como capas raster. El análisis variográfico previo a la interpolación indicó que los índices presentan, con la excepción del ACNK que no muestra estructura de correlación espacial, variogramas en forma de campana con una caída para muestras separadas más de 6 Km (figura 7.28), indicando la diferenciación de los distritos de Rodalquilar, San José y la zona intermedia de los Frailes. Se ajustaron modelos teóricos tanto de tipo gaussiano como potencial con resultados casi idénticos (radio de búsqueda \approx alcance). El análisis variográfico de los datos según sectores no aportó información relevante salvo la presencia de variogramas no estacionarios para los sectores de Rodalquilar y de Los Frailes (figura 7.29).

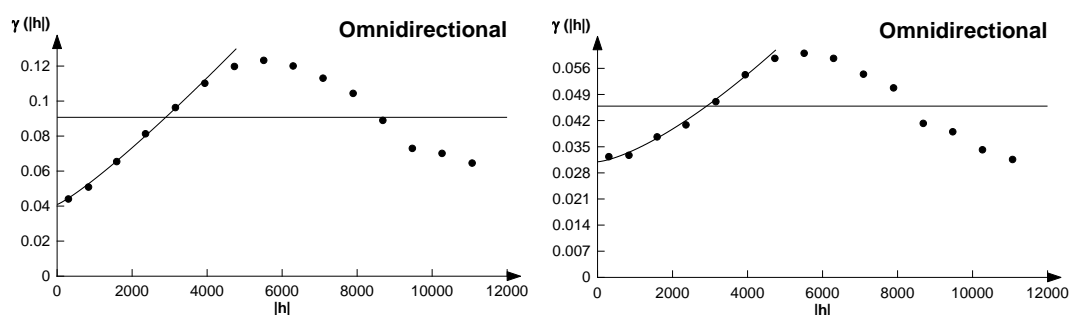


Figura 7.28. Variograma experimental (omnidireccional) y ejemplo del ajustado con un modelo potencial para los índices de alcalinos (izquierda) y clorita. Campaña geoquímica de 1995.

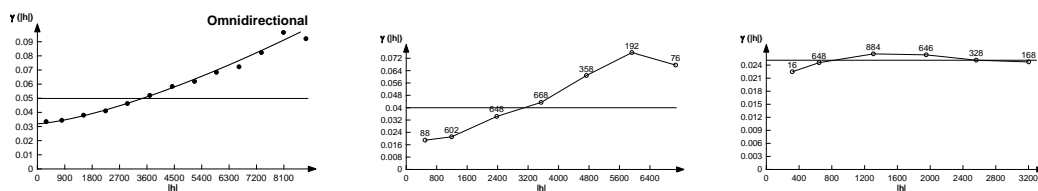


Figura 7.29. Variogramas experimentales (omnidireccional) para el índice de clorita: distrito de Rodalquilar, también se muestra el variograma ajustado con un modelo potencial (izquierda); sector de la Caldera de los Frailes (otros índices como el de alcalinos se comportan de igual forma) (centro); sector del campo de domos de Cabo de Gata (otros índices como el de alcalinos se comportan de forma similar) (derecha). Campaña geoquímica de 1995.

Los mapas de los índices de alteración (figura 7.30) muestran en algunos casos distribuciones similares, como es el caso del índice de clorita (figura 7.30b) y sericita (figura 7.30c). Ambos presentan valores altos en la zona central del distrito de Rodalquilar, en torno al sector del Cinto y coincidiendo aproximadamente con la Caldera de La Lomilla. El índice de clorita presenta en ese sector una alineación muy clara de valores altos con dirección noreste, reflejando la presencia de una gran estructura (fractura) en profundidad. Esta zona de valores altos parece extenderse hacia al oeste pero con valores decrecientes. La caldera de Los Frailes muestra valores bajos para ambos índices, mientras que la zona sur presenta una distribución más irregular, con valores altos y bajos relativamente próximos. El índice de alcalinos (figura 7.30a) presenta por el contrario una distribución con valores bajos en la zona central de Rodalquilar en torno al cerro del Cinto, donde existen rocas que han sufrido una fuerte alteración hidrotermal. Esta zona de valores bajos parece extenderse hacia el sur por todo el borde oeste de la zona muestreada hasta llegar a la parte superior del conjunto de muestras más occidentales de la campaña. La zona entorno a la caldera de Los Frailes presenta valores altos presentando igual que para el resto de índices una clara distribución circular. El índice ACNK (figura 7.30d) muestra una distribución similar al resto de índices pero con la peculiaridad de presentar valores relativamente altos en dos zonas muy concretas, una en torno al Cinto y otra en la parte norte del conjunto de muestras más occidentales. Este índice también presenta la alineación noreste detectada con el índice de clorita. El índice de clorita-sericita presenta una distribución muy similar al de clorita (no se muestra).

Se calcularon asimismo los índices de alteración para las muestras del sector GQ-3 de la campaña de 1989, para ser posteriormente interpolados (100x100m). El análisis variográfico que se realizó indica que los índices presentan estructuras de correlación espacial difícilmente modelizables por lo que se optó por interpolar los datos usando el método del inverso de la distancia. Los mapas o superficies así creados se muestran en la figura 7.31. El índice de alcalinos (figura 7.31a) y el de sericita (figura 7.31c) presentan una distribución similar, con una banda diagonal en dirección noreste con valores bajos para el primer índice y altos para el segundo. El índice de clorita (figura 7.31b) presenta en general valores altos para todo el sector, destacando una zona con valores muy altos en la parte central. El índice ACNK (figura 7.31d) presenta una distribución más irregular, destacando una pequeña zona en la parte central del borde norte con valores altos que coinciden aproximadamente con valores también extremos para los otros índices.

Capítulo 7

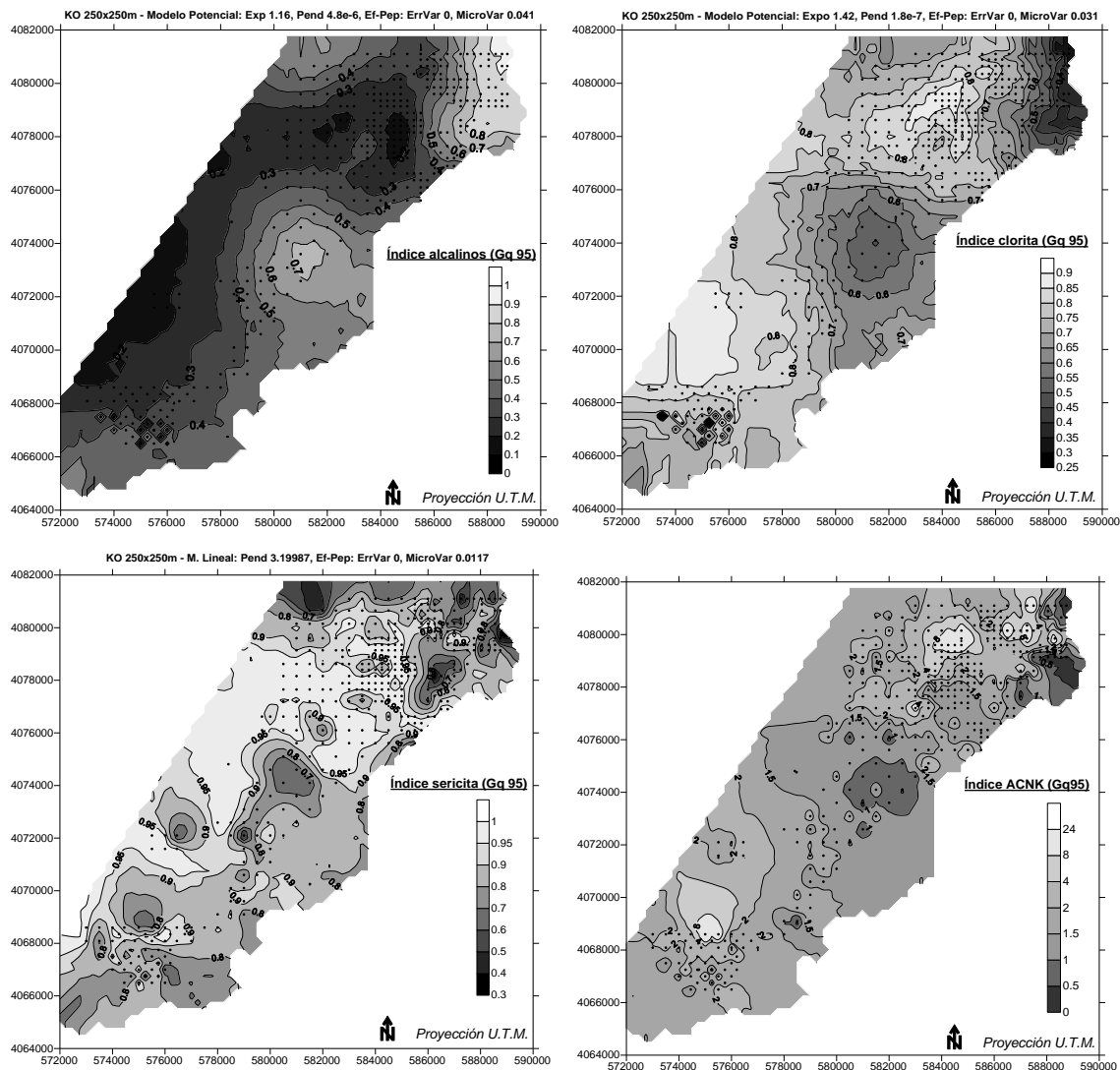


Figura 7.30. Índice de alteración interpolados. De izquierda a derecha y de arriba a bajo: a. Alcalinos. b. Clorita. c. Sericita. d. ACNK. Campaña de 1995.

Hasta ahora todos los tratamientos a que se han sometido los datos geoquímicos se han realizado separándolos en dos conjuntos correspondientes a las dos campañas de las que se dispone. El cálculo de índices permite sin embargo la utilización conjunta de todas las muestras en las que se analizaron los óxidos mayoritarios (campaña de 1995 y sectores GQ-3 y GQ-2 de la campaña de 1989), puesto que las diferencias que surgen por las diferentes analíticas utilizadas quedarán diluidas al realizar los cocientes entre los óxidos (siguen persistiendo los problemas derivados de la diferente densidad de muestreo). Así, las superficies o mapas para los índices de alteración se recalcularon usando los datos geoquímicos de las dos campañas de exploración y se interpolaron usando el método del inverso de la distancia (los variogramas presentaban problemas debido sobre todo a las distintas densidades de muestreo).

Estas nuevas superficies se muestran en la figura 7.32, donde se aprecia que la zona oeste del área de estudio queda ahora mejor caracterizada. Tal como se hizo con el

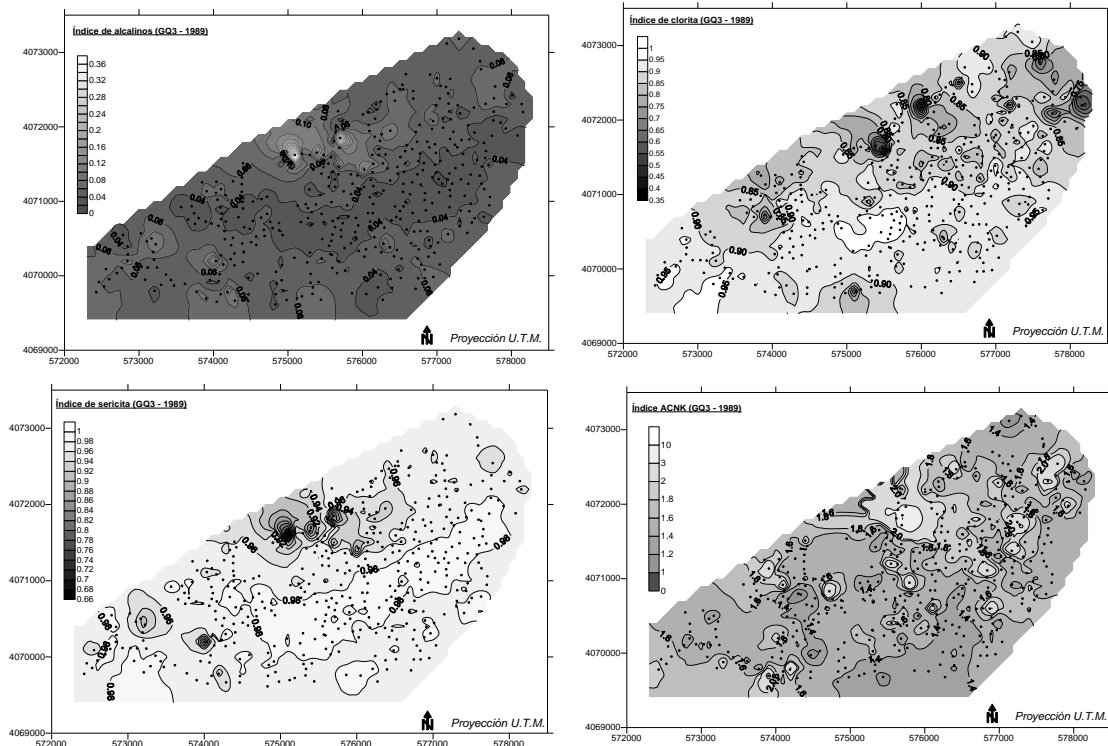


Figura 7.31. Índices de alteración interpolados. De izquierda a derecha y de arriba a bajo: a. Alcalinos. b. Clorita. c. Sericita. d. ACNK. Sector GQ-3 de la campaña 1989.

resto de superficies generadas, los índices fueron almacenados en el SIG de exploración como capas raster con tamaño de celda, ahora de tamaño 200x200m.

7.2.2 Datos geofísicos y radiométricos de campo

El tratamiento univariante de los datos geofísicos se centró fundamentalmente en los datos de campo (gravimetría y magnetometría), puesto que los datos aeromagnéticos habían sido tratados e interpretados previamente. Éste consistió básicamente en el análisis de los estadísticos básicos y la interpolación mediante técnicas geoestadísticas de los datos de anomalías residuales para generar mapas de isolíneas. En la tabla 7.7 se muestran los estadísticos elementales de las variables disponibles, y en la figura

Capítulo 7

7.33 se muestran los histogramas para las dos variables más interesantes desde el punto de vista prospectivo (anomalías residuales). Se observa que la anomalía gravimétrica residual presenta una distribución bimodal, mientras que la anomalía magnética residual presenta una distribución normal.

El análisis variográfico que se realizó indica que, como era de suponer por la

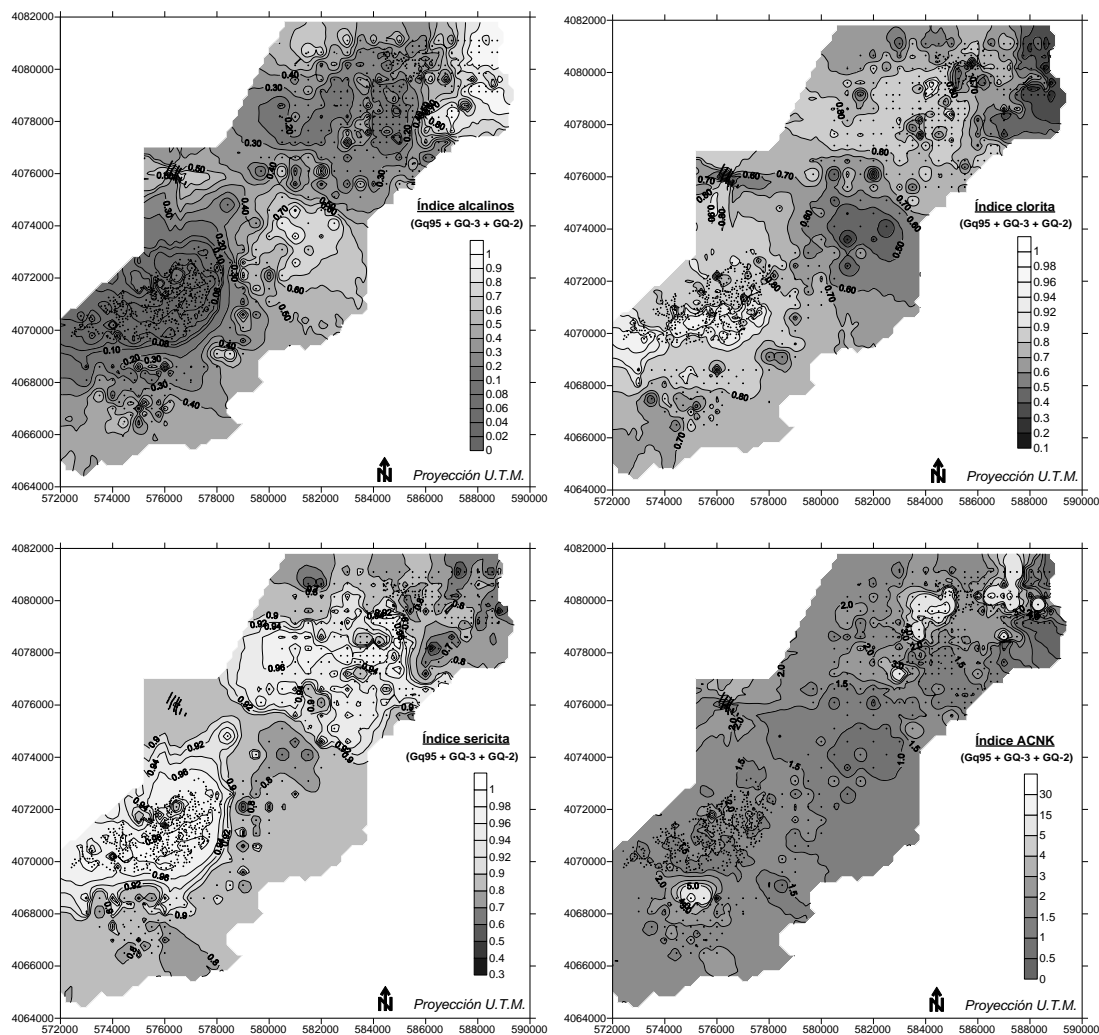


Figura 7.32. Mapas de los índices de alteración para las muestras de la campañas de 1995 y de 1989 (sectores GQ-3 y GQ-2). (200x200m). De izquierda a derecha y de arriba a bajo: a. Alcalinos. b. Clorita. c. Sericita. d. ACNK.

naturaleza de los datos (campos), los variogramas experimentales obtenidos son muy continuos y fácilmente ajustables mediante modelos teóricos. En particular, el variograma experimental obtenido para los datos de anomalía gravimétrica residual

(figura 7.34a) se ajustó con un modelo gaussiano con alcance 3.3 Km, mientras que la anomalía magnética residual se ajustó mediante un modelo exponencial con alcance 4.5 Km (figura 7.34b). En base a estos modelos se generaron los mapas mediante krigearje ordinario con malla de 150x150m, los cuales fueron finalmente almacenados en el SIG de exploración como capas raster. En la figura 7.35 se muestran los mapas de isolíneas obtenidos para estas dos variables geofísicas.

Tabla 7.7. Estadísticos básicos de las variables geofísicas gravimétricas y magnéticas de campo. (*Existen varias modas. Se muestra el menor de los valores).

Geofísica	Grav. Real	Grav. Ajustada	Grav. Residual	Magn. Real	Magn. Ajustada	Magn. Residual
<i>N</i>	330	330	330	330	330	330
<i>Media</i>	25.58	24.84	.74	206.42	206.41	1.708E-03
<i>Mediana</i>	27.58	24.97	.85	201.50	205.71	-4.34
<i>Moda</i>	28.54	16.41	-6.99*	164.00	173.70	-189.85
<i>Desv Est</i>	8.20	7.36	3.62	71.00	14.68	69.47
<i>Asimetría</i>	-.184	-.076	.835	.38	.07	.513
<i>Curtosis</i>	-1.38	-.621	4.22	1.11	-.52	1.19
<i>Mínimo</i>	12.52	4.50	-6.99	-5.00	173.70	-189.85
<i>Máximo</i>	38.16	41.05	22.84	439.00	245.82	259.82
<i>Percentiles</i>						
25	16.75	19.21	-2.17	166.00	195.96	-43.58
75	32.64	30.05	3.48	239.25	217.68	33.13
95	37.16	37.05	5.51	333.25	231.31	123.07

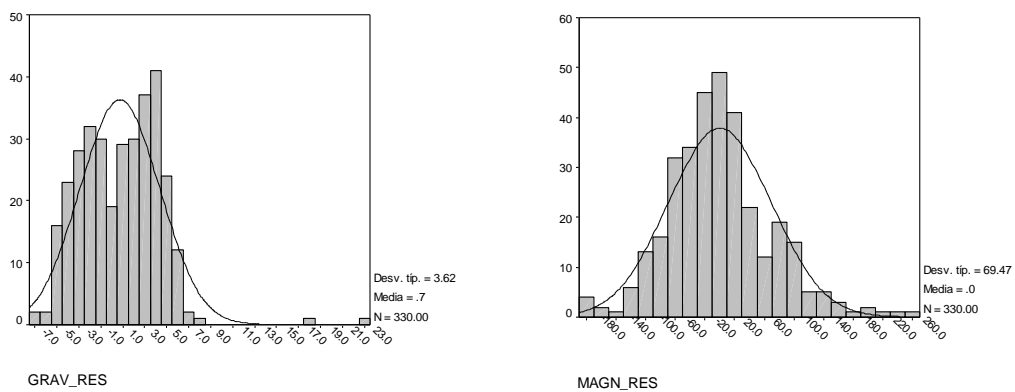


Figura 7.33. Histogramas de las anomalías residuales gravimétrica y magnética. Datos de campo.

Capítulo 7

En el mapa de anomalías de Bouguer (figura 7.35a) destaca, en similitud con la distribución de anomalías aeromagnéticas (sección 3.5.2.1), una banda anómala negativa (valores menores de -4.0 mgal) con dos mínimos bien definidos de direcciones E-O y NE-SO respectivamente, separados por un umbral de dirección N-S. Aparece además, inmediatamente al S, una zona anómala positiva (valores hasta de $+7.0$ mgal) cuyos límites presentan las mismas direcciones estructurales mencionadas en la banda anterior. La anchura de esta zona anómala positiva es mucho mayor al E, coincidiendo con la variación en la dirección estructural. Esta banda anómala positiva, principalmente el área situada entre los valores máximos anómalos, es correlacionable con la cartografía geológica de fuerte alteración hidrotermal y sugiere que dicho complejo tiene una densidad a pesar de su alteración hidrotermal, superior a la de las unidades volcánicas circundantes o bien que existen cuerpos de alta densidad en este entorno. En la zona SE del área aparece asimismo una fuerte alineación NE-SO

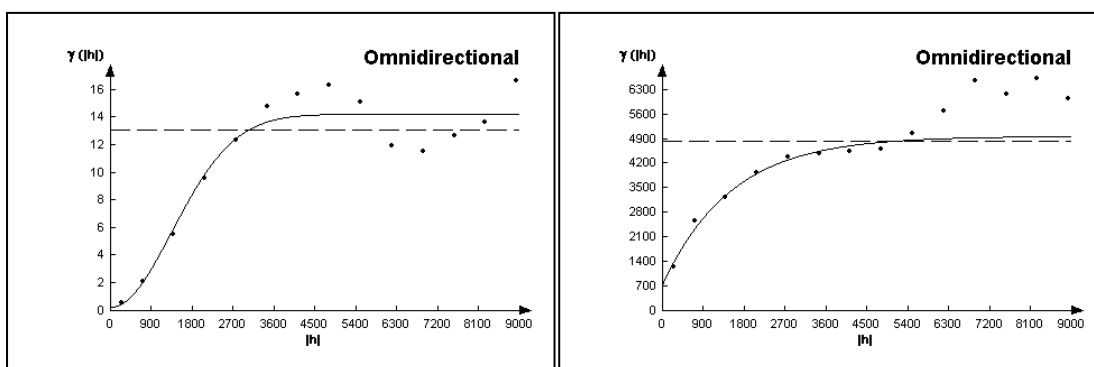


Figura 7.34. Izquierda: a. Variograma omnidireccional experimental y ajustado de la gravimetría residual utilizando un modelo gaussiano con efecto de pepita= 0.28mgal^2 , alcance= 3330m y meseta= 14mgal^2 . Derecha: b. Variograma omnidireccional experimental y ajustado de la magnetometría residual utilizando un modelo exponencial con efecto de pepita= 735nT^2 , alcance= 4500m y meseta= 4263nT^2 .

correspondiendo al contacto de esta anomalía positiva, que puede ser correlacionada con una serie de altos topográficos (Cerro de los Guardas, del Cuervo, El Romeral) terminando en El Playazo. La esquina SO del área presenta dos amplios mínimos, el más intenso de los cuales corresponde al paraje de La Rellana. La poca densidad de estaciones existentes en esta parte hace que las conclusiones que se puedan obtener tengan un carácter menos detallado. La inflexión en la tendencia de las bandas anómala positiva y negativa puede corresponder a un importante accidente tectónico de dirección aproximada N-S (Falla de Cerro del Cinto). Una estructura similar se observa en el mapa residual magnético.

En la figura 7.35b (a pesar de los problemas que presentan estos datos) se muestra el mapa de residuos magnéticos interpolado mediante krigeaje, en el cual se observa una tendencia E-O y NE-SO en las principales estructuras, con un área menos magnética (valores positivos del campo), coincidente en líneas generales, con la banda positiva gravimétrica. El borde S del área, más magnético, presenta las dos tendencias anteriormente mencionadas, que son más claramente NE en el borde N. Una estructura de dirección N disloca la parte central, coincidiendo con la mencionada en el residual gravimétrico. En resumen, se puede indicar que en el mapa gravimétrico residual se observa la existencia de bandas anómalas positivas y negativas, con contactos muy marcados. La zona con gran alteración hidrotermal se correlaciona con los valores máximos de la banda anómala positiva. Existe un importante control estructural en todo el área con direcciones principales E-O y NE-SO. Se piensa en la posibilidad de la existencia de un gran accidente tectónico de dirección N-S que atraviese el área estudiada. El cambio de dirección en la banda de mínimos al norte del Cortijo del Fraile, el importante mínimo gravimétrico al oeste del Cerro del Cinto (dentro de la banda anómala positiva) así como el mínimo de La Rellana, pueden estar relacionados con dicho accidente.

Por otro lado, los datos de la campaña de radiometría (espectral) de campo fueron

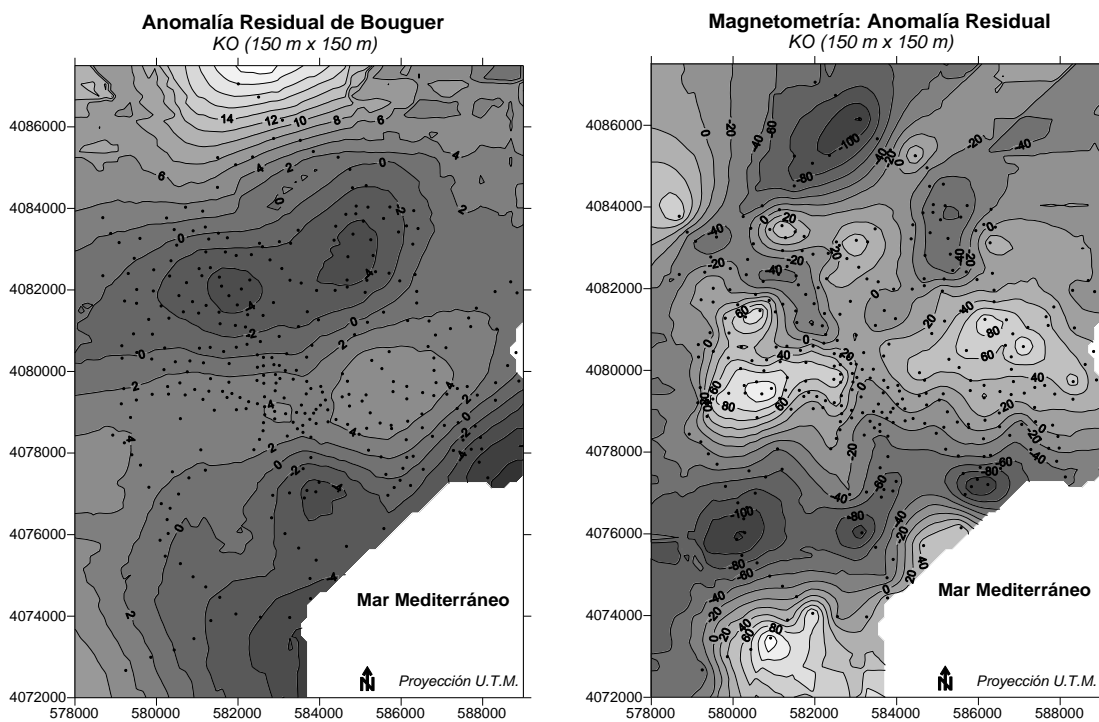


Figura 7.35. Superficies interpolada para: a. (Izquierda) Anomalía gravimétrica residual de Bouguer (mgal). b. (Derecha) Anomalía residual magnética (nT). Los puntos indican las estaciones de medida.

Capítulo 7

también tratados para corregir los efectos de la variación de radiación solar, viento, etc., y posteriormente interpolados para generar mapas de isolíneas. En este caso, la

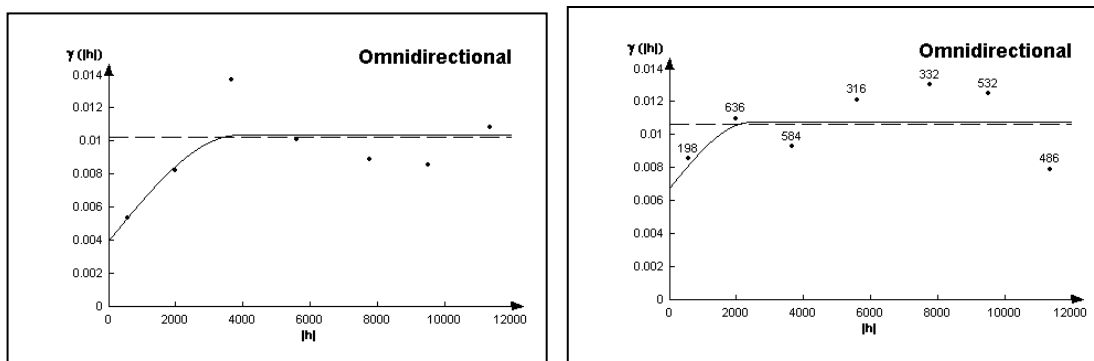


Figura 7.36. Variogramas omnidireccional experimental y ajustado para: a. (Izquierda) Cociente de la radiometría de campo TM 5/7. Modelo esférico $A=3840m$, $M=0.0064$ y $EP=0.004$. b. Cociente TM1/TM3 de radiometría de campo. Modelo esférico con $A=2400m$, $M=0.004$ y $EP=0.0068$.

baja densidad y la irregularidad del muestreo (éste se enfocó a las zonas alteradas reconocidas por otros métodos) resta representatividad a la campaña, por lo que, desde este punto de vista, ésta debe ser considerada como una primera aproximación (por el contrario, sí pueden resultar útiles para la caracterización espectral de distintas litologías). Una vez corregidos los datos se calcularon distintos cocientes de las bandas espectrales, de los que se seleccionaron el 5/7 y el TM 1/3 (nótese que se usó el 3/1 para los datos Landsat TM), para luego derivar las superficies mediante krigeaje (en la figura 7.36 se muestran los variogramas ajustados). La figura 7.37a, que muestra el cociente 5/7, constata la presencia de dos zonas principales con valores altos potencialmente alteradas ya detectadas con distintos métodos, situada la primera en el sector en torno al Cerro del Cinto y la caldera de La Lomilla, y la segunda en el distrito de San José, en torno al sector de Alemanes Nuevos. El cociente 1/3 (figura 7.37b) presenta una distribución algo diferente, con varias medidas con valores bajos (los ahora interesantes) pero no coincidentes en general con valores altos para el cociente 5/7 (en el sector del Cinto este desplazamiento es al oeste).

7.2.3 Indicios mineros

El análisis de la distribución espacial de los indicios mineros es un aspecto de relativo interés dentro de la exploración minera, el cual puede ser fácilmente abordado en la actualidad usando funciones proporcionadas por los SIG. Este tipo de análisis puede aportar en numerosas ocasiones información relevante sobre el modelo de depósito en las fases iniciales de la exploración, además de servir para confirmar hipótesis sobre la distribución de indicios y mineralizaciones de una forma objetiva. En este estudio se realizó un análisis de la densidad de indicios de sulfuros de Pb-Zn-(Au-Cu-Ag) en el distrito de San José, de donde se disponía de una extensa base de datos sobre indicios. Estos análisis han sido propuestos por Davis (1986) y son también tratados en detalle en Swan y Sandilands (1995).

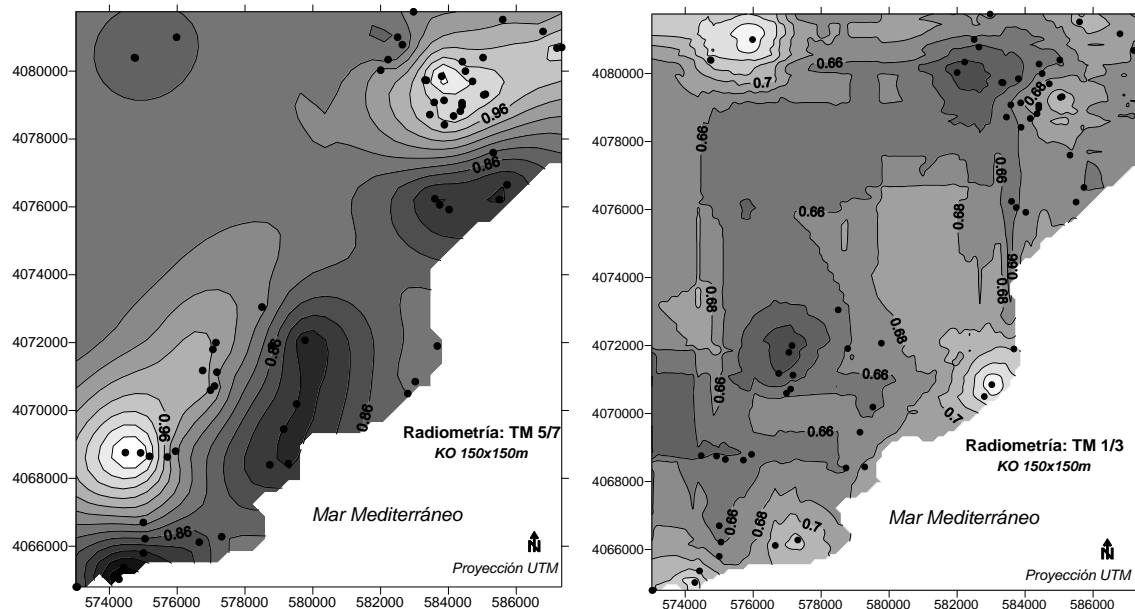


Figura 7.37. Mapas de isolíneas para los cocientes de la radiometría de campo: a. TM 5/7 (izquierda), b. TM 3/1 (derecha).

7.2.3.1 Análisis de la densidad de indicios mineros

El análisis de la densidad de puntos en el espacio bidimensional (por ejemplo, indicios mineros), y en concreto si su distribución espacial es aleatoria o no, puede ser modelizada utilizando la distribución de probabilidad de Poisson. Aunque la distribución

Capítulo 7

de Poisson utiliza el número de éxitos, fracasos y ensayos en el cálculo de las probabilidades, se puede describir de tal manera que ni el número de fallos ni el número de ensayos sea necesario (Davis, 1986). Así, se pueden utilizar el número de puntos por cuadrante o ventana y la densidad de puntos en el área completa para predecir cuantas ventanas deberían contener un número especificado de puntos. Estos números de ventanas predichas o esperadas pueden utilizarse en un test chi-cuadrado para determinar si los puntos están distribuidos aleatoriamente dentro del área (véase Davis, 1986, para una descripción detallada de distintos tests).

En el caso de los indicios minerales de sulfuros de Pb-Zn-(Au-Cu-Ag), éstos están localizados en la zona centro de la Sierra de Cabo de Gata, ocupando un área aproximada de 37 Km², y suman un número igual a 340 (339), en el que se incluyen explotaciones mineras. Para determinar si los indicios en el área aparecen aleatoriamente o se distribuyen de alguna otra manera se ha calculado la densidad de indicios y se ha realizado un test estadístico con ella.

La distribución de Poisson puede expresarse como

$$P(r) = e^{-\lambda A} \frac{(\lambda A)^r}{r!}$$

siendo la que se aplica a la probabilidad de eventos aleatorios raros, en este caso ocurrencias minerales, en un área geográfica. En la ecuación, A se refiere al área de las ventanas utilizadas en que se divide al área de estudio, λ se refiere a la densidad de indicios mineros, y r es el número de indicios de la ventana. El número de ventanas que contienen exactamente r indicios se puede calcular mediante el producto del número de indicios total por la probabilidad de que la ventana contenga r indicios

$$n_r = m \cdot P_{(r)} = m \cdot e^{-\lambda A} \frac{(\lambda A)^r}{r!}$$

El producto λA es simplemente el número medio de indicios por ventana, por lo que en la práctica puede estimarse mediante el cociente entre el número total de indicios m y el número de ventanas T .

Para dividir el área se utilizó una malla cuadrada de 300 m de lado, en la que se contaron el número de indicios observados en cada ventana cuadrada. El número total de ventanas para cubrir el área con los 340 indicios fue de 440. Con estos datos, y utilizando la fórmula anterior se puede calcular el número esperado de ventanas que

contienen esos mismos números de indicios. Con los datos obtenidos se puede calcular un test de ajuste tipo chi-cuadrado o Kolmogorov-Smirnov. El test chi-cuadrado arroja un valor de 28692, muy superior al valor crítico del chi-cuadrado correspondiente a 7 grados de libertad y un $\alpha=1\%$, por lo que se puede rechazar la hipótesis de igualdad entre las distribuciones observada y esperada, y concluir que la distribución de Poisson no es apropiada. Además, la comparación entre la varianza en el número de indicios por ventana y el cociente m/T , indica claramente que la distribución espacial de los puntos es más agrupada que aleatoria, ya que $s^2=2.29$ y $m/T=0.77$. La significación estadística de la diferencia observada se puede comprobar con test t basado en el error estándar de la media. El estadístico t para el test de equivalencia de la media y la varianza es de -9.81. A un nivel de significación del 1%, con 339 grados de libertad, el valor crítico de t para una prueba bilateral (*two-tailed test*) es de ± 2.3 . El valor obtenido excede con mucho este valor y se puede concluir que como en el caso del chi-cuadrado la distribución espacial de los indicios no es aleatoria. Estos resultados confirman de forma numérica y objetiva el control geológico y estructural que ya había sido propuesto en el modelo de depósito para los yacimientos metálicos del distrito de San José. Este aspecto es analizado desde otro punto de vista en la sección siguiente.

7.2.3.2 Análisis de vecindad: indicio-indicio e indicio-fractura

Una alternativa al análisis de la densidad de puntos es el análisis del vecino más próximo (Davis, 1986; Swans y Sandilands, 1995). Los datos utilizados no son los números de puntos dentro de subáreas, sino las distancias entre las parejas de puntos más próximas. Ya que no es necesario seleccionar un tamaño de ventana, el análisis de vecindad evita la posibilidad de encontrar que un patrón es aleatorio a una escala pero no a otra. También, debido a que hay normalmente más parejas de puntos vecinos que ventanas, el análisis es más sensible.

El análisis del vecino más próximo compara las características del conjunto de distancias observadas entre parejas de puntos más próximos con las que cabría esperar si los puntos estuvieran aleatoriamente situados. Las características de un patrón aleatorio teórico se pueden derivar de la distribución de Poisson. Si se ignora el efecto de los bordes de nuestro mapa, la distancia media esperada entre los vecinos más próximos es

Capítulo 7

$$\delta = \frac{1}{2} \sqrt{A/n}$$

donde A es el área del mapa y n es el número de puntos. La varianza de muestreo de la distancia media esperada viene dada por

$$\sigma_{\delta}^2 = \frac{(4-\pi)A}{4\pi \cdot n^2}$$

Si se sustituyen las constantes,

$$\sigma_{\delta}^2 = \frac{0.06831A}{n^2}$$

El error estándar de la distancia media entre vecinos más próximos es la raíz cuadrada de la varianza de muestreo

$$S_e = \frac{0.26136}{\sqrt{A/n^2}}$$

La distribución de la distancia media esperada es normal si n es mayor de 6, por lo que se puede usar un simple test Z para comprobar la hipótesis de que la distancia media observada entre los vecinos más próximos, d_{media} , es igual al valor de la distancia media esperada de un patrón de puntos aleatorio de la misma densidad. El test Z permite comparar la diferencia entre la media de nuestra muestra y la media esperada de una muestra en el caso de un patrón aleatorio, con la variación que se esperaría observar en las medias de muestras seleccionadas aleatoriamente de una población de puntos distribuidos aleatoriamente. Esta variación viene dada por el error estándar, y es función de la varianza de la población y del tamaño de la muestra. El test Z puede escribirse como

$$Z = \frac{\bar{d} - \delta}{s_e}$$

y ocurre que está distribuido normalmente con una media cero y una desviación estándar de uno, si es que la media de la muestra ha sido realmente obtenida a partir de la población establecida en la hipótesis.

En el caso de los indicios minerales de sulfuros polimetálicos en el sector de la Sierra de Cabo de Gata, que es donde existe la mayor densidad y donde más detalladamente

se han muestreado, existen 340 indicios en un área de 37,760,000m², correspondiente al sector delimitado por las coordenadas UTM 572400-4067200 y 578800-4073100. Utilizando las fórmulas anteriores, la distancia media esperada entre parejas de indicios más próximos es de 166.63 m, y el error estándar de la distancia media es de 4.72 m. Para calcular la distancia media real entre las parejas de indicios más próximos dentro del sector citado se utilizó una de las herramientas de análisis espacial proporcionadas por el SIG. El cálculo de la distancia entre un punto de una capa o cubierta de información y todos los demás puntos de esa misma u otra capa es una de las funciones básicas que incluyen los SIG, por lo que solamente fue necesario seleccionar la distancia mínima entre cada punto y todos los demás y calcular la media aritmética usando sendas funciones también proporcionadas por el SIG. La media observada de las distancias es de 91.84 m y el error estándar de 77.24. Con los datos obtenidos el test Z toma el valor -15.84. Si establecemos un nivel de significación α del 1%, el valor crítico para rechazar la hipótesis de igualdad de las medias en una prueba bilateral (*two-tailed test*), obtenido de las tablas de probabilidad acumulada de la distribución normal estandarizada, es de ± 2.6 . El valor calculado de -15.84 del test supera -1.9, por lo que se puede concluir que las medias de las dos poblaciones no son iguales, y que el patrón espacial de los indicios minerales debe responder a otro patrón espacial distinto al aleatorio.

Esta es la forma en que el test del vecino más próximo es presentada comúnmente, pero desafortunadamente tiene un serio defecto para la mayoría de los casos prácticos. El valor esperado de la distancia media asume que los efectos del borde no están presentes, lo que significa que el patrón observado de puntos debe de extenderse al infinito en todas las direcciones si la distancia media observada y la esperada se van a comparar de forma válida. Ya que el mapa no se extiende infinitamente, los vecinos más próximos de los puntos cerca de los bordes deben situarse dentro del cuerpo del mapa, y por lo tanto la distancia media observada está sesgado hacia un valor mayor. Existen diversas correcciones a este problema. Si hay datos disponibles más allá de los límites del área a analizar, el mapa se puede rodear de una región de seguridad.

Una de las correcciones implica el ajuste de la distancia media esperada para que se incluyan los efectos de los bordes en su valor esperado. Donelly (1978) propuso las siguientes expresiones para la distancia media teórica al vecino más próximo y para varianza de muestreo:

$$\bar{d} = \frac{1}{2} \sqrt{A/n} + (0.514 + \frac{0.412}{\sqrt{n}}) \frac{p}{n}$$

Capítulo 7

y

$$s_{\delta}^2 \approx 0.07 \frac{A}{n^2} + 0.035p \frac{\sqrt{A}}{n^{5/2}}$$

En donde p es el perímetro del mapa rectangular.

También se comprobó la distribución de los indicios minerales respecto a las características estructurales de tipo lineal, léase fracturas, filones y lineamientos. Surgen varios problemas a la hora de realizar este proceso, fundamentalmente ligados a la falta de información en diversas áreas, como ya se ha citado anteriormente (los filones aparecen en zonas concretas, por lo que aparece la duda de si esa circunstancia responde a un motivo estructural de las rocas o a un sesgo en el muestreo hacia las zonas más conocidas y productivas desde el punto de vista minero). Para la comprobación se optó por calcular la distancia entre los indicios y la fractura, lineamiento o filón más cercano (figura 7.38), y tratar estas distancias como si de distancias entre puntos se tratara, siguiendo el mismo procedimiento que antes. La

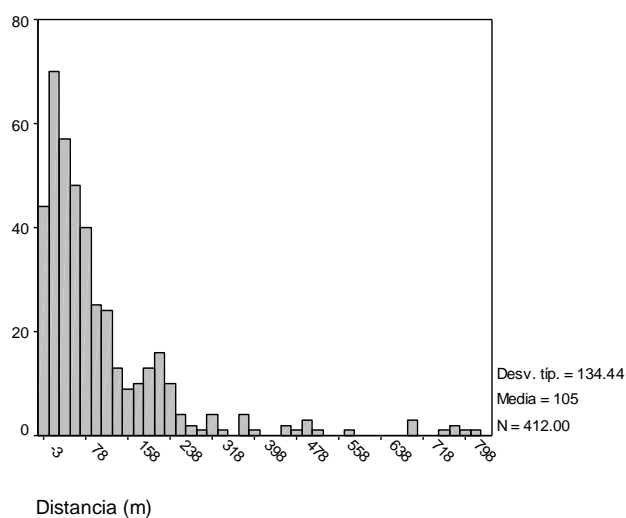


Figura 7.38. Histograma de las distancias entre indicios minerales y el lineamiento, fractura o filón más próximo obtenidas para todo el área de estudio.

distancia media entre los indicios y las estructuras lineales más próximas es de 102.86 m para el sector de la Sierra del Cabo de Gata. Así, con 340 indicios, y un área de 37.76 Km², la distancia esperada es de 166.63 m y el error estándar de 4.72, por lo que el estadístico Z toma un valor de -13.51, muy superior al valor crítico -2.6 de las

tablas de probabilidad acumulada al 1%. Si se eliminan los filones en el análisis la distancia media sube a 151.25 m, pero el test Z toma un valor de -3.26, también superior al valor crítico al 1%. Por lo que se puede concluir que, en cualquier caso, la distribución espacial de los indicios respecto a las fracturas, lineamientos y filones no es aleatoria. Estos resultados confirman de forma objetiva el control estructural de la distribución de las mineralizaciones en el distrito de San José.

7.3 Análisis de datos multivariante

El análisis de datos multivariante es una metodología de gran utilidad y frecuentemente utilizada en todas las disciplinas de las ciencias de la tierra, donde normalmente cada muestra o unidad observacional viene caracterizada por varias variables. Un ejemplo típico es el de las medidas geoquímicas, en la actualidad, prácticamente siempre multielemento (véase Jiménez Espinosa et al., 1993). Las técnicas multivariantes permiten analizar cambios y relaciones en varias variables simultáneamente, aunque existen también limitaciones, puesto que éstas suelen ser teórica y metodológicamente complejas y a menudo es difícil proporcionar una interpretación física a los resultados. Esto es especialmente cierto en ciencias como la geología donde las relaciones existentes entre las diferentes variables y/u observaciones suele ser compleja, ya que los fenómenos geológicos son resultado de complicadas fuerzas que interactúan entre sí (Davis, 1986).

No obstante, la disponibilidad de potentes programas estadísticos facilita enormemente el uso de estas técnicas, lo que, por otro lado, no debe conducir a una aplicación "ciega" de las mismas sin tener en cuenta la naturaleza del fenómeno que se está modelizando. Es importante además tener en cuenta que los datos espaciales violan frecuentemente los supuestos de los métodos estadísticos, en particular el requerimiento de muchos métodos bivariantes y multivariantes de que las muestras han de ser normales y estadísticamente independientes. Así, por ejemplo, el análisis de la correlación asume esta independencia entre muestras, mientras que, como se ha visto en secciones anteriores, buena parte de las variables presentan estructuras de autocorrelación espacial, lo que se puede traducir incluso en alteraciones sensibles en los valores de los coeficientes de correlación (véase Haining, 1990, para una discusión detallada). El resultado de esto es que los tests de significación estadística no son válidos, y en consecuencia, tal como se ha comentado en la introducción, los

Capítulo 7

resultados deben de tomarse como valores orientativos para una evaluación informal o exploratoria, y no confirmatoria.

Se presentan a continuación, bajo dos epígrafes diferenciados, los resultados del análisis multivariante de los datos geoquímicos y geofísicos, ya que la propia naturaleza multivariante de las observaciones permite la aplicación directa de técnicas estadísticas clásicas a estos datos. En este caso, por tanto, no se tiene en cuenta la distribución espacial de las observaciones, aunque está implícita en los datos (las distintas variables han sido medidas en los mismos puntos en el espacio). Se incluye además una sección en la que se exponen los resultados obtenidos del análisis de la asociación entre mapas (intermapa) derivados de los datos obtenidos con distintas técnicas de exploración (variables geognósticas), incluyendo los geoquímicos y geofísicos. En este caso hay una utilización explícita de la localización espacial de los datos en algunos de los análisis.

7.3.1 Datos geoquímicos

Uno de los primeros pasos que conviene realizar en el tratamiento multivariante de datos, en este caso geoquímicos, es el análisis de gráficos de dispersión y de correlaciones bivariadas entre elementos. Estas técnicas pueden aportar información muy útil para determinar el tipo de relación existente entre las variables, en este caso elementos geoquímicos, así como la fuerza de dicha relación. Así, se calcularon los coeficientes de correlación no paramétrica de Spearman entre todos los elementos de interés minoritarios y mayoritarios para las muestras de la campaña de 1995 (recuérdese que buena parte de los elementos presentan distribuciones no gaussianas; otra opción que también se aplicó, comentada más abajo, es transformar logarítmicamente las variables). Se elaboraron asimismo numerosos gráficos de dispersión, tanto bidimensionales como tridimensionales, para explorar el tipo de relaciones existentes entre los distintos elementos de interés prospectivo. Así, los coeficientes para el Au se muestran ordenados por magnitud en la tablas 7.8 (positivos) y 7.9 (negativos). Se observa que los coeficientes presentan en general valores moderados, apareciendo el Bi, In, Se y Cu como los más correlacionados positivamente con el Au, mientras que el Pt, Mg y W presentan correlaciones negativas. Es conveniente señalar que los niveles de significación se han de tomar como valores orientativos ya que se asumen muestras independientes, algo que

normalmente no ocurre cuando se trata con datos espaciales, tal como se ha visto en secciones anteriores.

Tabla 7.8. Coeficientes positivos de correlación no paramétrica de Spearman del Au con algunos de los elementos muestreados. Sólo se muestran los coeficientes significativos al nivel 0.01 (bilateral). Campaña geoquímica 1995. N=372.

Au																		
	Bi	In	Se	Cu	Ni	As	Ag	Ru	Mo	Rb	Sb	Cd	La	Cr	Sn	Tl	Th	Pb
Rho	.292	.238	.237	.230	.198	.159	.155	.149	.146	.141	.135	.133	.128	.121	.121	.117	.108	.107
Sign.	.000	.000	.000	.000	.000	.002	.003	.004	.005	.006	.009	.010	.013	.019	.020	.024	.038	.039

Tabla 7.9. Coeficientes negativos de correlación no paramétrica de Spearman del Au con algunos de los elementos muestreados. Sólo se muestran los coeficientes significativos al nivel 0.01 (bilateral). Campaña geoquímica 1995. N=372.

Au			
	Pt	MgO	W
Rho	-.177	-.154	-.120
Signi.	.001	.003	.021

Tabla 7.10. Coeficientes positivos de correlación no paramétrica de Spearman del Cu con algunos de los elementos muestreados. Sólo se muestran los 16 mayores coeficientes significativos al nivel 0.01 (bilateral). Campaña geoquímica 1995. N=372

Cu																
	Pb	As	Zn	Bi	Sb	Tl	In	K2O	Fe2O3	V	Au	SiO2	Rb	Al2O3	Mo	Se
Rho	.604	.545	.476	.412	.374	.305	.305	.286	.260	.260	.230	.219	.219	.207	.204	.190
Sign.	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000

Tabla 7.11. Coeficientes negativos de correlación no paramétrica de Spearman del Cu con algunos de los elementos muestreados. Sólo se muestran los 8 mayores coeficientes significativos al nivel 0.01 (bilateral). Campaña geoquímica 1995. N=372.

Cu								
	CaO	MgO	Pt	Nb	Sr	Na2O	Li	Ta
Rho	-.336	-.257	-.194	-.188	-.160	-.155	-.137	-.133
Sign.	.000	.000	.000	.000	.002	.003	.008	.010

Tabla 7.12. Coeficientes de correlación no paramétrica de Spearman del Pb con algunos de los elementos muestreados. Sólo se muestran los mayores (en valor absoluto) coeficientes significativos al nivel 0.01 (bilateral). Campaña geoquímica 1995. N=372

Pb														
	Zn	Cu	As	K2O	Tl	Sb	Ba	MnO	Rb	Be	La	SiO2	CaO	MgO
Rho	.660	.604	.472	.462	.448	.425	.381	.318	.314	.313	.313	.307	-.354	-.205
Sign.	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000	.000

Capítulo 7

En el caso del Cu, éste presenta coeficientes de correlación con valores positivos relativamente altos (tabla 7.10) con el Pb, As y Zn, así como con el Bi y Sb. Aparecen además varios óxidos mayoritarios en la lista de elementos con correlación positiva significativa, como es el caso del K, Fe, Si y Al. La lista de elementos correlacionados negativamente con el Cu (tabla 7.11) aparece encabezada por dos óxidos mayoritarios, el Ca y el Mg. El Na también aparece negativamente correlacionado con el Cu. La tabla 7.12 muestra los coeficientes de correlación para el Pb, en donde se observa que presenta un comportamiento similar al del Cu, siendo el Zn, Cu, As, Tl y Sb los elementos con coeficientes positivos mayores. Dentro de los óxidos mayoritarios, el K presenta un coeficiente positivo bastante alto, seguido del Si, mientras que de nuevo, Ca y Mg, presentan coeficientes de correlación negativos.

Tabla 7.13. Coeficientes de correlación de Pearson entre algunos de los elementos metálicos transformados logarítmicamente. Campaña geoquímica 1995.

Log		Au	Ag	Cu	Pb	As	Sb	Sn	Tl	Se	Bi	In	Ni	Zn	Cd	Mo	Pt	Th
Ag	Correlación de Pearson	.476																
	Sig. (bilateral)	.000																
	N	243																
Cu	Correlación de Pearson	.126	.106															
	Sig. (bilateral)	.049	.045															
	N	242	362															
Pb	Correlación de Pearson	-.011	.034	.589														
	Sig. (bilateral)	.864	.520	.000														
	N	242	370	362														
As	Correlación de Pearson	.126	.084	.494	.443													
	Sig. (bilateral)	.050	.108	.000	.000													
	N	243	370	362	370													
Sb	Correlación de Pearson	.140	.212	.302	.383	.643												
	Sig. (bilateral)	.030	.000	.000	.000	.000												
	N	241	367	359	367	367												
Sn	Correlación de Pearson	.106	-.085	.118	.098	.220	.277											
	Sig. (bilateral)	.182	.161	.056	.108	.000	.000											
	N	160	271	264	272	271	269											
Tl	Correlación de Pearson	-.046	-.079	.250	.407	.386	.273	.074										
	Sig. (bilateral)	.482	.136	.000	.000	.000	.000	.230										
	N	241	362	355	362	363	359	264										
Se	Correlación de Pearson	.076	.145	.160	-.022	.408	.270	.106	-.042									
	Sig. (bilateral)	.356	.027	.015	.738	.000	.000	.118	.525									
	N	150	235	230	236	236	235	217	228									
Bi	Correlación de Pearson	.184	.162	.334	.159	.463	.222	.205	.130	.430								
	Sig. (bilateral)	.007	.006	.000	.007	.000	.000	.003	.028	.000								
	N	215	288	287	289	289	285	212	285	197								
In	Correlación de Pearson	.134	.122	.664	.664	.529	.419	.166	.352	.151	.303							
	Sig. (bilateral)	.162	.100	.000	.000	.000	.000	.032	.000	.075	.001							
	N	110	182	173	182	181	182	166	173	141	123							
Ni	Correlación de Pearson	-.042	-.069	.033	.028	-.132	-.020	.082	.189	-.284	-.013	-.174						
	Sig. (bilateral)	.530	.232	.572	.634	.022	.738	.244	.001	.000	.832	.059						
	N	223	299	298	299	300	296	203	298	179	253	119						
Zn	Correlación de Pearson	-.081	-.063	.445	.651	.187	.224	.176	.376	-.217	-.050	.459	.231					
	Sig. (bilateral)	.212	.237	.000	.000	.000	.000	.004	.000	.001	.405	.000	.000					
	N	240	357	354	357	357	354	260	353	225	283	168	295					
Cd	Correlación de Pearson	-.264	-.120	.192	.350	.075	.043	.030	.098	-.151	-.012	.175	.206	.352				
	Sig. (bilateral)	.002	.076	.005	.000	.269	.524	.686	.154	.061	.885	.021	.009	.000				
	N	137	219	210	219	218	218	185	213	156	159	174	161	208				
Mo	Correlación de Pearson	-.131	.050	.158	.116	.198	.142	.032	.161	.113	.272	-.005	.420	.053	.051			
	Sig. (bilateral)	.047	.370	.005	.037	.000	.011	.633	.004	.112	.000	.949	.000	.348	.492			
	N	230	321	318	321	322	321	224	316	200	263	151	274	311	185			
Pt	Correlación de Pearson	-.024	.005	-.047	-.042	-.037	.049	.008	-.017	.001	.066	-.229	.077	-.033	-.155	.191		
	Sig. (bilateral)	.825	.952	.552	.584	.633	.518	.928	.830	.990	.486	.016	.411	.683	.086	.023		
	N	91	173	165	174	173	173	141	166	119	113	111	117	160	124	142		
Th	Correlación de Pearson	.110	-.075	.038	.175	.041	.152	.015	.247	-.193	-.178	.391	-.023	.173	.058	-.149	-.098	
	Sig. (bilateral)	.090	.150	.469	.001	.433	.004	.808	.000	.003	.003	.000	.696	.001	.398	.008	.200	
	N	239	366	358	366	366	363	271	358	234	284	181	296	353	218	317	173	
Ru	Correlación de Pearson	-.273	-.019	-.491	-.370	-.341	-.278	-.218	-.153	-.426	-.231	-.630	.289	-.375	.193	.187	.329	
	Sig. (bilateral)	.019	.848	.000	.000	.000	.004	.037	.116	.000	.049	.000	.006	.000	.059	.066	.007	.000
	N	73	108	103	108	108	108	108	92	107	80	73	95	88	102	96	97	65

Se realizó además un análisis de las correlaciones bivariadas de algunos de los elementos metálicos más interesantes que presentaban distribuciones de tendencia lognormal, transformándolos previamente mediante logaritmos. En la tabla 7.13 se muestran los coeficientes de correlación de Pearson así calculados (nótese que lógicamente el número de muestras es ahora menor). El Au presenta ahora el coeficiente de correlación mayor con la Ag, seguido del Bi (los dos significativos al 1%) y del Sb, Cu, In y As. El Pb, Zn y Ni presentan coeficientes ligeramente negativos, siendo los coeficientes con el Cd y el Ru los más bajos. El resto de elementos de interés metalogénico (Cu, As, Sb, Pb, Zn, Sn) presentan entre sí correlaciones positivas bastantes altas.

También se realizaron análisis utilizando diversos subconjuntos de muestras. Así, la correlación (Spearman) del Au con otros elementos trazadores para la población de muestras entre 100-500 ppb en Au presenta un valor negativo en el caso del Pb y valores positivos con el resto, con coeficientes mayores para el As, Sn, Cu y Sb, y un coeficiente próximo a cero para la Ag. Si además se elimina la muestra número 62 que presenta valores extremos para el As, Sb y el Sn y valores altos para el resto de elementos de interés, la correlación del Au con el Pb, Ag, Zn, Mo, Ni y Tl es ligeramente negativa (Ta, W fuertemente negativa), mientras que es fuertemente positiva con el As, Sn, Cu, Sb, Se, Bi (Sr). La Ag presenta correlaciones bajas y negativas con todos los elementos de interés salvo con el Cd, Ta, W, Zn y Sb que presenta correlaciones positivas pero bajas. El As presenta correlaciones fuertemente positivas con el Sb, Bi, aparte del Au. Por tanto, es posible deducir que los valores altos de Au están asociados a valores relativamente altos de As, Sn, Cu y Sb, por lo que a la luz de estos resultados son principalmente estos elementos los que potencialmente presentan mayor interés como elementos trazadores o elementos guía para depósitos epitermales de Au en el área de estudio.

Por otra parte, las correlaciones entre variables geoquímicas utilizando muestras situadas en los tres sectores mencionados en secciones anteriores indican que lo comentado arriba se mantiene básicamente para el sector de Rodalquilar (tabla 7.14) (mostrando indudablemente también la influencia del mayor número de muestras en este sector), mientras que para el sector en torno a la caldera de Los Frailes (tabla 7.15), el Au está negativamente correlacionado con el Cu, Ni y Sn, y positivamente con el Mg. Para el sector del campo de domos de Cabo de Gata (tabla 7.16), el Au presenta correlaciones positivas con el Na, Ca, Sb, Bi y Ni (también LOI), y negativas con K, Mn, Mg, Fe, Cu, Pb, Zn, Sn, Cu y As. Los niveles de significación obtenidos para estos dos últimos sectores indican que estos resultados deben tomarse con gran reserva, aunque éstos sí parecen sugerir que las relaciones entre el Au y el resto de

Capítulo 7

elementos no son exactamente las mismas para los tres sectores considerados (datos de la campaña de 1995).

Tabla 7.14. Coeficientes de correlación no paramétrica de Spearman del Au con algunos de los elementos muestreados para el sector de Rodalquilar. N=267 (Campaña geoquímica 1995).

Au	Bi	Ni	Cu	In	Se	Cd	As	Pb	Sb	K2O	Ag	Zn	Sn	MgO	CaO
Rho	.336	.297	.291	.270	.237	.191	.187	.165	.145	.136	.139	.132	.129	-.148	-.143
Sign.	.000	.000	.000	.000	.000	.002	.002	.007	.018	.026	.023	.031	.036	.016	.019

Tabla 7.15. Coeficientes de correlación no paramétrica de Spearman del Au con algunos de los elementos muestreados para el sector de los Frailes. N=41 (Campaña geoquímica 1995).

Au	Th	Se	As	MnO	Cd	K2O	Bi	Sb	Pb	Zn	MgO	Ni	Cu	CaO	Sn	Ag
Rho	.334	.250	.215	.158	.148	.140	.094	.087	.064	.031	.019	-.089	-0.61	-.032	-.011	-.001
Sign.	.033	.114	.177	.324	.355	.383	.560	.589	.692	.850	.904	.582	.706	.845	.943	.996

Tabla 7.16. Coeficientes de correlación no paramétrica de Spearman del Au con algunos de los elementos muestreados para el sector del campo de domos de Cabo de Gata. N=58 (Campaña geoquímica 1995).

Au	Na2O	Bi	CaO	Th	Sb	Ni	MnO	K2O	Fe2O3	Pb	MgO	Zn	Cd	Sn	Cu	As
Rho	.229	.220	.208	.166	.054	.049	-.295	-.260	-.240	-.229	-.211	-.198	-.198	-.046	-.032	-.010
Sign.	.084	.096	.117	.213	.688	.717	.024	.049	.070	.084	.113	.137	.136	.732	.812	.941

Los distintos diagramas de dispersión que se elaboraron indican a su vez que las

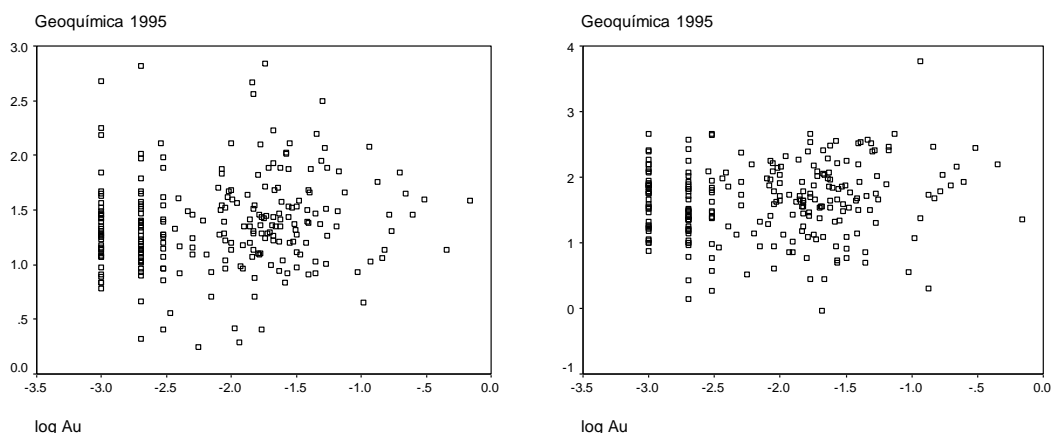


Figura 7.39. Diagramas de dispersión del Au frente al Cu y el As (transformados logarímicamente). Campaña geoquímica de 1995.

relaciones entre los distintos elementos minoritarios, como es habitual, no responden a ningún modelo sencillo. Esto no hace sino confirmar que los resultados de las correlaciones bivariadas hay que tomarlos como una primera aproximación cualitativa. En la figura 7.39 se muestran como ejemplos típicos los diagramas de dispersión del Au frente al Cu y As (todos transformados logarítmicamente). También se analizaron gráficos de dispersión derivados de distintos subconjuntos de muestras, como se ha indicado anteriormente, aunque no aportaron información adicional relevante. En el caso de los elementos mayoritarios, los gráficos ternarios ayudaron además a caracterizar las muestras potencialmente alteradas (figura 7.40).

El paso siguiente en el análisis multivariante de los datos geoquímicos fue la realización de un análisis *cluster* o de formación de grupos. Bajo el nombre de análisis *cluster* se incluyen una serie de técnicas cuyo objetivo fundamental es la búsqueda de grupos similares de individuos o de variables que se van agrupando (véase Davis, 1986; Swan y Sandilands, 1995). Esto permitirá agrupar las distintas variables (elementos) analizadas, lo que puede posibilitar una más sencilla interpretación de las relaciones entre las mismas. El resultado usualmente más utilizado de esta técnica es un diagrama de árbol, denominado dendrograma, en el cual los extremos de las ramas

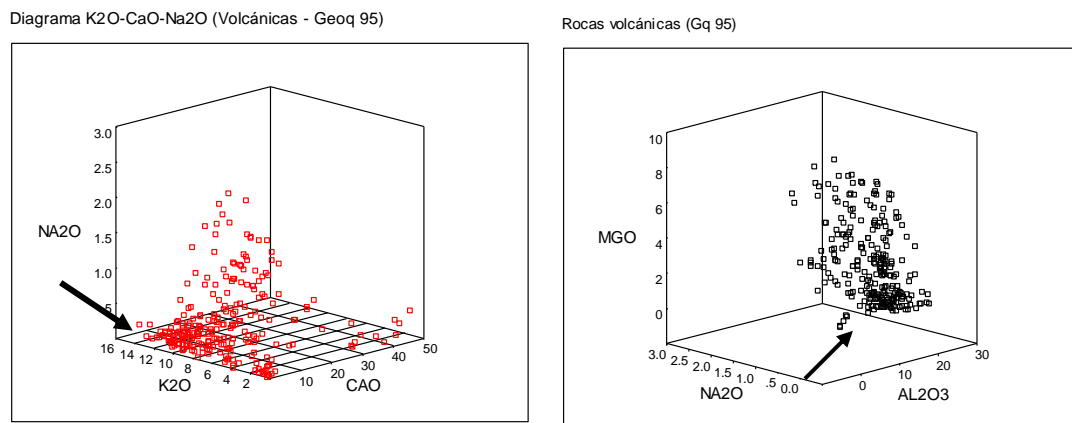


Figura 7.40. Diagramas de dispersión ternarios para algunos de los óxidos mayoritarios de las muestras sobre rocas volcánicas (Campaña geoquímica de 1995). Las flechas indican posibles agrupaciones de muestras potencialmente alteradas detectadas anteriormente.

representan las diferentes variables y la distancia de unión entre las mismas es función del grado de similitud (parecido) entre las variables y entre las variables y un grupo preexistente. Para este análisis se empleó el método de vinculación inter-grupos (distancia euclídea al cuadrado y medidas estandarizadas) disponible en el paquete estadístico SPSS, con agrupamiento por elementos. El dendrograma obtenido usando

Capítulo 7

todos los elementos analizados para los datos de la campaña de 1995, exceptuando las tierras raras, se muestra en la figura 7.41. Se observan varios grupos entre los que destacan: {Au-Ta-Ag-Ir}, {Sn-As-Sb}, {Pb-Zn-In}-{Cu-Bi}, {SiO₂-Al₂O₃-Ti-K}, {Cr-Ni-Mo} y la asociación del Ca con el LOI.

Se realizaron distintas pruebas usando distintos conjuntos de variables (elementos) y usando muestras por encima de determinados umbrales. Así, el dendrograma obtenido para un subconjunto de 21 elementos minoritarios seleccionados en función de su interés según el modelo de depósito y los resultados de los análisis anteriormente realizados, muestra claramente las asociaciones {As-Sn-Sb}, {Cr-Ni-Mo}, y en menor medida {Pb-Zn-In}, y {Cu-Bi}. Se calculó también un dendrograma para los elementos mayoritarios, en donde sólo cabe destacar la asociación del LOI con el Ca. El ensayo que se realizó con las 141 muestras con concentración de Au superior a 5 ppb presenta básicamente las mismas asociaciones que el ensayo con todos los datos, con la excepción del Au, que aparece asociado al Fe, y la Ag que se asocia al S y Se.

Los análisis realizados para los datos según sectores (46 variables) indicaron que el Au se asocia con el Sn, La, Ta, Ir y Ag en el sector del campo de domos de Cabo de Gata. También aparece claramente el grupo {Pb-Cu-Zn}, así como otros grupos tales como {As-S-Se-Bi-Tl-Rb-Fe}, {Ca-LOI} y {Si-Al-K-Ti}. En el sector de los Frailes, el dendrograma indica que el Au estaría asociado al Zn, Ta, V, Ag, y W. Aparecen además grupos como {As-Tl-Pb-Bi} y {Cu-Ni-Mo-Cr}. En el sector de Rodalquilar, el dato más significativo es que el Au parece asociarse con el Fe, y en menor medida con el Se y S. Aparecen además los grupos ya comentados cuando se usaron todos los datos, tales como {Pb-In-Zn-Ag}-{Cu-Bi}. Los principales resultados del análisis *cluster* pueden resumirse finalmente en que el Au parece estar asociado a elementos como la Ag y Sn, y en el sector de Rodalquilar, especialmente al Fe y S. Aunque en el trabajo no se profundizó en la identificación de paragénesis minerales, esto podría indicar la influencia de la piritita y minerales derivados en este último sector.

El análisis *cluster* se aplicó también de forma independiente a los datos de la campaña de 1989 en el sector GQ-3. El dendrograma resultante (figura 7.42) indica la presencia de varias agrupaciones de elementos interesantes entre las que cabe destacar las formadas por {Mg-Li-Mn-Zn}-{Fe-Cd-V-Be}, {K-Al}, {Na-Ti-Ag} y {Pb-Cu-As}. En este caso, los elementos de filiación metalogenética de mayor interés prospectivo que se analizaron se agrupan en el último grupo citado. Esto está de acuerdo con el modelo de depósito descrito para el distrito y apunta al As (y posiblemente a los elementos asociados Sn y Sb) como uno de los elementos trazadores de mayor atractivo para todo el área de estudio.

Otro de los métodos utilizados fue el análisis de componentes principales (ACP), probablemente una de las técnicas más empleadas en el análisis multivariante por su notable utilidad (que aumenta con el número de variables a tratar). Este método, que tiene como objetivo revelar la existencia de posibles estructuras (simples) subyacentes en los datos, ya fue someramente descrito en la sección 4.4.7, donde se aplicó a bandas de imágenes Landsat (para una discusión detallada véase Davis, 1986; Bosque Sendra y Moreno Jiménez, 1994;). En este caso, la técnica se aplica como una

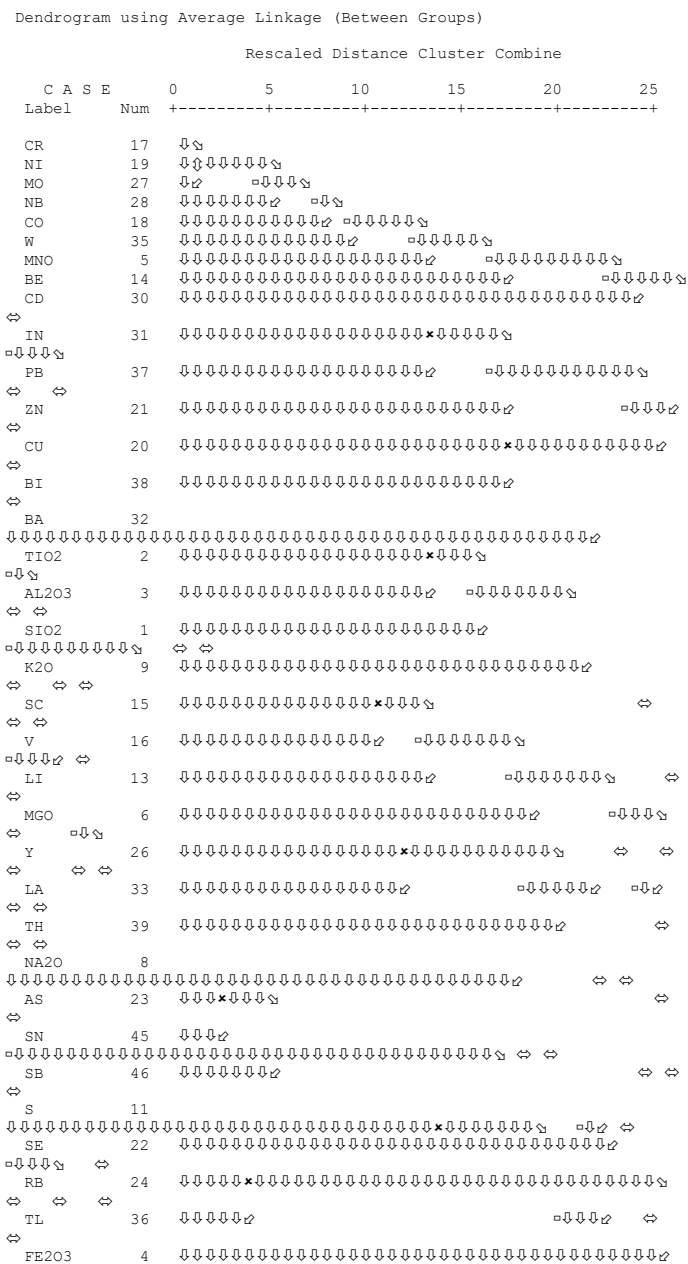


Figura 7.41. Dendrograma obtenido mediante el método de vinculación inter-grupos para 45 elementos y LOI. Campaña geoquímica de 1995.

Capítulo 7

herramienta exploratoria orientada a la búsqueda de relaciones entre elementos geoquímicos y como una técnica de reducción de datos (Jiménez Espinosa, 1993; Jiménez Espinosa et al., 1993; Jiménez Espinosa y Chica-Olmo, 1999), que permite encontrar la combinación lineal más eficiente de los mismos (eficiencia en el sentido de mayor varianza total) y finalmente agrupar las variables más afines en menor número de variables no interrelacionadas (componentes principales).

Se aplicó en primera instancia el ACP a un conjunto de 45 elementos geoquímicos y LOI de la campaña de 1995 (todas las variables excepto la mayor parte de las tierras raras) usando rotación Varimax y extrayendo solamente los componentes generados con eigenvalores superiores al eigenvalor medio. Se obtuvieron así 5 componentes que en conjunto explican un 97.47% de la varianza total. En la tabla 7.17 se muestran los pesos de las distintas variables en cada uno de los factores obtenidos. Frecuentemente los resultados del ACP se presentan como gráficos de distribución de las variables en cada componente para poder apreciar así posibles relaciones (agrupaciones) entre variables. La figura 7.43 muestra distintos gráficos de los componentes principales (espacio rotado con Varimax Kaiser) obtenidos de la aplicación del método al conjunto de 46 variables (aparecen básicamente las mismas agrupaciones en el ACP sin rotar). El diagrama binario con los pesos de las distintas variables respecto a los dos primeros componentes principales después de la rotación Varimax (figura 7.43a) indica claramente varios agrupamientos de variables:

- a. As-Sn-Sb.
- b. Un gran grupo donde se pueden diferenciar a la vez:
 - i. Au-Bi-Se-S-Rb-Ag.
 - ii. Al-Ti-Th-P-Pt-Ir-Na-Mg-K-Sr.
 - iii. Ca-LOI-Sc-In-U-Ba-Ru-Li.
- c. Pb-Cu-Zn-Cd-Be-Fe-Mn.
- d. Cr-Mo-Ni-Co-W-Nb.

El gráfico del componente 1 frente al componente 3 (figura 7.43b) muestra claramente también la agrupación Pb-Cu-Zn-(In), así como el grupo formado por Fe-Sb-Cd-V. Aparece al igual que antes un gran grupo donde se sitúan subgrupos como Au-Sn-Bi-Rb-As-Al-(Si-K), Sr-Mg-Na y Ru-Ca-LOI. La agrupación del Cr sigue siendo

claramente visible. El gráfico del componente 2 frente al componente 3 (figura 7.43c) destaca las agrupaciones As-Sn-Sb y Pb-Zn-Cu. El gráfico del componente 4 y del componente 5, frente al componente 1 (no se muestran), indican la influencia del Ba y Zn respectivamente. El gráfico ternario con las tres primeras componentes principales (figura 7.43d) proporciona una visión global simplificada de las agrupaciones existentes. Así, se aprecian básicamente seis grandes grupos. El más numeroso de ellos contiene fundamentalmente elementos metálicos de interés (19) como son Au, As, Cu, Ag, Pb, Sn, Sb, Zn, S, In, Ba, Mn, Se, Cd, Rb, Bi y Tl, con el Fe y el Pt algo

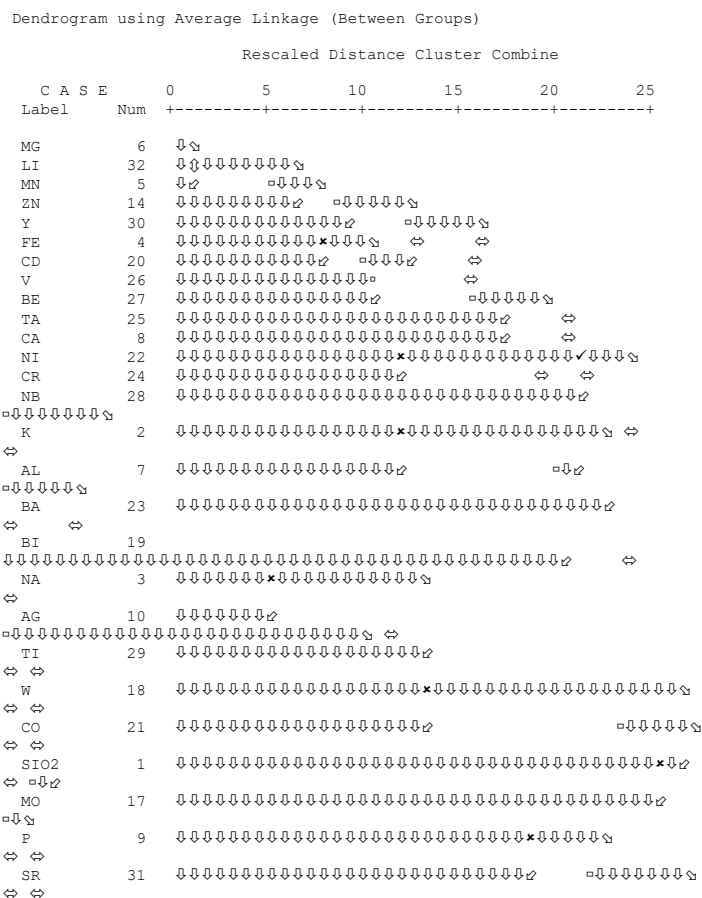


Figura 7.42. Dendrograma obtenido mediante el método de vinculación inter-grupos para los 32 elementos disponibles de la campaña geoquímica de 1989 en el sector GQ-3.

separados. Otro grupo de elementos metálicos sería el del Ni, Cr, Mo, W y Nb, muy claramente diferenciado. El Ca, Ru y la variable LOI forman también un grupo claramente diferenciado del resto. Los óxidos mayoritarios aparecen fundamentalmente en dos grupos, formado uno de ellos por Al, K y Ti, mientras que el

Capítulo 7

segundo estaría compuesto por Na, P y Th. El Si y el Mg parecen no estar incluido en ninguno de estos grupos y aparecen aislados del resto.

Tabla 7.17. Matriz de componentes principales (reescalados) rotados (Normalización Varimax con Kaiser). Se usan 45 elementos y LOI de la campaña geoquímica de 1995.

Campaña 95											
Elemento	CP					Elemento	CP				
	1	2	3	4	5		1	2	3	4	5
Cr	.981	.008	-.160	.030	-.101	Zn	.443	.046	.690	.008	.570
Ni	.981	.005	-.160	.028	-.100	In	.071	-.056	.578	-.051	-.161
Mo	.965	.021	-.153	.019	-.117	Cu	.367	.037	.413	-.037	-.167
Nb	.822	-.031	-.178	.057	-.065	K2O	-.009	-.024	.294	.127	.134
Co	.813	-.044	-.090	.029	.063	LOI	.091	-.065	-.228	-.003	-.045
W	.812	.016	.009	.016	.052	SiO2	-.100	.100	.214	-.010	-.019
MnO	.637	-.050	.061	.000	.112	CaO	.073	-.081	-.189	-.034	-.040
Be	.506	-.034	.054	.090	.113	Ag	.017	.020	.166	.046	-.016
Cd	.309	-.024	.090	-.025	.037	Ru	.046	-.061	-.154	-.039	-.026
V	.263	-.002	.153	.044	.177	Na2O	-.052	-.064	-.150	-.055	.084
Fe2O3	.225	.074	.061	.032	-.001	P2O5	-.025	.004	.139	.023	-.004
Y1	.193	-.077	-.054	.016	.158	Sr	-.010	-.022	-.102	.018	-.034
Al2O3	-.102	-.015	.009	.037	.066	Ba	.065	-.037	.059	.992	-.085
As	-.007	.970	.118	.040	-.207	U	.083	-.046	.063	.101	.056
Sn	-.026	.905	.063	-.016	-.149	TiO2	-.087	.004	.075	.089	.089
Sb	.210	.830	.099	.021	-.190	Pt	-.010	-.017	-.014	-.026	-.015
Bi	-.018	.174	.075	-.012	-.100	Sc	.062	-.026	.143	.095	.245
Au	.002	.136	.049	-.012	.124	MgO	-.033	-.119	-.114	-.051	.210
Tl	.111	.124	.040	.013	.013	Li	.034	-.068	-.062	-.074	.201
S	-.039	.121	-.037	-.013	-.113	La	.124	-.061	.116	.043	.145
Se	-.015	.103	-.058	-.028	-.076	Ta	.005	-.009	-.042	.012	.089
Rb	-.013	.070	.031	.007	.017	Th	-.065	.000	.028	.049	.070
Pb	.373	-.134	.865	.006	-.307	Ir	-.043	-.013	.009	.015	.060

Los cinco componentes principales así creados se almacenaron como nuevas variables geoquímicas sintéticas, de forma que cada muestra de la campaña dispone de cinco variables adicionales. Las variables componentes principales fueron posteriormente interpoladas mediante el método del inverso de la distancia para generar nuevas superficies (malla 250x250m), cuya distribución espacial es comentada a continuación. Éstas fueron finalmente almacenadas en el SIG de exploración como capas raster geoquímicas suplementarias.

El componente 1, que explica un 50.6% de la varianza de los datos, se relaciona con los elementos Cr, Ni, Mo, Nb, Co, W y Mn, los cuales presentan valores o pesos positivos altos en la tabla 7.17, por lo que las zonas ricas en estos elementos presentarán valores altos (tonos/píxeles claros) en la superficie interpolada (figura 7.44a). Este componente está también relacionado, aunque en menor medida, con el Si, Al, S, K, Au, Sn, As, Bi y Sb, entre otros elementos, ya que éstos presentan pesos negativos, por lo que las zonas con alto contenido en estos elementos presentarán valores bajos en la superficie interpolada. Buena parte del resto de elementos

metálicos (Pb, Cu, Zn, Fe, etc.) presenta valores positivos medios. Este componente parece tener un componente litológico importante, con valores altos para elementos metálicos típicamente asociados a rocas básicas y valores bajos para elementos típicos de rocas ácidas. La distribución espacial del componente indica que aparece un valor

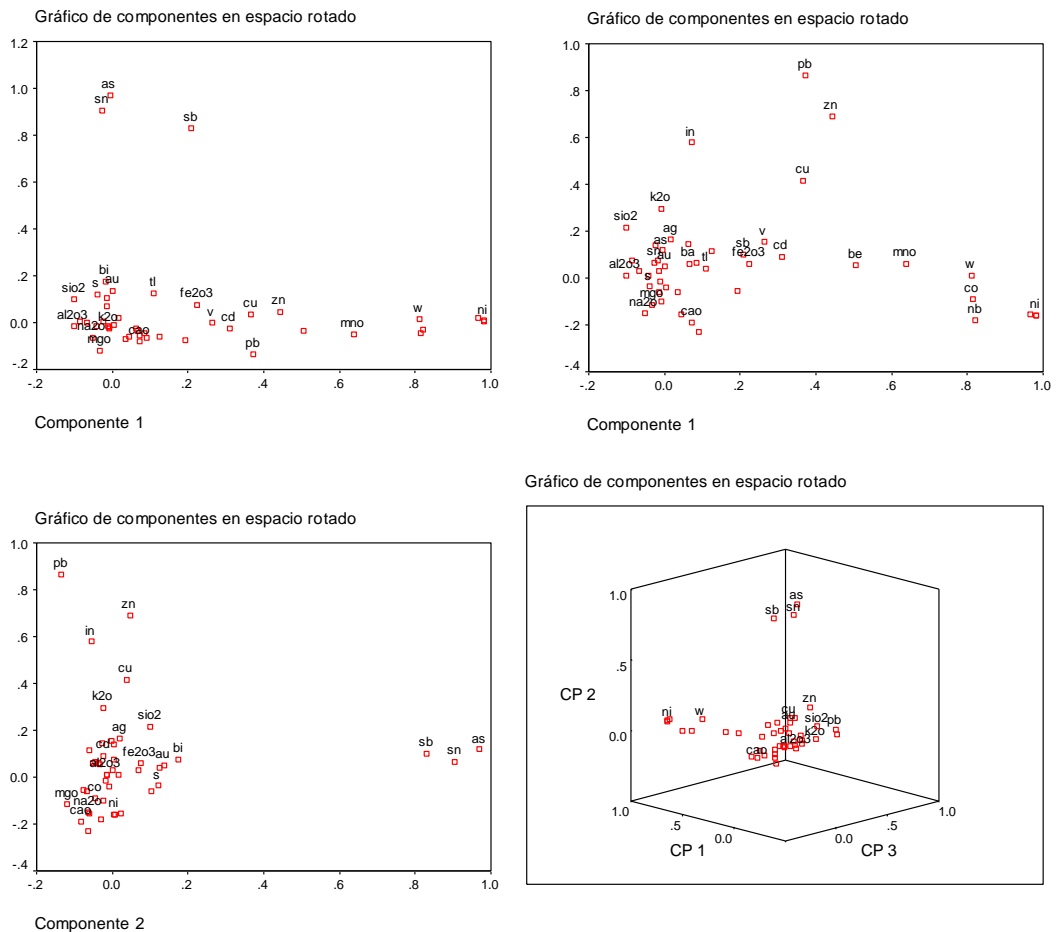


Figura 7.43. Gráficos de componentes principales para 45 elementos y LOI. Campaña geoquímica de 1995.

muy alto que condiciona fuertemente el patrón espacial en torno a la localidad de San José (figura 7.44a). Aparecen claramente cinco zonas con valores bajos dispersas por el área de estudio que corresponderían a rocas con elementos metálicos de interés prospectivo.

El componente 2 está ligado a las variables As, Sn y Sb, y explica el 24.1% de la varianza total. Se trata de un componente asociado a las mineralizaciones que tiene muy probablemente relación con el Au, dado que, tal como indica el modelo de

Capítulo 7

depósito y se ha comprobado anteriormente por distintos métodos, el Au está asociado a éstos elementos. En el mapa de isolíneas del componente (figura 7.44b) se observa que aparecen claramente seis zonas con valores altos, situándose los valores máximos en el área al oeste del Cinto, donde se dibuja una banda de dirección noreste. En la

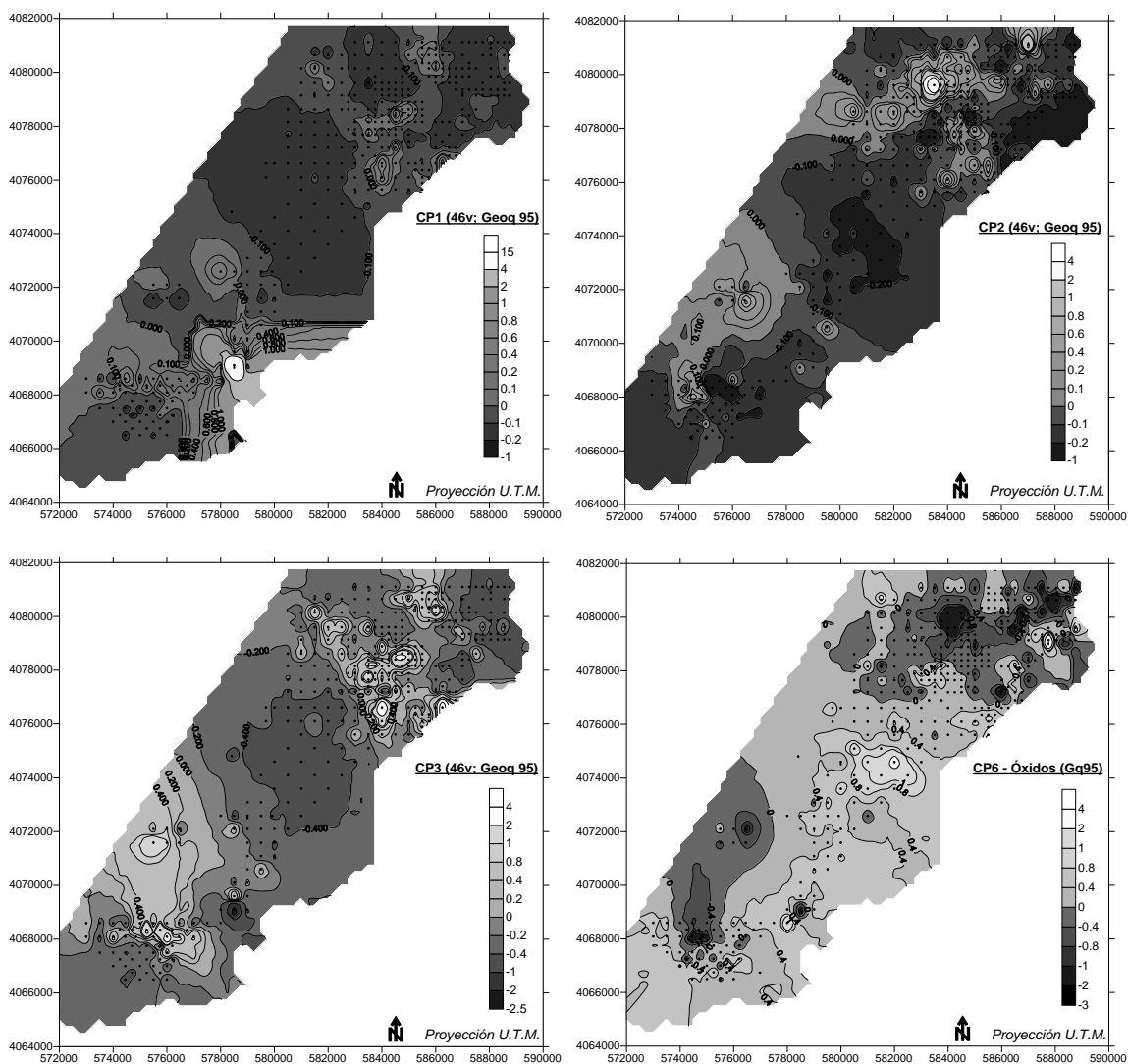


Figura 7.44. Mapas de isolíneas de componentes principales (de izquierda a derecha y de arriba a abajo): a. Componente 1 obtenido sobre 45 elementos y LOI. b. Componente 2 (45 elementos y LOI). c. Componente 3 (45 elementos y LOI). d. Componente 6 obtenido sobre óxidos mayoritarios y LOI. Campaña geoquímica de 1995.

parte central del sector del campo de domos de Cabo de Gata aparece también una zona con valores relativamente altos y por tanto potencialmente interesante desde el punto de vista prospectivo.

El componente 3, que explica el 8.6% de la varianza, se relaciona con el Pb, Zn, In y Cu, y en menor medida con el K y Si. Sería un componente de mineralización del tipo Pb-Zn-Cu, aunque también puede tener alguna relación con el Au y la Ag. Su distribución espacial presenta tres zonas principales de máximos, dos en el sector de Rodalquilar y una en la parte este del sector situado más al sur (figura 7.44c). Como se ha indicado anteriormente, los componentes 4 y 5, que explican el 7.9% y el 6.3% de la varianza total respectivamente, se relacionan casi exclusivamente con el Ba y el Zn, respectivamente, y no aportan información adicional significativa respecto a los mapas monoelementales.

Se realizaron también ensayos utilizando distintos subconjuntos de elementos. Así, el gráfico de los tres primeros componentes obtenidos del ACP aplicado sobre 14 variables geoquímicas seleccionadas (Si, Ca, K, Mg, Pb, Zn, In, Sb, As, Bi, Cu, Ag, Fe, Au) muestra la existencia de varias agrupaciones de elementos (figura 7.45a). La asociación Pb-Zn-Cu-In es ahora muy clara, y se aprecian también otras agrupaciones de elementos afines como son las de K-Si, Mg-Ca y los metales As-Sb. El Au parece asociarse en este gráfico a la Ag y Bi. También se realizó un ACP sobre el subconjunto de 19 elementos metálicos indicado anteriormente, en donde se confirman claramente las asociaciones As-Sn-Sb, Pb-Cu-Zn-(In) y un grupo con el resto de elementos.

En el ACP aplicado sólo a los óxidos mayoritarios y a la variable LOI, los tres primeros componentes explican más del 95% de la varianza total de los datos. El gráfico de componentes rotados resultante sugiere que los tres primeros componentes indican la variación composicional, aunque el segundo y el tercero pueden presentar influencia de posibles alteraciones (figura 7.45b). Al primer componente contribuyen con valores altos absolutos el Si, Al, Ca, LOI, Ti, Mg y K (tabla 7.18). Los valores positivos corresponden al Si, Al, Ti, K y Na, mientras que los negativos corresponden al Ca, LOI, Fe, Mg y S, sugiriendo que este primer componente está gobernado fundamentalmente por las variaciones de composición debidas a la petrogénesis, es decir, al proceso de fraccionamiento ígneo (relación inversa entre Si-K-Na y Fe-Mg-Ca). El componente 2 está controlado fundamentalmente por el Al, Ti y Na, que presentan valores positivos, y por el Ca y LOI, que presentan valores negativos. El mapa de isóneas de este componente (no se muestra) presenta una distribución similar a la que mostraba el índice de alteración ACNK, especialmente en el distrito de Rodalquilar, indicando la influencia del Al. El componente 3 muestra la influencia del K. Las muestras con un valor alto del componente 3 tienden a estar enriquecidas en K, mientras que cuando el K es positivo, el Na, Ca y LOI son negativos. El mapa de isóneas (no se muestra) es asimismo muy similar al del K. El factor 4 está controlado por el Fe, mientras que el factor 5 está controlado por el Mg y Na, con el S con valores

Capítulo 7

negativos. El factor 6 muestra la influencia del S, LOI, Al y Fe, que presentan valores negativos, frente a óxidos como el Mg, Ca, Mn y Na, que presentan valores positivos. Este factor está posiblemente controlado por la presencia de alteraciones hidrotermales y puede presentar cierto interés prospectivo. En la figura 7.44d se muestra el mapa de isolíneas de este componente, donde aparecen dos núcleos potenciales de alteración en la parte norte y sur del área de estudio. Dentro de ellos, así como en la zona al oeste de la población de San José, aparecen distintos mínimos de gran interés.

Tabla 7.18. Matriz de los seis primeros componentes principales rotados con varimax de los óxidos mayoritarios. Campaña geoquímica de 1995.

	Bruta						Reescalada					
	Componente						Componente					
	1	2	3	4	5	6	1	2	3	4	5	6
SiO ₂	15.065	2.512	.301	-1.432	-2.819	1.512	.961	.160	.019	-.091	-.180	.096
CaO	-8.962	-3.836	-1.433	-.265	-.408	2.565	-.879	-.376	-.141	-.026	-.040	.252
LOI	-8.151	-3.788	-1.801	-.625	1.571	-2.981	-.832	-.387	-.184	-.064	.160	-.304
Al ₂ O ₃	1.779	4.388	.143	-.300	-.082	-1.067	.365	.900	.029	-.061	-.017	-.219
TiO ₂	.085	.089	.028	.015	.003	.015	.468	.491	.154	.085	.016	.083
K ₂ O	1.143	.488	3.011	-.059	-.330	.311	.347	.148	.914	-.018	-.100	.094
MnO	-.004	-.004	.031	.025	.009	.027	-.044	-.040	.324	.264	.097	.281
Fe ₂ O ₃	-.204	.013	-.006	2.433	.145	-.427	-.082	.005	-.002	.973	.058	-.171
P ₂ O ₅	.008	-.001	.003	.010	-.003	.005	.129	-.009	.039	.152	-.052	.071
MgO	-.712	-.066	-.050	.126	2.092	.687	-.306	-.028	-.022	.054	.900	.295
Na ₂ O	.060	.128	-.121	-.030	.135	.063	.116	.247	-.233	-.059	.261	.122
S	-.114	.077	-.087	.105	-.309	-.705	-.080	.054	-.062	.074	-.218	-.498

Se aplicó igualmente el análisis de componentes principales a las muestras de la campaña geoquímica de 1989 en el sector GQ-3. Los componentes generados usando las 32 variables disponibles indican que el componente 1 muestra la variación composicional, con valores fuertemente negativos para el Si, y positivos para elementos como el Mn, Fe, Ca, Zn y Mg (figura 7.46a). En este caso, al situarse las muestras fundamentalmente sobre la misma litología, este componente podría mostrar también la influencia de alteraciones tipo silicificación. El mapa de isolíneas indica la presencia de dos zonas de mínimos, y por tanto de alto contenido en Si, en la parte noreste y en la parte central oeste (figura 7.47a). El componente 2 está fuertemente influenciado por el Pb, y en menor medida por otros elementos como el Cu, W, As y Ag, todos con pesos positivos en la matriz de componentes, por lo que se trata esencialmente de un componente de mineralización. El mapa de isolíneas indica la presencia de una banda central con valores altos, lógicamente de distribución similar al mapa monoelemental de Pb (figura 7.47b). Los componentes 3 y 4 están controlados

exclusivamente por el Ba y el P respectivamente. El componente 5 (figura 7.46b) muestra la influencia del Zn y en menor medida del Cu, por lo que puede presentar también interés metalogénético. Este componente presenta una distribución espacial caracterizada por la presencia de una zona central de valores altos (alto contenido en Zn y Cu) que se extiende al norte y el suroeste del área muestreada (figura 7.47c). Estas superficies se almacenaron también en el SIG de exploración.

Se realizaron también distintos ensayos mediante otro de los métodos multivariantes más comunes, como es el de regresión lineal múltiple. En los experimentos se utilizó el

Gráfico de componentes en espacio rotado (gq95)

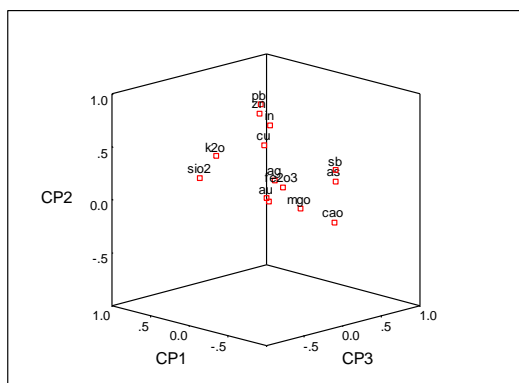


Gráfico de componentes en espacio rotado (gq95)

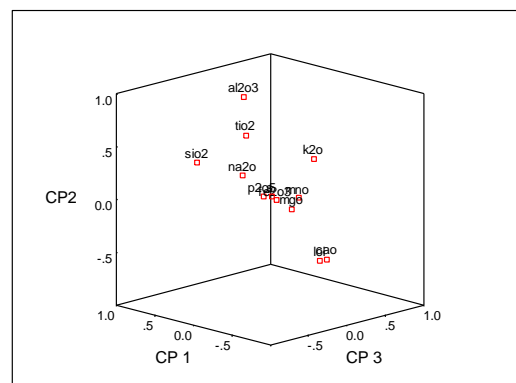


Figura 7.45. Gráficos ternarios de los tres primeros componentes principales (rotación con Varimax) calculados sobre: a. (Izquierda) 14 variables geoquímicas. b. (Derecha) Óxidos mayoritarios. Campaña geoquímica de 1995.

Au (transformado logarítmicamente) como variable dependiente y diversos conjuntos de elementos como variables explicativas. En la regresión múltiple aparecen sin embargo problemas al usar elementos transformados logarítmicamente como variables predictoras, ya que se reduce significativamente el número de muestras disponibles para el análisis (cualquier muestra con un elemento con concentración cero se ha de desechar). Éste es el caso de buena parte de los elementos metálicos minoritarios. Así, el análisis de regresión (método introducir disponible en SPSS) realizado usando la Ag, Cu, As, Sb, Pb, Sn, Se, Bi, Zn, Ni e In como variables predictoras del Au (todos transformados logarítmicamente), produjo un R^2 bastante bajo (0.167). Se ha de tener en cuenta que en el análisis sólo se utilizaron 68 muestras, por lo que la validez del análisis es muy relativa. No obstante, los coeficientes de correlación parcial obtenidos indican la existencia de una relación positiva del Au con As, In, Zn, Ni y Sn, en ese orden de intensidad, y una relación negativa con el resto, especialmente con el Cu, Pb

Capítulo 7

y Sb. El análisis de regresión usando el método por pasos (*stepwise*) produjo resultados similares ($R^2=0.146$), con el In, As y Ni como variables con relación positiva en el modelo, y Cu, Pb y Sb con relación negativa (el resto de variables fueron excluidas). Por otra parte, el análisis de regresión usando los elementos mayoritarios como variables predictoras del Au (transformado logarítmicamente) produjo como era de esperar un R^2 aún más bajo (0.12, $N=243$). Los coeficientes de regresión parcial indican la existencia de una relación positiva con el S y Mg, mientras que es negativa con el resto, especialmente con Na, Ti, LOI y K. El método por pasos produjo también resultados similares ($R^2=0.118$), con el S ahora como único elemento positivamente relacionado con el Au en el modelo, y con Si, Al, Fe, Mg y Ca como variables excluidas del modelo.

A la luz de los resultados obtenidos con el análisis de regresión, es evidente que esta aproximación, aunque puede aportar información interesante sobre las relaciones del Au con otras variables, presenta importantes limitaciones y dificultades cuando se trata de realizar un modelo explicativo sobre el Au, dada la alta variabilidad (estadística y espacial) que suele presentar este tipo de elementos, tal como ocurre en el área de estudio aquí analizada. Esta circunstancia dificulta además cualquier intento de utilizar la concentración de Au como predictor de la presencia de depósitos minerales, de

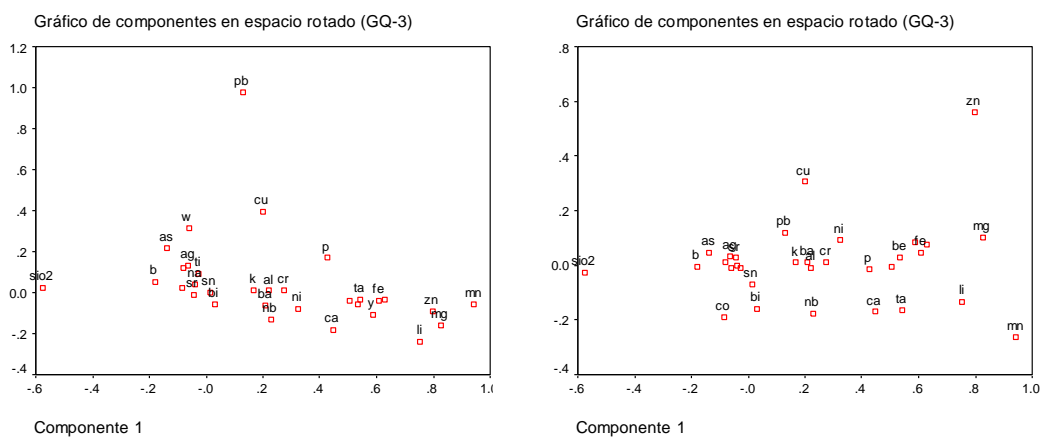


Figura 7.46. Gráficos de componentes principales para 32 elementos. Sector GQ-3 de la campaña geoquímica de 1989.

modo que esta tarea suele realizarse utilizando los indicios mineros conocidos como variable dependiente, aspecto al que están dedicados los dos capítulos siguientes de la memoria.

7.3.2 Datos geofísicos

El análisis estadístico de los datos geofísicos se limitó a comprobar la correlación existente entre los datos de anomalías gravimétricas y magnéticas. Así, la correlación entre la anomalía gravimétrica residual y la anomalía magnética residual calculada sobre los 330 puntos de medida presenta un valor de 0.119 para el coeficiente de Pearson, y un valor de 0.213 para el coeficiente Rho de Spearman. Es necesario recordar que estos valores han de ser considerados como orientativos debido a la violación de los supuestos del método (en este caso especialmente la independencia de

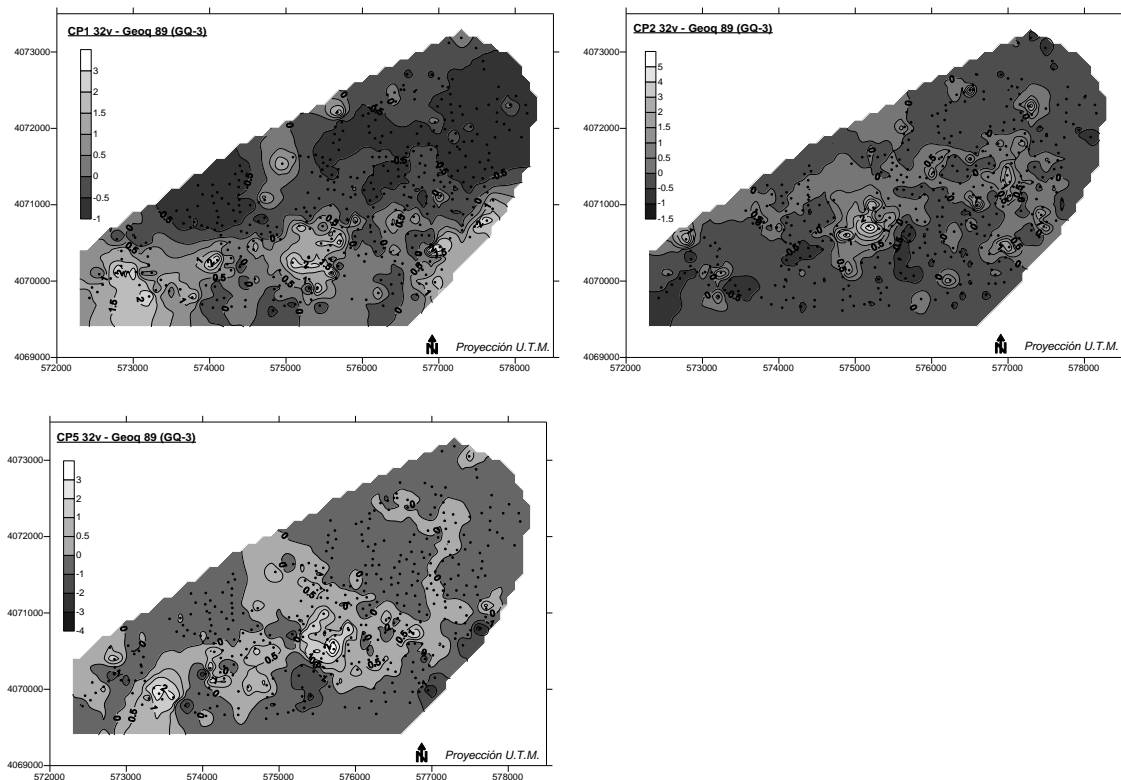


Figura 7.47. Mapas de isolíneas de los componentes principales obtenidos sobre 32 elementos. Sector GQ-3 de la campaña geoquímica de 1989.

las observaciones). En la figura 7.48 se muestra el gráfico de dispersión de ambas variables donde se observa una nube de puntos con una gran dispersión para distintos

Capítulo 7

valores de anomalía gravimétrica residual, así como la presencia de algunos valores extremos de la anomalía gravimétrica.

7.3.3 Asociación entre variables “geognósticas”

Al inicio del capítulo se discutieron algunas de las limitaciones que impone la naturaleza de los datos espaciales a la hora de aplicar las técnicas de análisis estadístico. En el caso de la asociación entre dos mapas, aunque ésta puede ser

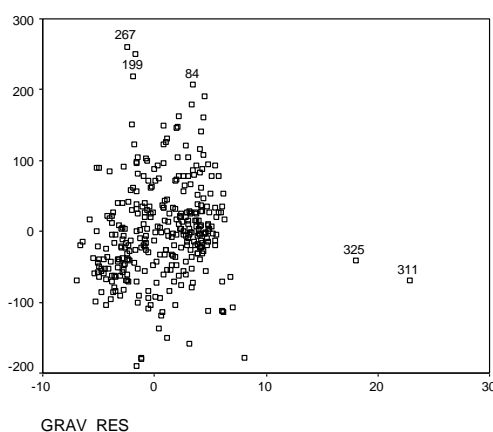


Figura 7.48. Diagrama de dispersión binario de la gravimetría residual y la magnetometría residual.

medida y descrita cuantitativamente, la significación de un valor de correlación concreto en un sentido probabilístico es mucho más difícil de evaluar con datos espaciales que con datos no espaciales (Bonham-Carter, 1994). Como se indicó anteriormente, esto es debido a que los datos espaciales normalmente no satisfacen los supuestos de los modelos estadísticos clásicos, en particular en lo que se refiere a la independencia de las muestras (Haining, 1990; Openshaw, 1991; Cressie, 1993; Bosque Sendra y Moreno Jiménez, 1994; Bailey y Gattrell, 1995). En la comprobación de hipótesis en estadística clásica, uno de los supuestos básicos es que se usa una muestra aleatoria independiente, y que las muestras son independientes e idénticamente distribuidas. Sin embargo, cuando se comparan dos mapas en una serie de puntos seleccionados aleatoriamente, si la distancia media entre los puntos es grande, entonces la asunción de la independencia entre muestras puede ser razonable,

pero al aumentar el número de puntos aleatorios y disminuir la separación entre ellos, las muestras no son estadísticamente independientes (Bonham-Carter, 1994).

Debe insistirse en que, en consecuencia, las medidas de correlación entre mapas son generalmente útiles solamente en un sentido descriptivo, y los tests de significación estadística sobre hipótesis nulas son erróneos porque las estimaciones de la varianza de los estadísticos de correlación son demasiado pequeñas (Haining, 1990; Openshaw, 1991). Bonham-Carter (1994) propone abandonar el término significativa, cargado de connotaciones probabilísticas, y utilizar los términos (más seguros) de correlaciones inusuales o interesantes, palabras que destacan la asociación entre mapas pero que no implican que una hipótesis nula de correlación cero pueda ser rechazada a cierto nivel de probabilidad. Por tanto, las medidas de correlación intermapa son útiles para explorar relaciones más que para confirmarlas (Haining, 1990; Openshaw, 1991).

Esta sección está dedicada fundamentalmente al análisis exploratorio de la asociación o relación entre pares de mapas, mientras que el tema de las relaciones multivariantes entre mapas (múltiples mapas), que entraría dentro del campo de la modelización espacial, es tratado en los dos capítulos siguientes. En buena parte de los casos, se hace un uso extensivo de las funciones proporcionadas por el SIG. A continuación se presentan los métodos y resultados de los análisis de asociación entre distintos mapas, comenzando por una aproximación visual mediante la elaboración de composiciones de color, hasta llegar a métodos cuantitativos de análisis de correlación. Éstos últimos se aplicaron en unos casos usando los puntos de medida donde se disponía de observaciones (datos geoquímicos y geofísicos) y en otros utilizando las celdas de las superficies interpoladas. Estos resultados serán además de gran utilidad para evaluar la posible existencia de multicolinealidad en los modelos empleados en la modelización espacial (Capítulo 8).

7.3.3.1 Análisis preliminar: composiciones de color

Una primera aproximación a la evaluación de las asociaciones entre mapas es la construcción de mapas de color sintéticos mediante la utilización de composiciones RGB (rojo, verde, azul) o IHS (intensidad, tono, saturación). Esta es una función de fácil aplicación que incorporan casi todos los programas SIG con capacidad de manipular datos raster. En la figura 7.49 se muestran las composiciones de color RGB correspondientes a los elementos metálicos de mayor interés. En la composición

Capítulo 7

generada con las superficies interpoladas del Au, As y Sb (figura 7.49a) se distingue principalmente una zona en tonos claros (blanco), indicando que los tres elementos presentan valores altos, que coincide con el Cerro del Cinto y el área situada justo al oeste del mismo. Al norte de esta zona tanto el Au como el As presentan valores altos (tonos amarillos), mientras que al oeste sólo aparecen valores relativamente altos de As y Sb (tonos cian), que pasan a tonos verdes en la zona de Mina María Josefa. Aparece también una celda aislada con tonos blancos potencialmente interesante al sur del área de los Tollos. Justo al sureste del Cinto se distingue una zona en tonos rojos, indicando valores altos de Au, en donde se encuentran varias antiguas explotaciones (por ejemplo, Consulta). En la zona sur del área de estudio dominan los tonos verdes en la parte central y superior, mientras que en la zona cercana a la localidad de San José dominan los tonos azules, indicando valores altos de Sb, con algunas zonas

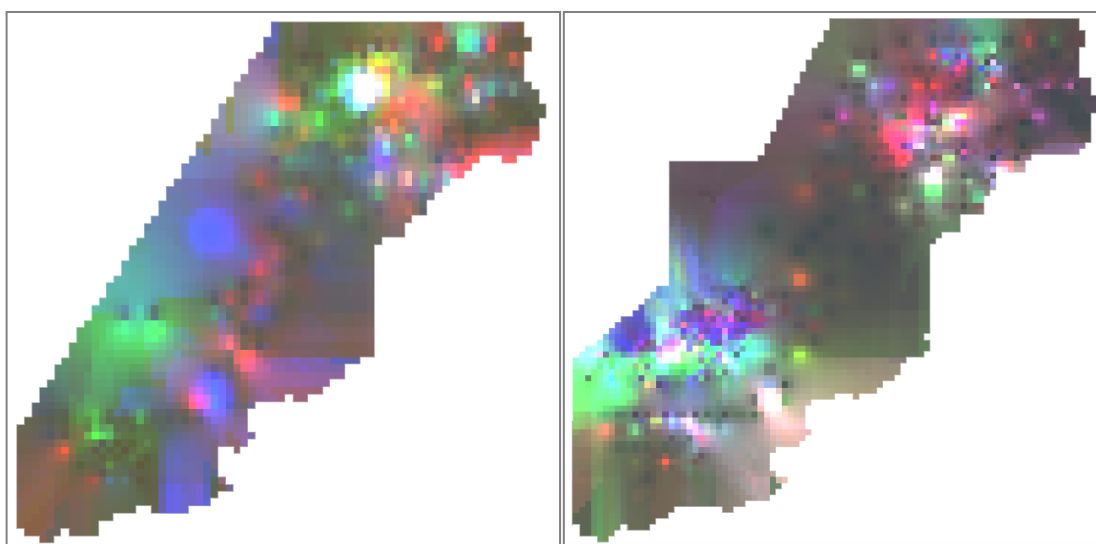


Figura 7.49. Composiciones de color RGB de los metales de interés: a. (Izquierda) Au en rojo, As en verde y Sb en azul (Campaña geoquímica de 1995). b. (derecha) Cu en rojo, Zn en verde y Pb en azul (Campañas geoquímicas de 1995 y 1989). Áreas coincidentes con la figuras ya mostradas.

puntuales con tonos rojos.

La composición generada con las superficies interpoladas del Cu, Zn y Pb (RGB) (figura 7.49b) presenta una distribución en la que las zonas con valores altos para los tres elementos se sitúan al sur del Cinto, mientras que en este sector y al sur del mismo aparecen tonos rojos indicando valores altos de Cu (también magenta, Pb). En el distrito de San José aparecen tres zonas claramente diferenciadas, una al norte con

tonos azules indicando altas concentraciones de Pb, una banda central de tonos verdes donde existen altas concentraciones (relativas) de Zn, y una al sur más irregular. En la banda central y en la zona sur aparecen tres zonas con valores claros muy interesante, una de ellas al norte de la localidad de San José. La composición de color correspondiente a los tres primeros componentes principales de los datos geoquímicos (46 variables) en RGB (el CP1 ha sido invertido para resaltar zonas ricas en Si) permite sintetizar buena parte de la información proporcionada por las composiciones analizadas. En la misma (figura 7.50) es posible apreciar con claridad las distintas zonas potencialmente interesantes mediante diferentes colores indicando el estilo dominante de mineralización. En el distrito de Rodalquilar aparece una alineación

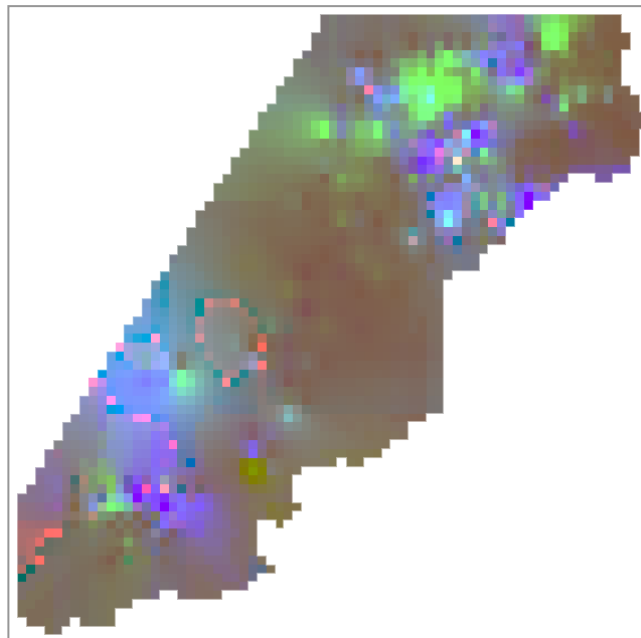


Figura 7.50. Composición de color de los tres primeros componentes principales calculados sobre 46 variables geoquímicas (campaña geoquímica de 1995). CP1 en rojo, CP2 en verde y CP3 en azul. Área coincidente con la figuras mostradas en secciones anteriores.

(dirección noreste) compuesta de tres zonas en tonos verdes indicando valores altos de la asociación As-Sn-Sb (componente 2). La zona central, de mayor tamaño, se sitúa en el área del Cinto. Justo entre estas tres zonas aparecen dos áreas con tonos azules, indicando valores altos (relativos) de la asociación Pb-Cu-Zn. Justo al sur del Cinto aparece una zona alargada también con tonos azules. En el distrito de San José, los tonos azules dominan en una banda central de dirección noroeste, flanqueada por tonos verdes.

Capítulo 7

Se elaboraron igualmente composiciones de color usando los distintos índices de alteración para la caracterización de las zonas alteradas. Se utilizaron exclusivamente los datos de la campaña geoquímica de 1995, ya que los datos de la campaña de 1989 saturaban de color la zona de GQ-3 y oscurecían el resto. En estas composiciones de color (figura 7.51) se observa claramente un lineamiento en tonos amarillos, indicando valores altos en clorita y alcalinos (invertido), con orientación noreste que pasa justo por el sector del Cinto, que ya fue detectado anteriormente. Este lineamiento parece indicar la presencia de una gran estructura con dirección N45E que puede servir como discontinuidad para la circulación de los fluidos hidrotermales responsables de las

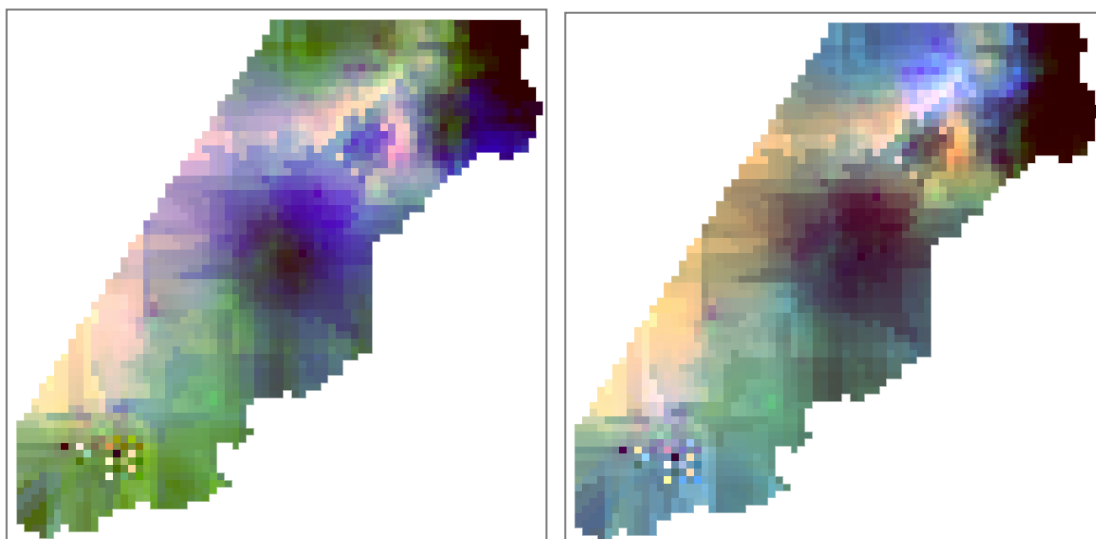


Figura 7.51. Composiciones de color RGB de los índices de alteración: a. (Izquierda) Índice de alcalinos invertido en rojo, índice de clorita en verde e índice de sericita en azul. b. (derecha) Índice de alcalinos invertido en rojo, índice de clorita en verde e índice ACNK en azul. Campaña geoquímica de 1995.

alteraciones y las mineralizaciones en el sector. Esta discontinuidad podría estar también relacionada con la gran estructura con orientación aproximadamente norte-sur que se infirió usando técnicas geofísicas. Justo al sur del Cinto aparece un núcleo circular en tonos azules en la figura 7.51a (negros en la 751b), indicando presencia de rocas con alteración sericítica, y junto a este, más al este aparece una zona alterada en tonos rojizos y rosados, en la que se sitúa la antigua explotación de las Niñas. El distrito de San José se caracteriza por presentar una distribución mucho más irregular, con distintas celdas individuales con valores altos y bajos, controladas fuertemente por muestras individuales.

7.3.3.2 Correlaciones intermapa

La correlación entre mapas, al igual que entre otro tipo de variables, puede medirse usando distintos índices estadísticos dependiendo de la escala de medida de los datos, es decir, dependiendo si el mapa representa datos de tipo razón/intervalo, ordinal, nominal, o nominal binario. Cuando los datos son de tipo intervalo o razón pueden derivarse los coeficientes de correlación habituales (Pearson, etc.), aunque siempre teniendo en cuenta si los datos adolecen de los problemas asociados a la existencia de autocorrelación espacial. Cuando los datos son de tipo ordinal es posible aplicar también estadísticos de correlación, especialmente los de orden (Spearman), o bien es posible generar tablas cruzadas indicando las áreas de las posibles combinaciones de clases de cada mapa. Estas tablas pueden ser consideradas como tablas de contingencia por lo que se pueden derivar distintos índices de asociación entre mapas basados en el estadístico chi-cuadrado (por ejemplo, el coeficiente de Cramers o el de contingencia) o en la entropía, así como índices para condiciones particulares como es el coeficiente kappa (Schowengerdt, 1983), aunque todos presentan igualmente los problemas indicados anteriormente (para una discusión detallada véase Davis, 1986; Bonham-Carter, 1994). No obstante, esta última opción es la única posible cuando se trata de analizar mapas que representan datos nominales, circunstancia muy común cuando se trabaja con mapas geológicos.

El cálculo de las correlaciones entre las variables tipo razón cuyas observaciones están disponibles en puntos de medida comunes puede ser fácilmente realizado usando las funciones básicas de un paquete estadístico. Este es el caso del conjunto de variables derivadas de los datos geoquímicos y del conjunto de variables geofísicas de campo. En las tablas 7.19 y 7.20 se muestra el coeficiente de correlación Rho de Spearman calculado entre distintas variables geoquímicas. En concreto, la correlación entre los índices de alteración derivados de los óxidos mayoritarios (tabla 7.19) indica la asociación negativa del índice ACNK con los índices de alcalinos y de sericita, y la asociación claramente positiva de este con el de clorita. El índice de alcalinos, como ya se adelantó en el análisis visual de su distribución espacial, presenta correlaciones negativas con el resto de índices de alteración, especialmente con el de clorita. La relación entre los índices de clorita y sericita es lógicamente positiva. En cuanto a la asociación entre los índices y algunos de los elementos metálicos de interés, se observa que el índice ACNK presenta correlaciones positivas interesantes con el As, Cu, Bi, In, Se y Sn, mientras que para el resto presenta coeficientes de distinto signo

Capítulo 7

próximos a cero (negativo para el Au). El índice de alcalinos presenta correlaciones negativas con todos los elementos salvo con el Au (muy bajo). Éstas son especialmente altas para el In, Zn, As, Cu y Sb. El índice de clorita presenta correlaciones positivas altas con el In, As, Pb y Cu, y ligeramente negativas con el Ni y el Au (muy bajo). El índice de sericita parece presentar una relación positiva fuerte con el Pb, As, Sb, Cu y Zn, mientras que presenta coeficientes pequeños con el resto, incluyendo el Au, con coeficiente ligeramente positivo.

Tabla 7.19. Correlación entre los índices de alteración y entre éstos y algunos de los elementos metálicos de interés transformados logarítmicamente. Se utilizan las observaciones de la campaña geoquímica de 1995.

Rho de Spearman		Alcalinos	Clorita	Sericita	log Au	log As	log Sb	log Cu	log Ag	log Pb	log Sn	log Ni	log Zn	log Bi	log In	log Se
Índice ACNK	Coeficiente de correlación	-.273	.538	-.123	-.016	.298	-.018	.206	-.070	.084	.119	-.016	.006	.430	.360	.460
	Sig. (bilateral)	.000	.000	.018	.799	.000	.724	.000	.181	.106	.050	.782	.911	.000	.000	.000
	N	372	372	372	243	371	368	363	371	371	272	300	358	289	182	236
Índice alcalinos	Coeficiente de correlación		-.829	-.686	.065	-.415	-.289	-.367	.034	-.512	-.157	.153	-.400	-.051	-.546	-.097
	Sig. (bilateral)		.000	.000	.313	.000	.000	.000	.515	.000	.009	.008	.000	.383	.000	.137
	N		372	372	243	371	368	363	371	371	272	300	358	289	182	236
Índice clorita	Coeficiente de correlación			.510	-.028	.443	.230	.399	.008	.436	.185	-.106	.285	.240	.549	.270
	Sig. (bilateral)			.000	.664	.000	.000	.000	.875	.000	.002	.067	.000	.000	.000	.000
	N			372	243	371	368	363	371	371	272	300	358	289	182	236
Índice sericita	Coeficiente de correlación				.082	.429	.400	.339	.010	.441	.115	-.173	.279	-.011	.378	.016
	Sig. (bilateral)				.201	.000	.000	.000	.848	.000	.059	.003	.000	.853	.000	.804
	N				243	371	368	363	371	371	272	300	358	289	182	236

Por otro lado, los coeficientes de correlación obtenidos entre los índices de alteración y los componentes principales derivados de los datos geoquímicos (tabla 7.20) indican que el índice ACNK se asocia positivamente a los componentes 2 y 3 (recuérdese que estos componentes están relacionados con los dos tipos de mineralización principales: CP2 con As-Sn-Sb y CP3 con Pb-Zn-In-Cu), y negativamente al resto, con el coeficiente más alto para el componente 2. El índice de alcalinos presenta coeficientes negativos con todos los componentes principales de la geoquímica, en especial con los componentes 3, 2 y 1, en ese orden. El índice de clorita presenta coeficientes positivos relativamente altos con los componentes 3, 2 y 1, también en ese orden, mientras que parece ser prácticamente independiente de los componentes 4 y 5. El índice de sericita presenta un comportamiento similar al de clorita.

Tabla 7.20. Correlaciones entre los índices de alteración y los componentes principales obtenidos sobre 45 elementos y LOI. Campaña geoquímica de 1995.

Rho de Spearman		ACNK	Alcalinos	Clorita	Sericita	CP2	CP3	CP4	CP5
CP 1	Coeficiente de correlación	-.027	-.291	.229	.194	.101	.607	-.004	.447
	Sig. (bilateral)	.609	.000	.000	.000	.051	.000	.942	.000
	N	372	372	372	372	372	372	372	372
CP 2	Coeficiente de correlación	.281	-.342	.379	.310		.322	.142	.050
	Sig. (bilateral)	.000	.000	.000	.000		.000	.006	.333
	N	372	372	372	372		372	372	372
CP 3	Coeficiente de correlación	.118	-.560	.482	.471			.195	.071
	Sig. (bilateral)	.023	.000	.000	.000			.000	.175
	N	372	372	372	372			372	372
CP 4	Coeficiente de correlación	-.183	-.138	.001	.172				.156
	Sig. (bilateral)	.000	.008	.989	.001				.003
	N	372	372	372	372				372
CP 5	Coeficiente de correlación	-.139	-.076	-.017	-.024				
	Sig. (bilateral)	.007	.144	.750	.642				
	N	372	372	372	372				

El cálculo de las correlaciones entre mapas de variables tipo razón de los que no se dispone de observaciones en puntos comunes requiere de una aproximación diferente a la anterior. Como se ha adelantado previamente, en este caso se suele proceder seleccionando de forma aleatoria un conjunto de puntos para construir el conjunto de datos sobre el que realizar los cálculos. Algunos paquetes SIG, como es el caso del paquete ArcInfo® utilizado en este trabajo, incorporan ya funciones para el cálculo de coeficientes de correlación de Pearson entre capas raster (en la documentación de este paquete no se especifica si se realiza una selección aleatoria de puntos, por lo que se asume que se usan todos los puntos o celdas de la superficie). Debido a la facilidad de aplicación se optó, no obstante, por calcular los coeficientes de correlación usando la función de correlación proporcionada por este software (véase Goodchild, 1986).

La tabla 7.21 muestra las correlaciones calculadas de este modo entre algunas de las principales superficies. La comparación de estas correlaciones con las que se obtuvieron mediante la aproximación anterior indica que existen en algunos casos notables diferencias, especialmente en el caso de los componentes principales, aunque en general existe coincidencia si se consideran los valores de forma relativa. Las mayores discrepancias se dan en la correlación CP1-CP3, que era de 0.607, mientras que ahora es -0.111, y en las correlaciones sericita-ACNK y sericita-CP1 que presentan también signos opuestos respecto a los valores anteriores. Por otro lado, la correlación calculada anteriormente entre la anomalía gravimétrica residual y la anomalía magnética residual usando las 330 observaciones produjo un coeficiente de Pearson de 0.119, mientras que ahora usando la función de correlación entre capas raster proporcionada por el SIG la correlación es de -0.231. Estas discrepancias pueden ser debidas a los problemas ya comentados, pero también a la propia distribución espacial de las superficies interpoladas. Todo esto indica que, como ya se ha repetido en varias

Capítulo 7

ocasiones, los coeficientes deben ser considerados como valores orientativos. Teniendo esto presente, se aprecia que la gravimetría residual presenta correlaciones positivas con el As, Cu y todos los índices y componentes derivados de la geoquímica, exceptuando al índice de alcalinos, con el que presenta uno de los mayores valores absolutos junto con los índices de clorita y ACNK. La magnetometría residual presenta correlaciones positivas con los índices ACNK y de alcalinos, y con el CP2 y As (muy bajos), y negativas con el índice de sericita, el índice de clorita, el CP1 y el Cu (estos tres últimos bajos). Los cocientes de bandas TM 5/7 y 3/1 presentan valores muy bajos con el resto de mapas utilizados, mientras que presentan una correlación positiva extremadamente alta entre sí, valor que ha de ser considerado con ciertas reservas a la luz del análisis visual que se realizó en el Capítulo 4. Las correlaciones entre la superficie mostrando la distancia al lineamiento, fractura o filón más próximo para cada celda y el resto de superficies indican que, como era previsible, ésta presenta una relación negativa con todas excepto el índice de alcalinos (se utilizan distancias transformadas logarítmicamente debido a la distribución lognormal que presenta). Los coeficientes son prácticamente cero para la gravimetría y magnetometría residuales y los cocientes de bandas TM. Las correlaciones entre la distancia y los índices de alteración y los elementos As y Cu son las más interesantes, mientras que las superficies geofísicas y de teledetección presentan correlaciones despreciables (prácticamente cero).

Tabla 7.21. Correlación entre algunas de las superficies calculada usando la función de correlación para datos raster disponible en el SIG (tamaño ventana=mínimo). Elementos, índices de alteración y CPs (46 variables) corresponden a datos de la campaña geoquímica de 1995. Dist. fractu. indica la distancia al lineamiento, fractura o filón más próximo.

Correlación													
	ACNK	Alcal.	Clor.	Seri.	CP1	CP2	CP3	Grav-R	Mag-R	TM 5/7	TM 3/1	Log As	Log Cu
Log Dist.	-.220	.185	-.199	-.076	-.033	-.114	-.136	-.001	.010	-.011	-.015	-.190	-.180
Fractu.													
ACNK		-.620	.787	.272	.016	.342	.241	.368	.110	.016	.049	.485	.430
Alcalinos			-.876	-.783	-.020	-.237	-.449	-.412	.382	-.022	-.084	-.619	-.415
Clorita				.543	.134	.233	.419	.455	-.110	.009	.062	.528	.520
Sericita					-.065	.162	.326	.082	-.447	.027	.068	.458	.239
CP1						-.037	-.111	.047	-.120	-.030	-.029	-.031	.442
CP2							.097	.151	.079	.023	.027	.549	.187
CP3								.003	-.039	.015	.028	.469	.480
Grav-Res									-.231	.015	-.014	.375	.278
Mag-Res										.016	-.008	.035	-.082
TM 5/7											.962	.043	-.006
TM 3/1												.070	.009
Log As													.457

7.3.3.3 Asociación entre mapas binarios: *odds ratios*

En el caso particular de mapas binarios (nominales con dos clases) es posible usar los índices válidos para datos nominales, así como una medida de asociación específica de gran interés propuesta por Bonham-Carter et al. (1989) llamada contraste (*contrast*), descrita someramente a continuación (para una discusión más detallada véase Bonham-Carter, 1994). Esta medida está relacionada con el método bayesiano (probabilístico) de integración de datos de "ponderación de evidencias" o *Weights of Evidence*, analizado en el capítulo siguiente. Este índice de asociación permite, por tanto, mostrar la asociación espacial entre mapas tales como un mapa de indicios mineros (indicio-estéril) y un mapa de anomalías geoquímicas o geofísicas previamente binarizado (presencia-ausencia de anomalía), o entre una mapa de anomalías geoquímicas y una unidad geológica concreta, por lo que su interés es manifiesto. Es posible además calcular el índice sobre mapas multi-clase binarizando sobre cada una de las clases del mapa ($clase_i=1$; resto clases=0) y repitiendo el proceso de cálculo del índice para cada combinación de clases.

El contraste (C_w) se basa en la aplicación del concepto de probabilidad a la relación entre dos mapas binarios. En este caso se utiliza la probabilidad (P) expresada como *odds* (O; traducido a veces como ventajas) y *logits* (usados en regresión logística y otros métodos bayesianos), relacionadas según la expresión $logit = \ln O = \ln P/(1-P)$ (*logits* negativos corresponden a valores de *odds* inferiores a 1, que corresponden a su vez a probabilidades menores de 0.5). Así, en la relación o comparación de dos mapas binarios existen lógicamente sólo cuatro posibilidades de superposición: (1) zonas donde se dan la clase 1 del mapa A (A_1 , por ejemplo, presencia de un yacimiento) y la clase 1 del mapa B (B_1 , por ejemplo, presencia de una anomalía), (2) zonas donde se superponen A_1 y B_2 (ausencia de anomalía), (3) zonas donde se superponen A_2 (ausencia de yacimiento) y B_1 , y (4) zonas donde se superponen A_2 y B_2 .

Cada una de estas posibilidades corresponde a uno de los elementos de una tabla de áreas, T, asimilable a una tabla de contingencia, representada en la tabla 7.22. Las proporciones de las áreas correspondientes a cada posibilidad de superposición de clases de los dos mapas binarios se calculan simplemente dividiendo por el área total ($p_{ij} = T_{ij}/T_{..}$), de forma que las proporciones pueden ser tratadas como estimaciones de probabilidad. Así, la probabilidad de que se de la clase A_1 en el área de estudio, $P\{A_1\}$, es estimada mediante $p_{.1}$, de forma similar, $P\{B_1\} = p_{1.}$, mientras que la probabilidad de que A_1 y B_1 se den a la vez, $P\{A_1 \cap B_1\}$, sería estimada por p_{11} , y la probabilidad de que se den A_1 y B_2 a la vez sería p_{21} , etc.

Capítulo 7

Tabla 7.22. Tabla de contingencia constituida por áreas correspondientes a las distintas combinaciones de clases de dos mapas binarios, A y B.

		Mapa A		
		A ₁	A ₂	Total
Mapa B	B ₁	T ₁₁	T ₁₂	T _{1.}
	B ₂	T ₂₁	T ₂₂	T _{2.}
	Total	T _{.1}	T _{.2}	T _{..}

Es posible asimismo calcular la probabilidad condicional de una clase de un mapa dada la presencia de otra cualquiera del otro mapa binario usando la definición de probabilidad condicional, de forma que, por ejemplo, la probabilidad de que se de la clase B₁ dada la presencia de la clase A₁ sería:

$$P\{B_1 | A_1\} = \frac{P\{B_1 \cap A_1\}}{P\{A_1\}} = \frac{p_{11}}{p_{.1}} = \frac{T_{11}}{T_{.1}}$$

El *odds* correspondiente a esta probabilidad condicional sería entonces:

$$O\{B_1 | A_1\} = \frac{P\{B_1 | A_1\}}{1 - P\{B_1 | A_1\}} = \frac{P\{B_1 | A_1\}}{P\{B_2 | A_1\}} = \frac{p_{11}/p_{.1}}{p_{21}/p_{.1}} = \frac{p_{11}}{p_{21}} = \frac{T_{11}}{T_{21}}$$

obtenido de aplicar la definición de *odds* dada previamente y sustituyendo la probabilidad condicional usando la expresión anterior. La probabilidad de encontrar la clase B₁ dada la presencia ahora de la clase A₂ (equivalente a la probabilidad de encontrar la clase B₁ dada la ausencia de la clase A₁, o \bar{A}_1), puede ser de igual forma calculada, así como el *odds* correspondiente, dando lugar a la siguiente expresión:

$$O\{B_1 | A_2\} = O\{B_1 | \bar{A}_1\} = \frac{p_{12}}{p_{22}} = \frac{T_{12}}{T_{22}}$$

Las dos expresiones indicando los *odds* condicionales pueden ser entonces combinadas como un cociente para generar una medida de carácter simétrico que indica la asociación entre mapas binarios, conocida como razón de las ventajas u *odds ratio*, O_R , cuya fórmula puede expresarse como:

$$O_R = \frac{O\{B_1 | A_1\}}{O\{B_1 | \bar{A}_1\}} = \frac{T_{11} \cdot T_{22}}{T_{12} \cdot T_{21}}$$

Este índice presenta valores superiores a 1 para clases positivamente asociadas, valor 1 para clases independientes, y valores entre 0 y 1 si las clases están negativamente correlacionadas o asociadas, ya que el numerador indica coincidencia entre las clases y el denominador las diferencias areales entre ellas. El contraste, C_w , se define finalmente como el *logit* del *odds ratio* ($C_w = \ln O_R$), de forma que dos mapas positivamente asociados presentan valores positivos de C_w , mientras que presentarán valores negativos si están negativamente asociados, y valor 0 si son independientes. Estos índices presentan la ventaja de que pueden ser fácilmente calculados a partir de las tablas de contingencia areales, multiplicando simplemente los términos de la diagonal y dividiendo por los otros dos términos. Normalmente estos índices se calculan con un SIG utilizando mapas en formato raster, de modo que, si el número total de celdas en la tabla T es suficientemente grande, entonces la varianza del contraste puede ser estimada mediante la siguiente expresión (Bishop et al., 195; Bonham-Carter, 1994):

$$s^2(C_w) = \frac{1}{N\{T_{11}\}} + \frac{1}{N\{T_{12}\}} + \frac{1}{N\{T_{21}\}} + \frac{1}{N\{T_{22}\}}$$

donde $N\{\}$ indica el número de celdas en cada combinación de clases posible. Esta expresión presenta sin embargo el problema de que es dependiente del tamaño de celda utilizado, aunque el problema se reduce si el tamaño es suficientemente pequeño (con indicios mineros el problema no es importante) (véase Bonham-Carter, 1994, para una discusión más detallada). Utilizando ahora la desviación estándar del contraste, $s(C_w)$, calculada como la raíz de la varianza de la expresión anterior, se puede derivar el valor del contraste estandarizado (Student) dividiendo éste por la desviación estándar. Este cociente indica informalmente la certidumbre con que se conoce el valor del contraste, de forma que a valores mayores el contraste es más fiable. Existe además otro índice de asociación basado también en los *odds ratios* llamado α de Yule (Fleiss, 1991; Bonham-Carter, 1994), que presenta la ventaja de estar acotado en el rango $[-1,+1]$ como los coeficientes de correlación, por lo que su interpretación resulta muy fácil. La expresión de este índice α , que puede ser asimismo calculado fácilmente a partir de las tablas de contingencia areales, es:

$$\alpha = \frac{\sqrt{O\{B_1 | A_1\}} - \sqrt{O\{B_1 | \bar{A}_1\}}}{\sqrt{O\{B_1 | A_1\}} + \sqrt{O\{B_1 | \bar{A}_1\}}} = \frac{\sqrt{T_{11}/T_{21}} - \sqrt{T_{12}/T_{22}}}{\sqrt{T_{11}/T_{21}} + \sqrt{T_{12}/T_{22}}}$$

El cálculo de estos índices se puede realizar con relativa facilidad con las funciones raster y de manipulación de tablas proporcionadas por la mayor parte de los programas SIG. Así una vez combinados los dos mapas binarios para derivar la tabla

Capítulo 7

de contingencia areal, ésta puede ser volcada a un fichero de texto y manipulada con cualquier programa externo, o bien, ser manipulada dentro del SIG haciendo uso de los lenguajes de comandos que éstos proporcionan. En este caso se optó por la segunda opción, de modo que la función para el cálculo de los índices y los estadísticos relacionados estaba disponible como un comando más del SIG. Como se ha indicado anteriormente, estos índices pueden ser especialmente útiles en el análisis de la asociación entre mapas indicatrices de anomalías y mapas de indicios mineros, aspecto

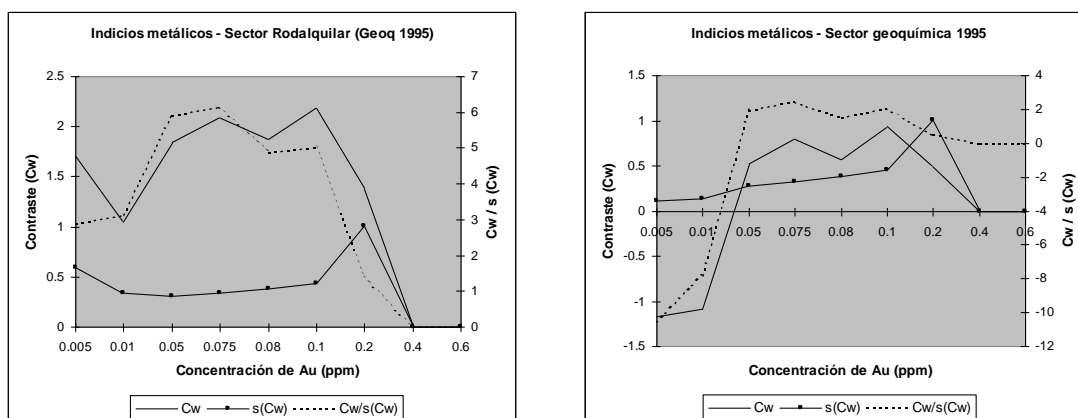


Figura 7.52. Índice de asociación contraste (C_w) entre el mapa de indicios mineros metálicos y el mapa de Au. A la izquierda se muestra el índice calculado en el sector de Rodalquilar y a la derecha en el sector de la geoquímica de 1995. $s(C_w)$ indica desviación estándar de C_w .

clave en la delimitación de objetivos o *targets* de exploración. Se procedió, por tanto, a derivar los índices para los indicios mineros, anomalías de Au y el resto de variables (mapas) geognósticas. Para los análisis se utilizaron capas en formato raster con un tamaño de celda que se hizo coincidir con el tamaño de píxel de las imágenes Landsat TM (30m). Este tamaño permite aprovechar toda la información proporcionada por los datos TM y se supone adecuada al pequeño tamaño del área de estudio y calidad de los datos de exploración (campañas sobre áreas importantes de cientos de miles de Km^2 requerirán tamaños mayores, incluso celdas de 1 Km^2). Aunque los depósitos superan este tamaño, cada uno se asignó a una celda individual de 900 m^2 . Puesto que todas las superficies interpoladas (geoquímica, geofísica, etc.) presentaban tamaños de celda superiores, éstas simplemente se transformaron a 30 m sin modificar los valores.

Se calcularon en primer lugar los índices (contraste y α de Yule) entre el mapa de indicios mineros metálicos y el mapa de Au interpolado previamente binarizado. Se

utilizaron distintos umbrales o valores de corte para binarizar el mapa, incluyendo los detectados anteriormente usando análisis estadísticos y gráficos de probabilidad. Esto permitió seleccionar el umbral que produce el mapa indicatriz de anomalías de Au (0/1) que mejor explica la distribución espacial de los indicios mineros conocidos. La figura 7.52 muestra gráficamente los valores del contraste (C_w), desviación estándar del contraste ($s(C_w)$) y el cociente entre ambas o contraste estandarizado ($C_w/s(C_w)$), calculados sobre el sector de Rodalquilar y sobre toda la zona con datos geoquímicos (en el sector de Cabo de Gata no se obtuvo información relevante). Se observa que un umbral en torno a 75 ppb (0.075 ppm), coincidiendo con el umbral definido

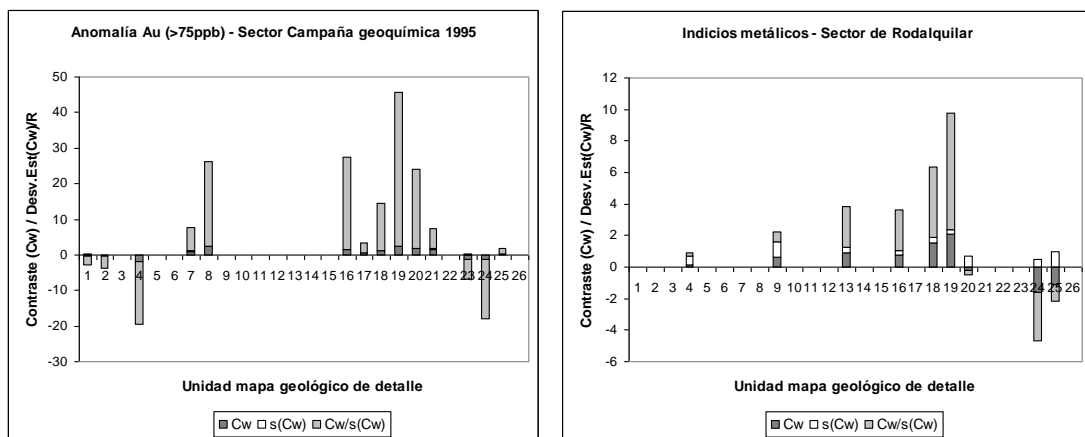


Figura 7.53. Índice de asociación contraste (C_w) de las unidades del mapa geológico de detalle con los indicios mineros en el sector de la campaña geoquímica de 1995 y con la anomalía de Au en el sector de Rodalquilar.

anteriormente, produce los mejores resultados ($\alpha=0.48$ para Rodalquilar y $\alpha=0.20$ para todo el área). Es conveniente que en la selección se tenga en cuenta no sólo el valor del contraste, sino también el de su desviación estándar para evitar seleccionar umbrales poco fiables si presentan una alta variabilidad. El mapa binario así derivado (1 si $Au > 75ppb$; 0 si $Au < 75ppb$) se seleccionó como mapa de anomalías de Au para ser utilizado como guía en posteriores análisis.

Se calculó asimismo el contraste entre el mapa geológico de detalle y los mapas de anomalías de Au y de indicios mineros. En la figura 7.53a se muestran los valores obtenidos para la anomalía de Au y cada unidad del mapa geológico de detalle (el área utilizada corresponde a la intersección de ambos mapas). Se aprecia que solamente unas pocas unidades litológicas presentan una relación interesante con las anomalías de Au. En concreto, destacan las unidades 19 ($\alpha=0.55$) (ignimbritas de las Lázaras),

Capítulo 7

20 (dacitas cuarzo-anfibólicas), 21 (diques dacíticos y andesíticos), 18 (dacitas biotítico-anfibólicas rojo-violáceas), 8 (brechas y tobas poligénicas), 7 (tobas ignimbríticas de andesita piroxénica), 16 (flujos ignimbríticos alterados del Cinto) y 17 (brechas de colapso de dacitas biotítico-anfibólicas), las cuales presentan una relación positiva con las anomalías, así como las unidades 4 (andesitas piroxénicas con alteración endógena), 24 (depósitos cuaternarios), 2 (brechas de andesitas anfibólicas), 1 (andesitas anfibólicas) y 23 (calcarenitas terciarias), que presentan una relación negativa (véase sección 3.5.3). El contraste entre el mapa geológico de detalle y los indicios mineros se muestra en la figura 7.53b. En este caso el cálculo se realizó sobre el sector de Rodalquilar, ya que en el sector de Cabo de Gata aparecen fundamentalmente andesitas piroxénicas. En la figura se aprecia que las asociaciones de los indicios más interesantes se dan con las unidades litológicas 19 ($\alpha=0.48$), 18, 13 (dacitas y andesitas anfibólicas), 16, 9 (tobas de riolita y dacita) y 4 (andesitas

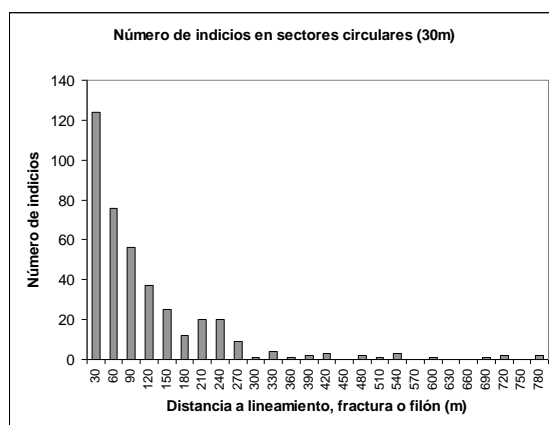


Figura 7.54. Número de indicios metálicos situados a distancias crecientes respecto a fracturas, lineamientos y filones.

piroxénicas alteradas). Estos resultados confirman cuantitativamente lo que ya se había observado en el análisis visual de estos mapas (incluido también en el modelo de depósito), lo que, por otra parte, era palmario en muchos casos. Se aprecia además la buena coincidencia entre las clases destacadas por una y otra aproximación.

El control estructural de las mineralizaciones ha sido ya puesto de manifiesto en varias secciones a lo largo del trabajo. Así, en un histograma como el de la figura 7.54, indicando la distancia de los indicios a la estructura de fracturación más próxima, es fácilmente observable la naturaleza positiva de la asociación entre los depósitos

minerales y las estructuras de fracturación. La relación puede ser asimismo evaluada cuantitativamente utilizando los índices de asociación. Esta operación puede ser llevada a cabo mediante la creación de un mapa de corredores (binario) en torno a los lineamientos, fracturas y filones, y la posterior combinación del mismo con el mapa de indicios mineros. El proceso puede repetirse para corredores de distinto tamaño y generar así un listado de índices para comparación, por lo que esta aproximación permite además determinar la distancia que mejor explica desde el punto de vista estadístico la distribución espacial de los indicios. La distancia seleccionada puede ser usada finalmente para crear un mapa indicatriz estructural indicando favorabilidad a la presencia de indicios mineros. El proceso, que puede ser fácilmente automatizado con las funciones proporcionadas por el SIG, se ilustra en la figura 7.55 (existen otras opciones equivalentes como utilizar una superficie de distancias).

Los índices de asociación fueron calculados tal como se ha descrito de forma independiente sobre los sectores de Rodalquilar y de Cabo de Gata, así como sobre todo el área de estudio. Debido a los problemas mencionados anteriormente que presentaban los filones, se realizaron ensayos utilizando los lineamientos, fracturas y

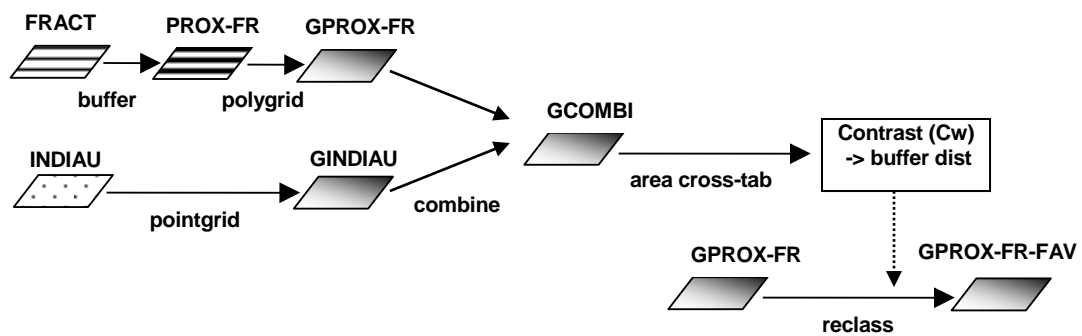


Figura 7.55. Proceso para el cálculo de la asociación entre el mapa de fracturación y el de indicios mineros, que incluye la creación de mapa de corredores (*buffers*) a una distancia dada alrededor de las estructuras, conversión del mapa a formato raster (0/1), combinación del mapa de corredores con el mapa de indicios mineros para generar la tabla de contingencia areal, y cálculo de los estadísticos de asociación (C_w y α). Los estadísticos son finalmente usados para generar la capa indicatriz estructural.

filones, así como usando solamente los lineamientos y fracturas. Los resultados, no tan claros como los anteriores, se muestran gráficamente en la figura 7.56. Éstos indican que, en el sector de Rodalquilar, los mapas de corredores a 90 m y a 240 m presentan los contrastes mayores ($\alpha=0.31$ y $\alpha=0.53$, respectivamente), aunque el segundo presenta una desviación estándar algo mayor. En el sector de Cabo de Gata la curva del contraste no presenta inflexiones claras, aunque sí es posible apreciar un pico en

Capítulo 7

torno a 100-150 m ($\alpha \approx 0.30$), claramente visible en la curva del contraste estandarizado. Los gráficos del contraste para todo el área de estudio presentan un aspecto similar al anterior, con valores altos del cociente estandarizado en torno a 90-120 m ($\alpha \approx 0.33$). En el caso del sector de Rodalquilar, que presenta la mayor variabilidad, una inspección visual de la distribución de los indicios descartó el corredor de 240 m (en la figura 7.57 se muestran los mapas obtenidos para el corredor de 90 m), lo que recuerda la naturaleza exploratoria de este tipo de análisis. Es aconsejable además que los resultados pasen por el tamiz del conocimiento geológico disponible del área para evitar conclusiones erróneas. Por otro lado, los análisis realizados utilizando el mapa de anomalías de Au produjeron resultados similares, indicando también una distancia en torno a 150 m (tabla 7.23). Aunque los resultados obtenidos no fueron concluyentes, éstos apuntaban a un corredor en el rango de los 90-150m como el más apropiado, por lo que se optó finalmente por un corredor a 90 o 120 m como mapa indicatriz más plausible de las estructuras de fracturación. Se realizaron además ensayos utilizando distintos subconjuntos de fracturas orientadas en direcciones concretas (NS, N45E, N60E, etc.) para comprobar la posible existencia de una asociación preferencial de los indicios con direcciones particulares. Éstos no produjeron resultados concluyentes, a pesar de que es sabido que los depósitos se asocian preferencialmente con ciertas direcciones, por lo que no se muestran.

Las relaciones entre índices de alteración, componentes principales derivados de los datos geoquímicos e indicios mineros son a priori unas de las más interesantes en la delimitación y caracterización de anomalías geoquímicas para la predicción de depósitos metálicos. Los resultados obtenidos del análisis de estas relaciones se muestran sintetizados en la tabla 7.23. En la figura 7.58 se muestra algunos ejemplos típicos de los gráficos de contraste frente a valores de corte. Los valores de corte e índices de asociación obtenidos para las distintas variables indica que en el sector de Rodalquilar el índice ACNK y el componente principal 2 (indicando As, Sb, Sn) aparecen como los mapas con relación más intensa con los depósitos, presentando además valores de corte más altos que en Cabo de Gata o el área total. En el sector de Cabo de Gata son los índices de alcalinos y clorita (éste con valor de corte también más alto) los que presentan las asociaciones más fuertes, al igual que en el área total. Es manifiesta la asociación negativa entre el componente principal 1 y los indicios en los dos subsectores, así como la relación negativa del componente principal 3 (Cu, Zn, Pb) con los indicios en Rodalquilar, que es, por el contrario, fuertemente positiva en el sector de Cabo de Gata.

Por otro lado, las muestras identificadas anteriormente como alteradas en función del valor de la variable LOI fueron utilizadas para generar corredores cuya asociación con

los indicios se analizó de forma análoga a las estructuras de fracturación. Los resultados de este análisis pueden ayudar también a la caracterización de la influencia de las alteraciones hidrotermales sobre la distribución de indicios. Las asociaciones más fuertes se obtuvieron para corredores a distancias en el rango 120-180 m (tabla 7.23), coincidentes con la obtenida para las fracturas. Esto parece también apuntar a la existencia de una asociación positiva entre la distribución de fracturas y muestras

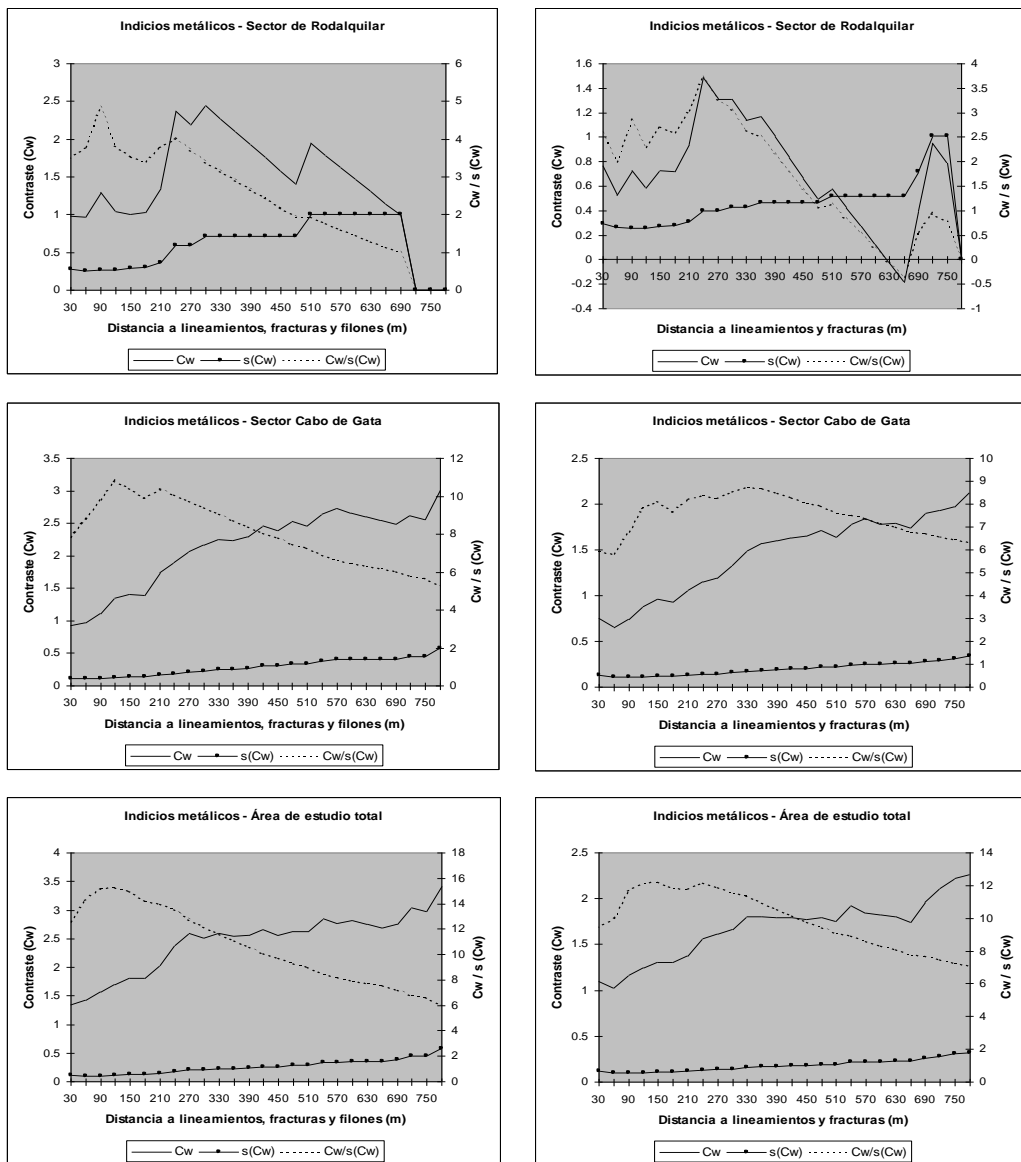


Figura 7.56. Índice de asociación contraste (Cw) entre el mapa de indicios mineros y mapas de corredores alrededor de las estructuras de fracturación a distancias crecientes, calculados para distintos sectores. En los gráficos de la derecha sólo se utilizan los lineamientos y fracturas.

Capítulo 7

alteradas.

El análisis de la asociación entre los datos geofísicos de campo y los indicios mineros indica que, en el caso de la gravimetría residual hay una clara asociación con las anomalías positivas (figura 7.59). El valor de corte que mayor contraste produce para los datos situados en el sector de Rodalquilar es de 3 mgal ($\alpha=0.38$), mientras que se si utiliza todo el sector donde se interpoló la gravimetría residual el umbral baja a 1.5 mgal ($\alpha=0.29$). Esto indica que los indicios en este sector están asociados a valores de anomalía más altos, y pone de nuevo de manifiesto que estos estadísticos son además dependientes de la extensión del área sobre la que se derivan. En el caso del magnetismo residual, el gráfico de los contrastes (figura 7.59) presenta zonas en donde la relación es positiva (valores bajos) y negativa (valores altos), con valores de corte correspondientes a -10.0 nT y 30 nT (α en el rango 0.10-0.19). Se escogió finalmente el primer umbral ya que presenta una desviación estándar algo menor (la selección del otro umbral produce resultados casi idénticos al binarizar de forma contraria la capa, ya que el contraste es negativo).

Tabla 7.23. Índice de asociación α de Yule entre los principales mapas indicatrices (anomalías, etc.) e indicios mineros y anomalía de Au. Entre corchetes se indica el valor de corte asociado o bien la clase en mapas nominales. (* Presenta alta varianza).

α [umbral/clase]	Indicios mineros			Anomalía de Au		
	Rodalquilar	C. de Gata	Área común	Rodalquilar	C. de Gata	Área común
Au	0.48 [0.075]	-0.35 [0.01]	0.20 [0.075]	-	-	-
As	0.32 [70]	0.60 [50]	0.21 [50]	0.41 [65]	-0.32 [35]	0.36 [75]
Sb	0.22 [1.2]	0.11 [0.6]	0.09 [0.8]	0.45 [1.0]	0.72 [3.0]	0.37 [1]
Pb	0.07 [200]	0.28 [200]	0.4 [200]	0.16 [200]		0.10 [200]
Cu	0.33 [40]	0.42 [20]	0.5 [20]	0.43 [30]	0.49 [40]	0.41[40]
Zn		0.17 [200]	0.44 [200]	0.11 [200]	0.19 [350]	
Índice ACNK	0.45 [2.20]	0.33 [1.60]	0.58 [1.50]	0.71 [2.80]	-0.32 [1.4]	0.79 [2.8]
Índice alcalinos	-0.36 [0.31]	-0.59 [0.31]	-0.59 [0.31]	-0.35 [0.31]	0.02 [0.4]	-0.41 [0.5]
Índice clorita	0.37 [0.70]	0.54 [0.75]	0.62 [0.73]	0.35 [0.80]	-0.28 [0.65]	0.21 [0.73]
Índice sericita	0.33 [0.90]	0.49 [0.90]	0.53 [0.86]	0.48 [0.90]	x	0.35 [0.92]
CP1 46 var. geoq.	-0.38 [-.14]	-0.43 [-.14]	0.26 [0.00]	-0.63 [-0.15]	*0.62 [0.2]	-0.59 [-0.14]
CP2 46 var. geoq.	0.52 [0.80]	0.40 [0.00]	0.40 [0.00]	0.76 [0.80]	*0.41 [0.2]	0.83 [0.80]
CP3 46 var. geoq.	0.33 [-.30]	0.43 [0.00]	0.44 [0.00]	0.25 [-0.1]	*-0.54 [-0.33]	0.24 [-0.1]
Grav. Residual	0.38 [3.00]	-	0.29 [1.50]	0.22 [1.5]	-	0.26 [1.5]
Magn. Residual	0.10 [-10.0]	-	0.19 [-10.0]	0.18 [-20]	-	0.22 [-20]
TM 5/7	0.43 [2.20]	0.31 [2.10]	0.30 [2.10]	0.32 [2.20]	0.14 [1.9]	0.36 [2.2]
TM 3/1	0.05 [1.50]	0.19 [1.40]	0.26 [1.50]	-0.03 [1.50]	0.40 [1.3]	-0.03 [1.5]
Geol. TM+SPOT	0.55 [14,10]	0.43 [8,7...]	0.64 [8,7...]	0.52 [14,17...]	0.84 [5]	0.66 [14...]
Hidróx. ACP TM	0.46 [185]	0.28 [160]	0.22 [160]	0.36 [175]	0.17 [145]	0.43 [180]
Óxidos ACP TM	0.05 [85]	-0.25 [90]	-0.14 [90]	0.34 [105-110]	0.21 [85]	0.46 [115]
Geología. detalle	0.48 [19,18...]	0.42 [4]	0.60 [4,19...]	0.68 [7,8...]	0.58 [21,2...]	0.55 [19,8...]
Dist. a fracturas	0.31 [90]	0.30 [120]	0.33 [120]	0.32 [150]	0.31 [180]	0.31 [90-180]
Dist. muestras alt.	0.33 [180-270]	*0.13 [120]	0.16 [150]	0.30 [240]	0.64 [120]	0.44 [240]

El contraste entre los cocientes de las bandas TM 5/7 y 3/1 indican que, en el caso del primero, el valor de corte se sitúa en torno a 2.1 para el sector de Cabo de Gata ($\alpha=0.31$) y área total ($\alpha=0.30$), mientras que sube a 2.2 ($\alpha=0.43$) para el sector de Rodalquilar (figura 7.60). Esto sugiere de nuevo que los depósitos en este distrito están asociados a zonas fuertemente alteradas manifiestas en superficie. El cociente TM 3/1 no presenta una relación interesante con los indicios mineros y produce gráficos de contraste muy irregulares y con valores bastante bajos en el sector de Rodalquilar (figura 7.60b) ($\alpha=0.05$) y algo mayor en Cabo de Gata pero de difícil interpretación ($\alpha=0.19$). En el área total aparece, sin embargo, un patrón más claro y el gráfico del contraste sugiere un umbral en torno a 1.5 ($\alpha=0.26$). El contraste entre los cocientes y la anomalía de Au ($Au>75ppb$) confirma estos resultados, indicando incluso un umbral algo mayor (2.25) para el cociente TM 5/7, y descartando el cociente TM 3/1 como variable interesante. También se analizó la relación entre las imágenes obtenidas del ACP sobre bandas TM orientado a la cartografía de alteraciones (sección 4.4.7.1) y los indicios mineros (figura 7.60). Los resultados obtenidos están en la línea de los obtenidos con los cocientes de bandas, de forma que la imagen componente principal indicando alteración hidrotermal a grupos OH presenta una relación muy interesante con los indicios mineros, con un índice α en el rango 0.42-0.46 en el sector de Rodalquilar (umbral de 175 sobre [0,255]), mientras que la relación no es tan clara en el sector de Cabo de Gata ($\alpha=0.30$) (umbral a 160). La imagen componente indicando alteración a óxidos no presenta en cambio ninguna



Figura 7.57. Mapas de corredores alrededor de las estructuras de fracturación a 90 m correspondientes al sector de Rodalquilar (izquierda) y Cabo de Gata (derecha). Los puntos señalan los indicios mineros conocidos

relación de interés con los indicios en el sector de Rodalquilar, mientras que en el sector de Cabo de Gata la relación es ligeramente negativa ($\alpha=-0.25$) (umbral 90-95).

Capítulo 7

El análisis realizado utilizando el mapa de anomalía de Au presenta resultados similares pero con umbrales en general algo menores (tabla 7.23).

El análisis de la asociación entre el mapa geológico fotointerpretado sobre la base de las imágenes Landsat TM integradas con SPOT Pan y los indicios mineros presenta también cierto interés. La figura 7.61 muestra de forma sintética los resultados, y se observa que existe una clara relación positiva entre los indicios y las unidades 8 (andesitas piroxénicas con alteración muy alta), 7 (andesitas piroxénicas con alteración alta), 6 (andesitas piroxénicas con alteración media), 5 (andesitas piroxénicas con alteración baja) y 14 (flujos y coladas ignimbríticas muy alteradas). Estas unidades presentan índices α que van desde 0.64 para la unidad 8 hasta 0.44 para la unidad 5 y 0.37 para la 14. Por el contrario, la relación es negativa con las unidades 2 (depósitos sedimentarios), 12 (dacitas y andesitas anfibólicas), 15 y 10 (rocas volcánicas indiferenciadas), que presentan índices α que van desde valores de -0.54 para las unidades 15 y 12 hasta valores de -0.17 para la unidad 13.

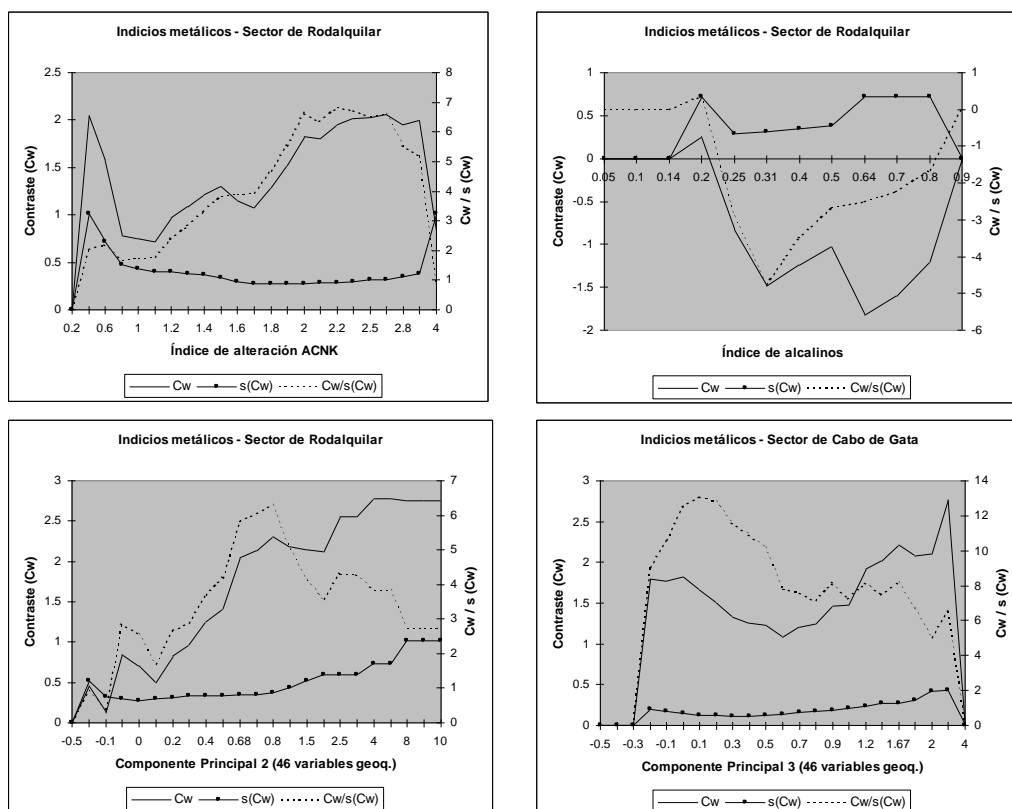


Figura 7.58. Gráficos del contraste (Cw) entre indicios mineros y algunos índices de alteración y componentes principales derivados de la geoquímica (campana de 1995) para los sectores de Rodalquilar y Cabo de Gata.

A la luz de los resultados obtenidos, es posible afirmar que los índices de asociación entre mapas binarios son herramientas de gran utilidad tanto en la caracterización de las relaciones entre variables geomineras de interés como en la definición de patrones de anomalías. Un examen rápido de los valores del índice α de Yule y valores de corte asociados (o clases) recogidos en la tabla 7.23 permite deducir una serie de características muy interesantes. En primer lugar, la coincidencia manifiesta entre los valores de los umbrales definidos para las distintas variables usando tanto los indicios mineros conocidos como las anomalías de Au, sugiere que éstas últimas pueden ser un sustituto adecuado en zonas poco exploradas donde no se conocen suficientes indicios. No obstante, podría argumentarse que el umbral de la anomalía de Au se definió comparando el mapa de Au con los indicios, sin embargo, éste fue definido asimismo mediante el examen de gráficos de probabilidad. El comprobar si esto es una afortunada coincidencia requiere de nuevos experimentos en distintas zonas. Por otro lado, los valores de corte de numerosas variables son sistemáticamente mayores en el distrito de Rodalquilar que en el resto del área (especialmente para las variables geoquímicas y de teledetección relacionadas con las alteraciones hidrotermales). Esto confirma cuantitativamente un hecho conocido y recogido en el modelo de depósito, pero también acredita a la teledetección como una fuente de información capaz de discriminar niveles de alteración que pueden conducir a la identificación de depósitos minerales.

Los índices de asociación permiten además identificar cuales son las covariables de los indicios mineros y las anomalías de Au. Así, el valor de α entre los indicios y el resto de variables (parte izquierda de la tabla 7.23) en el sector de Rodalquilar apunta al componente principal 2 sobre 46 variables geoquímicas, a la anomalía de Au, al cociente TM 5/7 y al índice de alteración ACNK como las variables más interesantes posibles predictoras de depósitos de Au. Los valores de α para el sector de Cabo de Gata señalan a diversas covariables, entre las que destacan el As, Cu, los índices de alcalinos, clorita y sericita, y los componentes principales 1 y 3 derivados de la geoquímica. Los valores del índice obtenidos usando el área común entre cada par de mapas analizado señala a los componentes principales derivados de la geoquímica, los índices de alteración y datos de teledetección como las principales covariables. Toda esta información puede ser finalmente utilizada en la modelización espacial para la predicción de depósitos, en la que se puede hacer uso de múltiples capas de entrada.

Capítulo 7

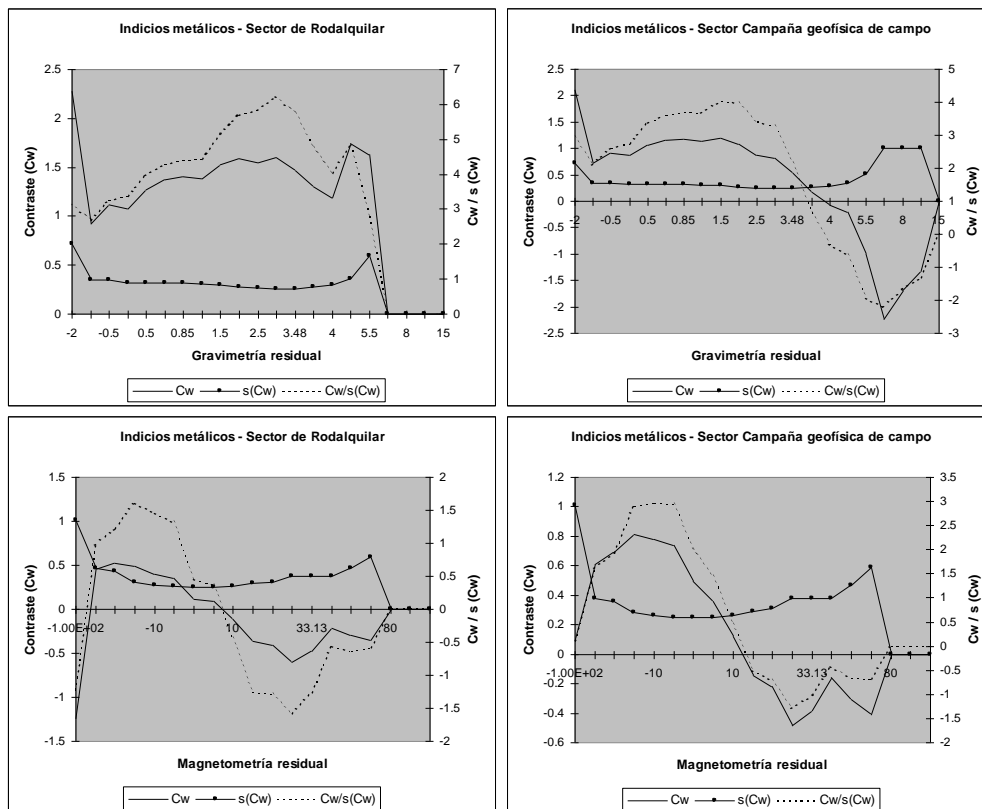


Figura 7.59. Gráficos del contraste (Cw) entre mapas de indicios mineros y algunos mapas de anomalías geofísicas.

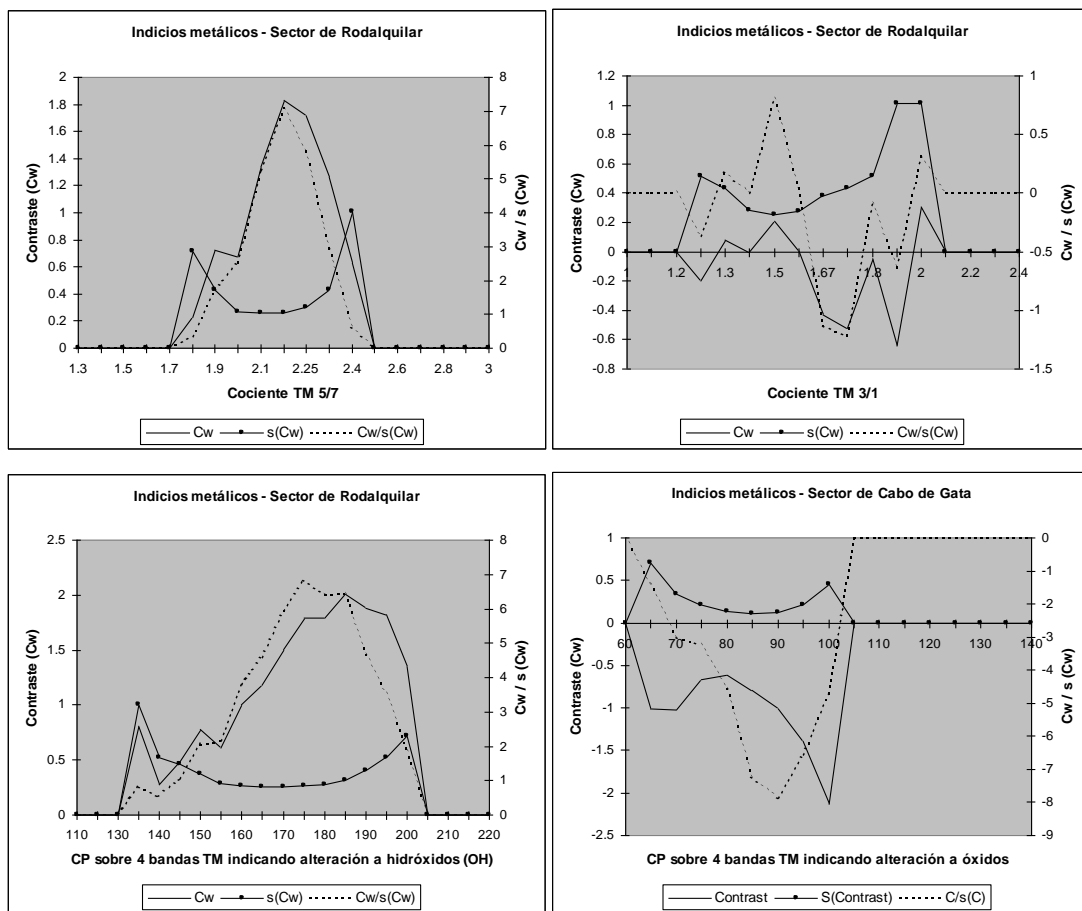


Figura 7.60. Gráficos del contraste (Cw) entre mapas de indicios mineros y los cocientes de bandas TM 5/7 y 3/1 en el sector de Rodalquilar (arriba) y los componentes principales de bandas TM indicando alteraciones a minerales con grupos OH y a minerales con óxidos de Fe (abajo).

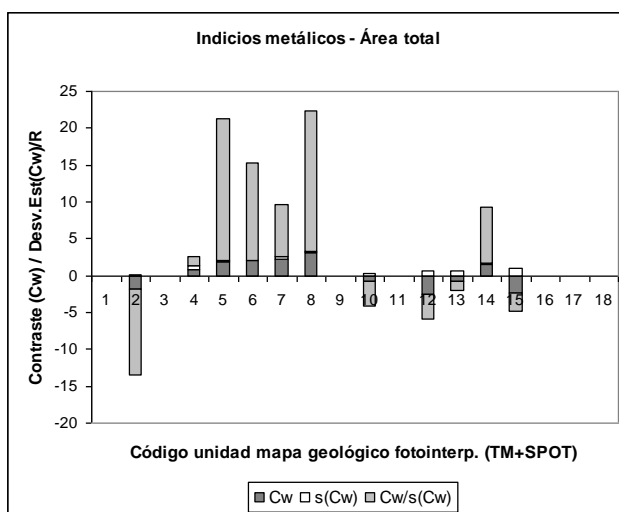


Figura 7.61. Índice de asociación contraste (Cw) entre las unidades del mapa geológico derivado mediante fotointerpretación de las imágenes integradas Landsat TM y SPOT Pan y los indicios mineros.

Capítulo 7

8. Integración de Datos de Exploración

8.1 Introducción

El análisis espacial de datos, en general, y la modelización espacial, en particular, han sido objeto de estudio desde los años sesenta dentro del campo de las ciencias de la tierra (véase Agterberg y Cabilio, 1969; Agterberg et al., 1972; Botbol et al., 1978; Chung y Agterberg, 1980; Bonham-Carter y Chung, 1983; Bonham-Carter et al., 1988; Moon et al., 1991; Pan y Harris, 1992; Goodacre et al., 1993; Fabbri y Chung, 1996; Harris et al., 1998). La principal razón de este interés radica posiblemente en la necesidad que existe en estas disciplinas de representar la información espacialmente para poder descubrir y caracterizar adecuadamente las relaciones espaciales existentes entre los datos (geológicos, mineros, ambientales, etc.), y poder así utilizarlas para lo que son habitualmente los objetivos últimos, la predicción y la subsiguiente toma de decisiones. En el capítulo anterior se analizaron los aspectos relacionados con la caracterización de las variables geomineras de interés o geognósticas, así como las relaciones básicas entre ellas. En este capítulo se pretende dar un paso adelante entrando en el ámbito de la creación de modelos espaciales para predicción, en los que se combinan o integran todas las variables espaciales geomineras relevantes. Se exploran aquí diversos procedimientos de modelización espacial con SIG, que van desde la aplicación de sencillas reglas lógicas hasta técnicas no lineales, pasando por métodos tan conocidos como la regresión lineal múltiple o la suma ponderada.

Los modelos espaciales han sido categorizados de distintas formas en función de la metodología empleada o el objetivo perseguido. Así, Tomlin (1991) diferencia entre modelos prescriptivos y modelos descriptivos, estando los primeros caracterizados por la aplicación de reglas bien establecidas en el cuerpo de doctrina en el que se enmarca el estudio (por ejemplo, ubicación óptima de servicios), y los segundos por estar regidos por reglas surgidas de los datos. Bonham-Carter (1994) habla también de modelos prescriptivos frente a modelos predictivos, cuyo objetivo es el descubrimiento o predicción de nuevos objetos. En términos generales, un modelo SIG puede ser considerado como el proceso de combinación de un conjunto de mapas o capas de

Capítulo 8

entrada para producir un mapa de salida (Burrough, 1986; Aronoff, 1989; Berry, 1993):

$$\text{Mapa-salida} = f(\text{mapa-1}, \text{mapa-2}, \text{mapa-3}, \dots, \text{mapa-n})$$

La función f , que puede presentar muchas formas diferentes, es categorizada por Bonham-Carter (1994) en tres tipos dependiendo de la naturaleza de la relación expresada: (a) basada en teorías y principios de la física y la química, (b) empírica, basada en observaciones de los datos (estadística o heurística), o (c) algún tipo de mezcla entre teoría y empirismo, surgiendo así otra clasificación de los modelos en teóricos, empíricos e híbridos, respectivamente. Fabbri y Chung (1996) proponen una aproximación unificada a la integración de datos para predicción mediante funciones de favorabilidad (este concepto ha sido tratado también con anterioridad por diversos autores, por ejemplo, Luo, 1990), en la que cada capa o mapa relevante en el modelo es clasificada en función de su favorabilidad a la presencia de un objeto concreto de interés (por ejemplo, un depósito mineral o un deslizamiento) (Capítulo 7). Estas capas clasificadas, o funciones de favorabilidad, son entonces combinadas siguiendo reglas que pueden ser probabilísticas, aritméticas, lógicas, lógicas difusas (*fuzzy logic*), etc. (figura 8.1).

Los modelos utilizados para la predicción de depósitos minerales (cartografía de potencialidad minera), objetivo de este trabajo, son típicamente modelos predictivos

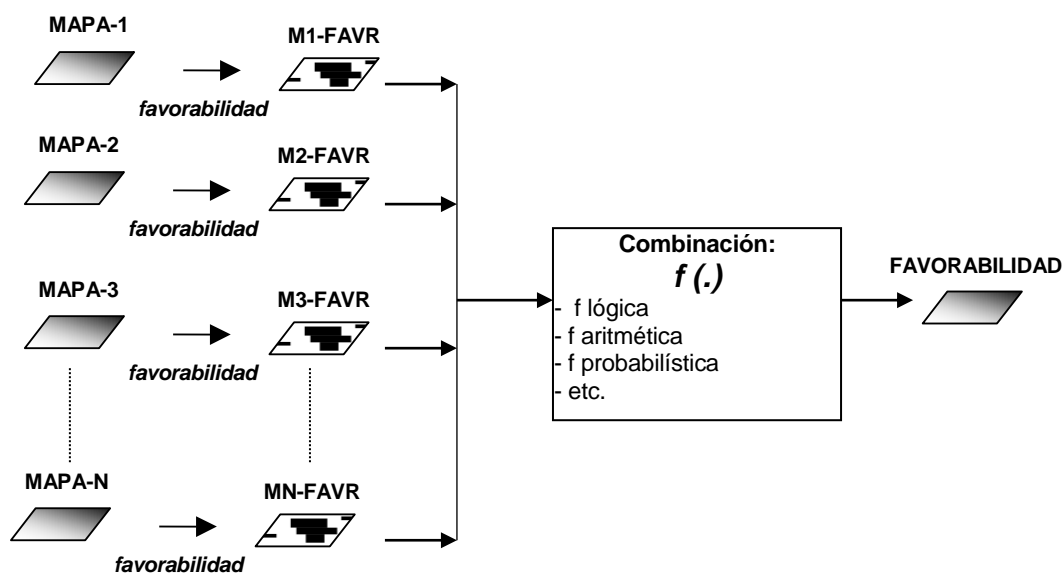


Figura 8.1. Modelo de integración de mapas (capas de información) de tipo predictivo.

de tipo empírico (tanto estadísticos como heurísticos), ya que la génesis de los depósitos minerales suele ser un proceso en el que intervienen numerosos y complejos factores físico-químicos difícilmente predecibles mediante teorías expresadas matemáticamente (Bonham-Carter, 1994). Como consecuencia, la selección y derivación de las distintas capas indicando favorabilidad, así como la determinación de la forma y parámetros (pesos o coeficientes) de la función f de combinación de dichas capas mediante estos modelos empíricos, ha de basarse, bien en descripciones de depósitos conocidos (modelo de depósito), bien en criterios estadísticos sobre los datos. Esto da lugar a una división adicional de los modelos espaciales empíricos en dos tipos: basados en el conocimiento (*knowledge-driven*) y basados en los datos (*data-driven*) (Bonham-Carter, 1994; Pendock y Nedeljkovic, 1997). En el primer caso, los parámetros pueden ser estimados sobre la base de la opinión de un experto en el tema, y en el segundo pueden ser derivados del análisis de las relaciones espaciales entre las capas predictoras (independientes) y la capa de interés (dependiente) utilizando para ello un área de estudio real en el que se conocen distintos objetos (por ejemplo, depósitos minerales). Los modelos basados en el conocimiento hacen uso de funciones de integración tales como la lógica booleana, la suma ponderada (*index overlay*) o la lógica difusa, mientras que los modelos basados en los datos utilizan típicamente funciones como la regresión múltiple, el análisis discriminante, métodos probabilísticos bayesianos o incluso redes neuronales.

La construcción y aplicación de modelos espaciales con SIG se enfrenta, sin embargo, a numerosos problemas como los que se discutieron en la sección 7.1. Fabbri y Chung (1996) añaden a la lista un problema aún mayor derivado de la complejidad que requiere el formular un modelo conceptual de un fenómeno o proceso real de forma computacional, y sitúan en un segundo plano las limitaciones del álgebra de mapas y las herramientas SIG para el análisis espacial. Así, estos autores plantean cuestiones como "...Por ejemplo, dado un conjunto de datos multivariante para la evaluación de depósitos minerales, ¿Podemos asumir independencia condicional entre las diferentes capas de información para construir un modelo bayesiano utilizando probabilidades condicionales?". Estos asuntos son abordados en la sección dedicada a los modelos basados en los datos, que, junto a la dedicada a los modelos basados en el conocimiento, estructura este capítulo. Por otro lado, es necesario destacar que en el presente capítulo se hará uso de toda la información de exploración minera disponible en la base de datos, tanto original como derivada, por lo que esta situación podría asimilarse a una etapa de detalle en una campaña de exploración real. En este caso la metodología tratará de detectar las zonas interesantes conocidas o no mediante métodos tradicionales. Así, la calidad del SIG de exploración será parcialmente evaluada por el número de ocurrencias o indicios mineros conocidos detectados por el

Capítulo 8

sistema. En el capítulo siguiente se simularán diferentes etapas de exploración, partiendo del supuesto que el área piloto está parcialmente reconocida desde el punto de vista geomínero, hasta llegar hasta etapas de detalle, y se simularán distintos escenarios de exploración utilizando distintos conjuntos de datos.

8.2 Modelos basados en el conocimiento

Los modelos basados en el conocimiento se caracterizan por la aplicación de métodos de combinación o integración de capas de naturaleza "supervisada", en los que la aportación e intervención del analista o experto en el dominio de la aplicación resulta esencial e indispensable para la determinación de los parámetros de las funciones de integración de información. Los modelos analizados a continuación incluyen los basados en la lógica booleana, en métodos de suma ponderada y en la lógica difusa (*fuzzy logic*).

8.2.1 Lógica booleana

La modelización espacial mediante lógica booleana, que es posiblemente el método más sencillo, consiste en la simple combinación de mapas binarios mediante los operadores estándar AND, OR, NOT y XOR del álgebra de Boole. Los mapas binarios serían las funciones de favorabilidad indicadas anteriormente, por lo que será necesario clasificar previamente todos los mapas que se van a usar como entrada al modelo. Esta binarización se realiza normalmente mediante la aplicación de operadores condicionales tipo *if...then* (si...entonces) (por ejemplo, si $Au > 75$ ppb entonces 1, si no 0). Las reglas para combinar las capas de entrada se obtienen del modelo del fenómeno estudiado, en este caso del modelo de depósito, y expresan una hipótesis o proposición a evaluar (Bonham-Carter, 1994), que en este caso podría enunciarse como "esta zona es favorable para la presencia de depósitos metálicos". El modelo opera comprobando si se cumplen o no los criterios definidos (hipótesis) en todos los lugares (celdas o polígonos) del área de estudio, y produce un mapa de salida binario indicando las zonas donde éstas se cumplen (1) y no se cumplen (0) (figura 8.2). La aplicación de este tipo de modelos es extraordinariamente sencilla con cualquier paquete SIG. Nótese, sin embargo, que con este método no es posible especificar si

una capa de entrada es más importante que otra (Bonham-Carter, 1994). Esto supone en la práctica una limitación importante para muchas aplicaciones, ya que frecuentemente unas capas estarán más relacionadas con el fenómeno o proceso que se modeliza que otras. Por otro lado, la propia naturaleza lógica de la función de combinación puede suponer otro inconveniente, ya que tampoco es posible saber si una zona que cumple los criterios es más adecuada que otra que también los cumple, lo que hace al método muy poco flexible y dificulta en muchos casos el proceso posterior de toma de decisiones (comparación cuantitativa entre zonas, etc.).

Los modelos de depósito y las guías de exploración descritos en el Capítulo 3 pueden ser ahora utilizados para elaborar los criterios a aplicar en la evaluación de la hipótesis

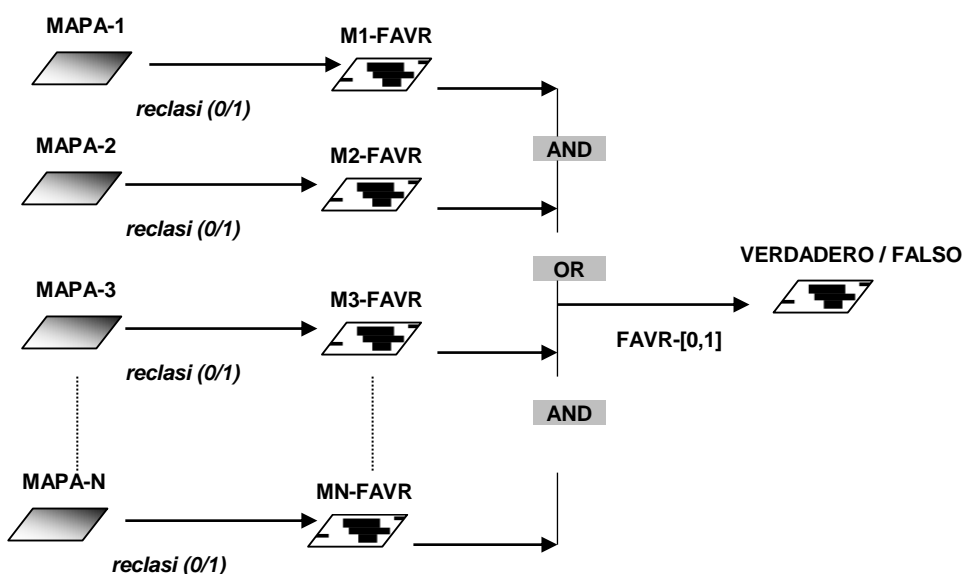


Figura 8.2. Modelo de integración de capas de tipo booleano.

de potencialidad minera. Por otro lado, la información derivada de los análisis estadísticos y de los análisis de asociación entre mapas puede ser también de gran utilidad en la selección de los umbrales para la binarización previa de las capas. En cualquier caso, el número de combinaciones de capas de entrada y potenciales binarizaciones es muy elevado, siendo posible realizar tantos ensayos para generar mapas de salida como combinaciones existen. En este estudio se llevaron a cabo numerosos experimentos, de los que se presentan a continuación tres ejemplos ilustrativos. En el primero, orientado a la detección de depósitos de oro, los criterios

Capítulo 8

clave pueden resumirse en la siguiente lista de sentencias condicionales (modelo booleano 1):

- Criterio 1: Concentración de Au mayor de 75 ppb *OR* Concentración de As mayor de 50 ppm *OR* Concentración de Sb mayor de 1.5 ppm, *AND*
- Criterio 2: Índice de alteración ACNK mayor de 1.5 *OR* Índice de alcalinos mayor de 0.31 *OR* Índice de clorita mayor de 0.7 *OR* Índice de sericita mayor de 0.86, *AND*
- Criterio 3: Componente Principal 2 de la geoquímica (46 variables) positivo, *AND*
- Criterio 4: Anomalía gravimétrica residual de Bouguer positiva mayor de 1.5 mgal, *AND*
- Criterio 5: Anomalía magnética residual positiva o negativa mayor de -20.0 nT, *AND*
- Criterio 6: Cociente de bandas TM 5/7 mayor de 2.1, *AND*
- Criterio 7: Componente principal sobre 4 bandas TM indicando alteración a hidróxidos mayor de 160, *AND*
- Criterio 8: Distancia a lineamiento, fractura o filón menor de 150 m.

El primer criterio, de naturaleza geoquímica, implica la selección de zonas con concentraciones mínimas en al menos uno de los tres elementos de interés directo o como trazadores en los depósitos de oro. El segundo criterio selecciona las zonas con niveles mínimos de alteración. El tercer criterio, similar al primero, selecciona las zonas con valores altos de la asociación As, Sn, Sb, típicos del estilo de mineralizaciones de oro en el área. Los criterios 4 y 5 seleccionan las zonas con anomalías geofísicas positivas. Los criterios 6 y 7 están también orientados a la selección de zonas potencialmente alteradas aflorantes, en este caso identificables mediante teledetección. El último criterio selecciona las zonas con posible influencia de estructuras de fracturación próximas. El mapa resultante de este modelo, que hace uso de un total de 13 capas de entrada, se muestra en la figura 8.3, donde se observa que las zonas aptas se concentran en el sector de las antiguas explotaciones en torno al Cerro del Cinto. También aparece una banda discontinua de zonas adecuadas (según este modelo) con dirección E-O al sur de la carretera sin asfaltar que parte de Rodalquilar hacia el oeste. El número de indicios conocidos incluidos en la clase "apta" generada por este modelo asciende a 13 (24%) (existen unos 55 en la zona utilizable para el análisis, mostrada en gris en la figura 8.3), quedando el 76% en la clase "no apta". El área ocupada por la clase apta indicando dónde se cumplen todos los criterios ocupa solamente el 0.1% del área utilizable. Nótese que el área utilizable en el análisis

corresponde necesariamente a la zona donde se superponen todas las capas de entrada al modelo.

En el segundo experimento que se presenta se utilizaron 8 capas de entrada, en el que se excluyeron las capas de naturaleza geofísica, disponibles sólo en el sector de Rodalquilar, y se incluyó la geología fotointerpretada a partir de imágenes integradas Landsat TM-SPOT Pan. Las reglas utilizadas en este segundo modelo booleano, también orientado a la selección de zonas aptas para contener depósitos de oro, pueden resumirse en (modelo booleano 2):

- Criterio 1: Índice de alteración ACNK mayor de 1.6 **OR** Índice de alcalinos mayor de 0.31 **OR** Índice de clorita mayor de 0.7, **AND**
- Criterio 2: Componente Principal 2 de la geoquímica (46 variables) positivo, **AND**
- Criterio 3: Cociente de bandas TM 5/7 mayor de 2.1, **AND**
- Criterio 4: Componente principal sobre 4 bandas TM indicando alteración a hidróxidos mayor de 160, **AND**

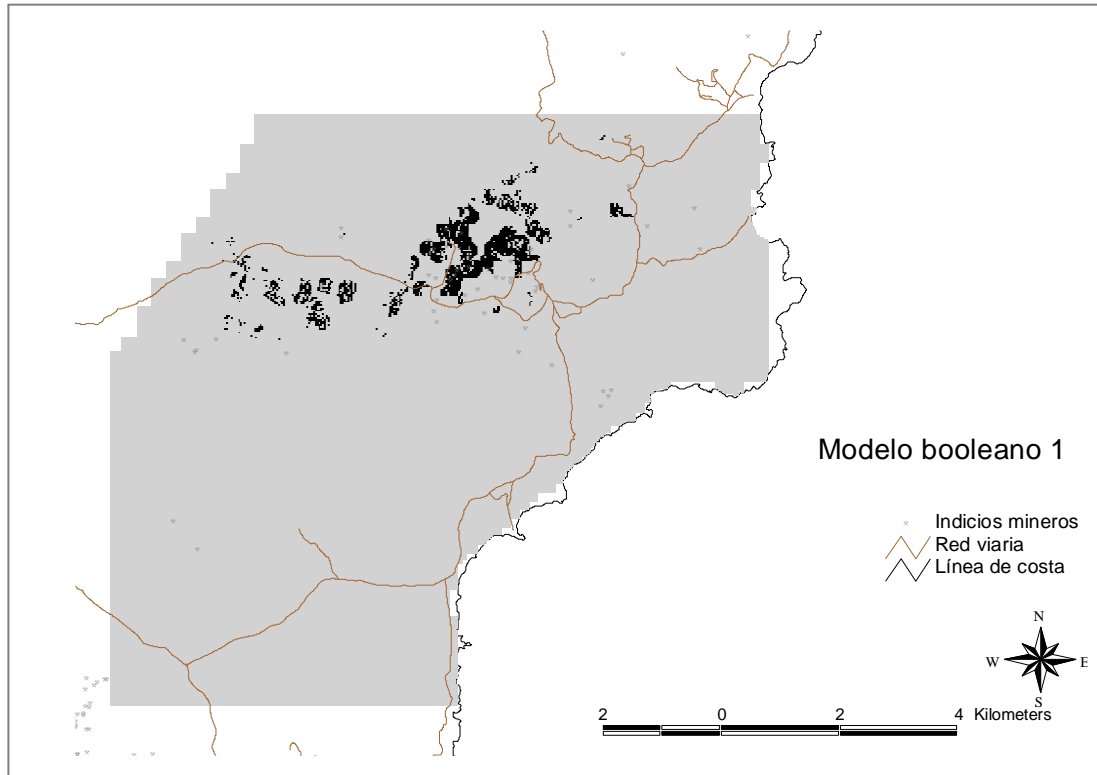


Figura 8.3. Mapa generado con un modelo booleano para la selección de zonas aptas para contener un depósito de oro (13 capas de entrada).

Capítulo 8

- Criterio 5: Distancia a lineamiento, fractura o filón menor de 120 m.
- Criterio 6: En unidad 13 del mapa geológico fotointerpretado (TM+SPOT) **OR** unidad 10 **OR** unidad 17 **OR** unidad 8 **OR** unidad 7 **OR** unidad 6 **OR** unidad 5 **OR** unidad 14 **OR** unidad 4, **AND**

El mapa resultante de este análisis (figura 8.4) muestra una distribución similar al anterior en el distrito de Rodalquilar, aunque las zonas aptas están más dispersas en torno al Cinto. En el distrito de San José aparecen varias zonas de pequeño tamaño

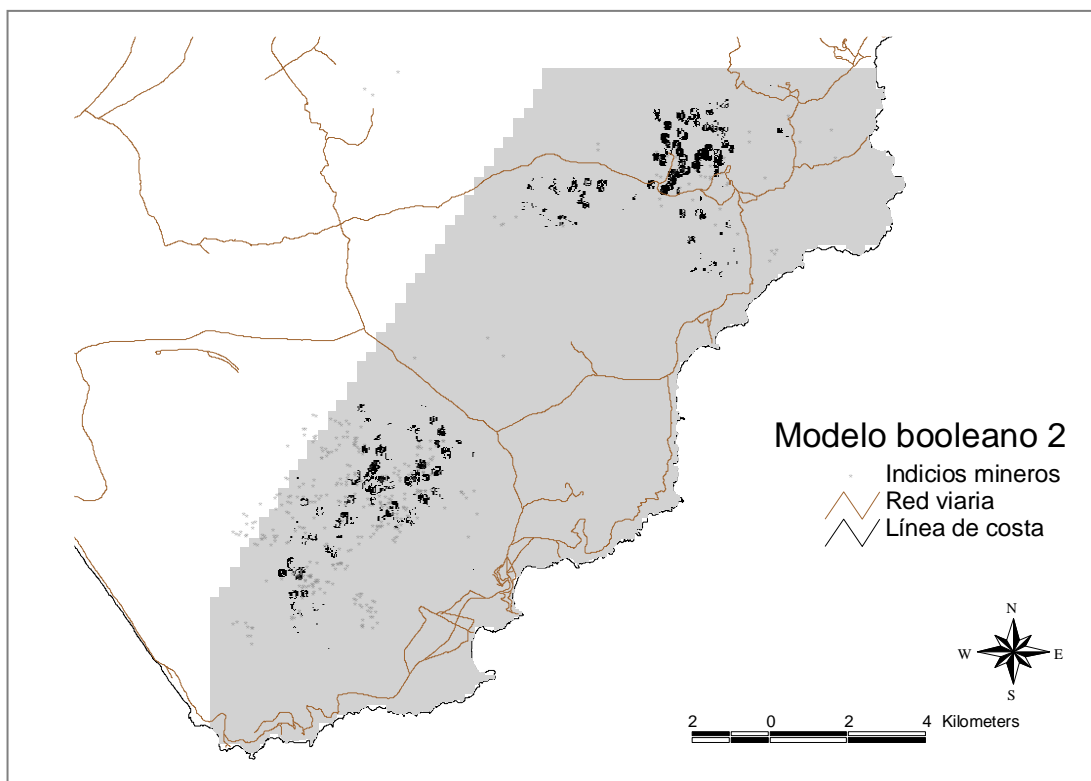


Figura 8.4. Mapa resultante del modelo booleano para la selección de zonas aptas para contener un depósito de oro (8 capas de entrada).

situadas principalmente en la parte norte y noroeste de la Sierra de Cabo de Gata. En este caso, el número de indicios mineros situados en la clase apta es de 36 (10%), sobre un total de 364 indicios situados en la zona analizada (en gris). El área ocupada por la clase apta apenas supera el 0.2% del área total analizada.

El tercer experimento realizado se orientó a la selección de zonas propicias para la presencia de depósitos de sulfuros metálicos (Pb-Zn-Cu-Ag-Au). En este modelo se

utilizaron 11 capas de entrada. Las reglas utilizadas en este modelo pueden expresarse de la siguiente forma (modelo booleano 3):

- Criterio 1: Concentración de Pb mayor de 200 ppm, **AND**
- Criterio 2: Concentración de Cu mayor de 20 ppm, **AND**
- Criterio 3: Concentración de Zn mayor de 200 ppm, **AND**
- Criterio 4: Índice de alteración ACNK mayor de 1.6 **OR** Índice de alcalinos mayor de 0.31, **AND**
- Criterio 5: Índice de alteración clorita mayor de 0.7 **OR** Índice de sericita mayor de 0.9, **AND**
- Criterio 6: Cociente de bandas TM 5/7 mayor de 2.1 **OR** Cociente de bandas TM 3/1 mayor de 1.5, **AND**
- Criterio 7: Distancia a lineamiento, fractura o filón menor de 120 m, **AND**
- Criterio 8: Criterio 6: En unidad 13 del mapa geológico fotointerpretado (TM+SPOT) **OR** unidad 10 **OR** unidad 17 **OR** unidad 8 **OR** unidad 7 **OR** unidad 6

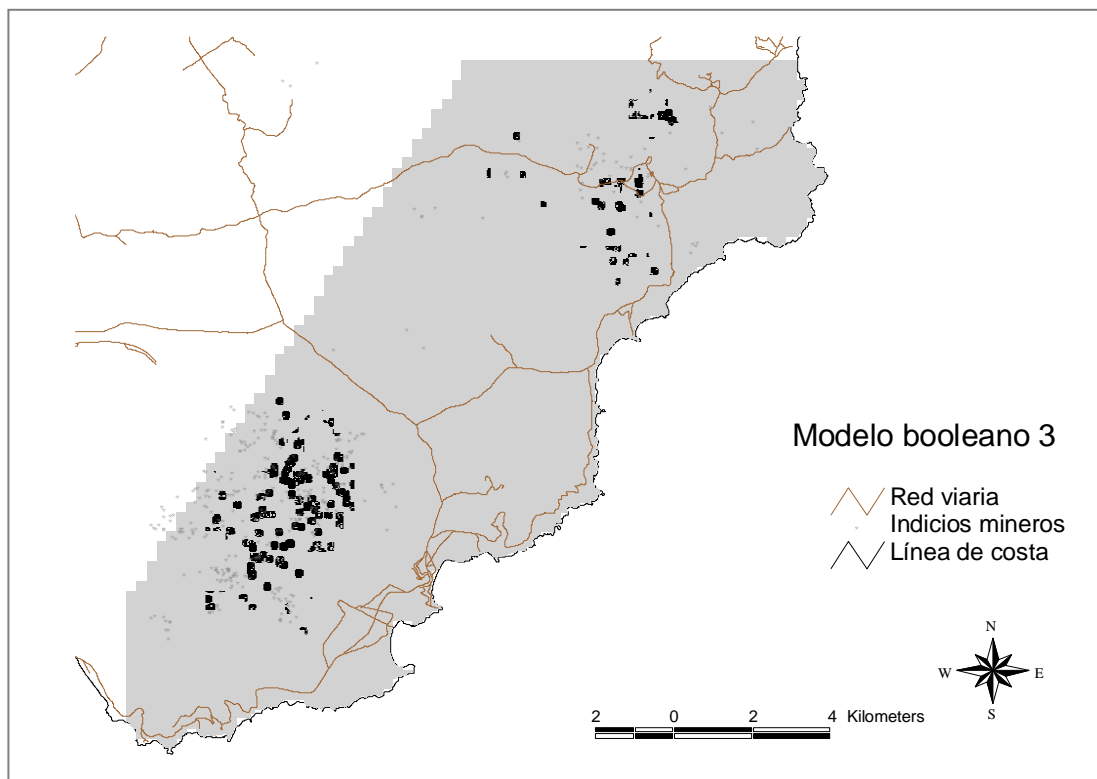


Figura 8.5. Mapa resultante del modelo booleano para la selección de zonas aptas para contener depósitos de sulfuros polimetálicos (Pb-Zn-Cu-Ag-Au) (11 capas de entrada).

Capítulo 8

OR unidad 5 OR unidad 14 OR unidad 4.

Los tres primeros criterios excluyen las zonas con concentraciones en los tres elementos de la asociación típica de este estilo de mineralización por debajo de unos umbrales mínimos. La influencia de la alteración hidrotermal se ha separado en

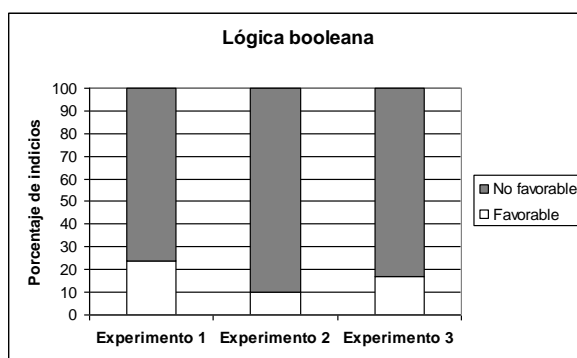


Figura 8.6. Porcentaje de indicios mineros situados en las clases apta (favorable) y no apta (no favorable) de los mapas generados mediante el método de lógica booleana.

distintos criterios, mientras que los cocientes de bandas TM se agrupan en un solo criterio. La salida generada por este modelo presenta una distribución espacial muy distinta a los dos anteriores (figura 8.5). Las zonas aptas están dispersas por toda la parte central y norte de la Sierra de Cabo de Gata, mientras que en el distrito de Rodalquilar las zonas aptas se sitúan a cierta distancia al norte y al sur del sector de antiguas explotaciones del Cinto. En el distrito de San José las zonas presentan forma cuadrada indicando el control de las capas geoquímicas interpoladas con una malla de 250 m. En este caso, 61 (17%) indicios mineros se sitúan en la clase apta, que supone también un escaso 0.2% del área total analizada.

Si se tiene en cuenta exclusivamente el número de indicios mineros conocidos situados en la clase apta de los mapas generados por los modelos booleanos, los resultados obtenidos se pueden calificar de más bien pobres (figura 8.6). Esta circunstancia no es de extrañar dada la pequeña superficie ocupada por la clase apta en los distintos experimentos (0.1-0.2%). No obstante, estos modelos son de gran utilidad para el análisis previo de la distribución de zonas potencialmente interesantes. Debido a su facilidad de aplicación, los modelos espaciales basados en el álgebra booleana suelen ser usados en muchos estudios en las fases iniciales de los análisis antes de emplear métodos más elaborados.

8.2.2 Suma ponderada

Este método está basado, como su nombre indica, en la multiplicación de cada capa de entrada por un peso o factor de ponderación indicando su importancia en el modelo, y la posterior suma de las capas así modificadas. El resultado es una nueva capa de valores numéricos, cuya magnitud representaría en una escala relativa la favorabilidad de cada zona respecto a la hipótesis que trata de evaluar el modelo. La capa resultante suele ser normalizada para facilitar su interpretación dividiendo por la suma de los pesos utilizados, de forma que los valores numéricos quedan acotados al rango 0-1. Así, un valor próximo a 0 indicaría una baja favorabilidad y un valor próximo a 1 una favorabilidad alta. A diferencia del método booleano, esta aproximación posibilita una selección más flexible de las zonas de interés, permitiendo además tener en cuenta la distribución espacial de las mismas en el proceso de selección (Bonham-Carter, 1994).

El método presenta la ventaja adicional de poder ser aplicado indistintamente a capas con dos o más clases (multiclase). En el caso de capas de entrada binarias, éstas llevan asociado solamente el valor del peso asignado (*peso x 1*). En cambio, las capas multiclase permiten introducir en el modelo mucha más información, puesto que se puede asignar un valor de favorabilidad diferente a cada una de las clases (*peso x ValorClase1; peso x ValorClase2...*). La función de combinación aplicada a capas binarias puede expresarse de la siguiente forma:

$$F = \frac{\sum_i^n P_i * Mapa_i}{\sum_i^n P_i}$$

donde F es la puntuación en el rango 0-1 indicando la favorabilidad estimada por el modelo, P_i es el peso asignado al mapa i , y $Mapa_i$ presenta valor 1 (presencia) y 0 (ausencia). En la figura 8.7 se muestra un esquema sintético con los pasos necesarios en la aplicación de este tipo de modelos. Si se comparan las figuras 8.7 y 8.2 es posible apreciar que ahora las capas binarias se multiplican por un valor en vez de realizar una operación lógica. Por otra parte, nótese que en estas dos aproximaciones se puede también hacer intervenir información derivada de los datos, en el sentido que los umbrales para la binarización pueden ser obtenidos mediante el análisis de las relaciones entre el mapa de indicios mineros o anomalías de Au y los mapas de entrada. Por ejemplo, tal como se hizo en la sección anterior, se puede utilizar el umbral de 75 ppb para binarizar el mapa de Au antes de ser introducido en el modelo.

Capítulo 8

Si a esta capa es asignado en el modelo un peso de 8, en las zonas (celdas) donde el valor supere el umbral se le asignará 1, que al ser multiplicado por el peso dará un valor 8. Este valor será sumado con otros equivalentes provenientes de otras capas para generar la puntuación indicando la favorabilidad producida por el modelo. El valor puede ser posteriormente normalizado al rango 0-1 dividiendo por la suma de los pesos. El mapa de favorabilidad resultante puede ser reclasificado, por ejemplo, en 10 clases con intervalo 0.1 para producir un mapa fácilmente interpretable.

Se realizaron numerosos experimentos mediante este método de combinación de

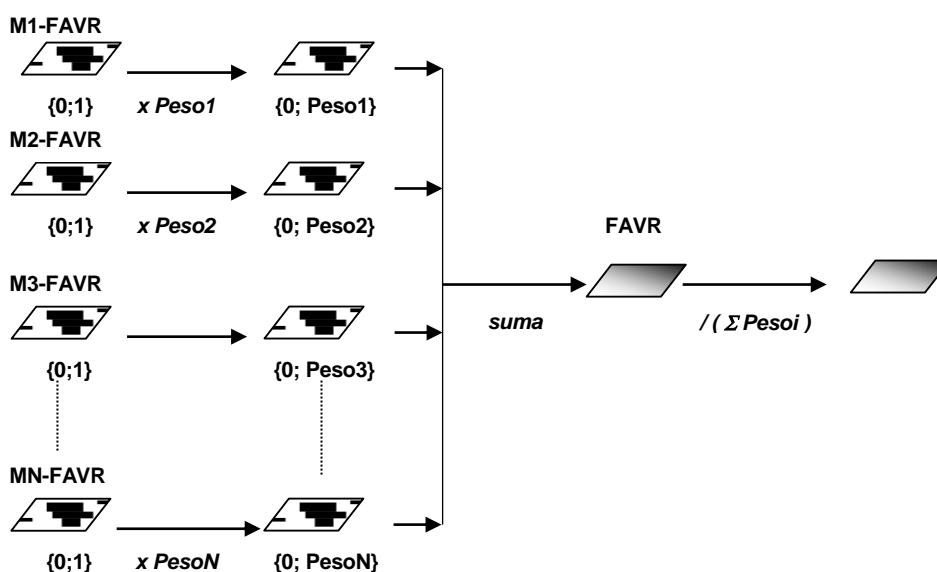


Figura 8.7. Esquema del proceso de modelización de capas binarias mediante suma ponderada.

capas. En ellos se utilizaron distintas capas de entrada y distintas binarizaciones de las mismas. A continuación se presentan los resultados de tres experimentos elaborados con las mismas capas binarias de entrada (funciones de favorabilidad) que los tres presentados en la sección anterior. Se trata así de un modelo, en cierto sentido, mixto y no el clásico en el que cada capa de entrada corresponde a un único mapa binario como el de la figura 8.7. Nótese, por tanto, que algunas de las capas son resultado de una operación lógica tipo OR, y como resultado se incluyen en el modelo más capas que pesos aparecen. En la tabla 8.1 se muestran los pesos utilizados para ponderar las distintas capas de entrada, las cuales corresponden a cada uno de los criterios de los experimentos de la sección anterior.

Tabla 8.1. Ponderación de las capas utilizadas en los tres experimentos con capas binarias. Véase sección anterior para la descripción de cada criterio o función de favorabilidad.

Capa o función de favorabilidad	PESOS		
	Experimento 1	Experimento 2	Experimento 3
Criterio 1	9	5	7
Criterio 2	5	7	7
Criterio 3	8	8	7
Criterio 4	4	8	5
Criterio 5	4	7	5
Criterio 6	5	5	6
Criterio 7	5		8
Criterio 8	8		4
<i>Suma</i>	<i>48</i>	<i>40</i>	<i>49</i>

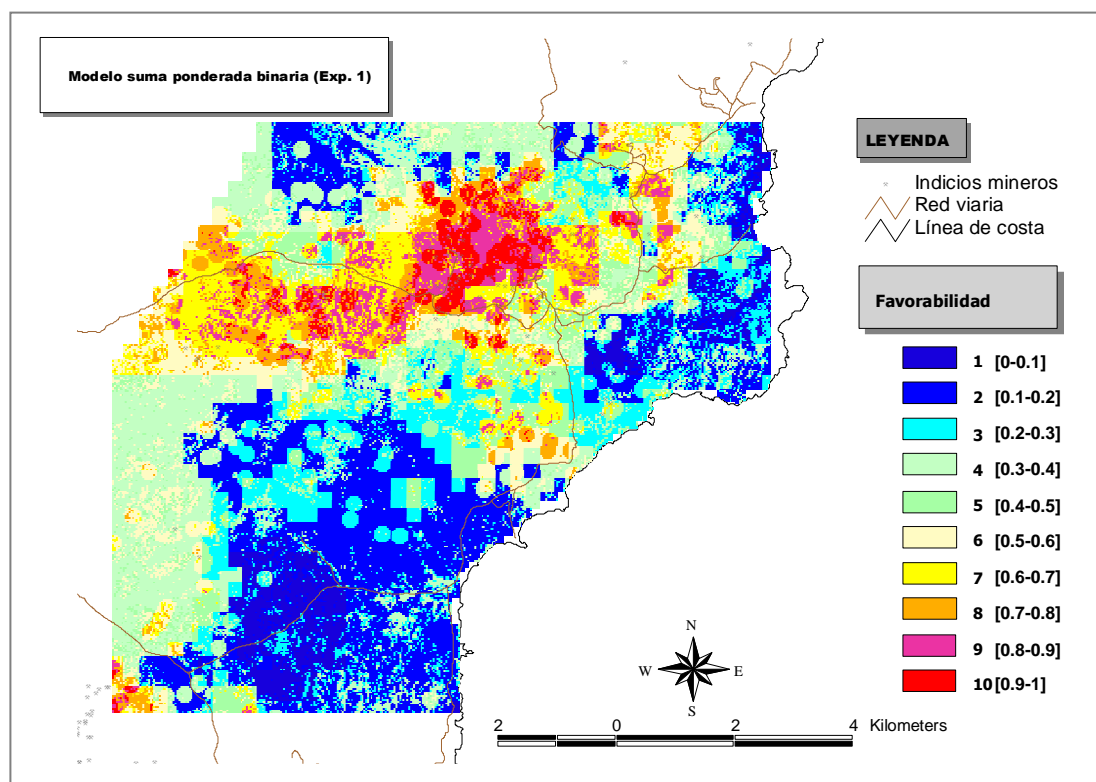


Figura 8.8. Mapa de favorabilidad generado con un modelo de suma ponderada de capas binarias para el experimento 1. Los niveles de gris indican valores que van desde 0 (negro) a 1 (blanco).

En el primer experimento se asignan los pesos más altos a las capas binarias relacionadas con los elementos geoquímicos trazadores de los depósitos de oro y a la

Capítulo 8

distancia a las estructuras de fracturación. Los pesos más bajos son, por el contrario, asignados a las anomalías gravimétrica y magnética residuales. El mapa resultante de este modelo, que en este caso presenta un rango continuo de valores en el intervalo $[0,1]$, se muestra en la figura 8.8 reclasificado en 10 niveles de favorabilidad utilizando un intervalo de 0.1. Se observa que las zonas más favorables se sitúan en el entorno y, sobre todo, al norte y este del Cerro del Cinto. Se aprecia también una banda de valores medios justo al sur de la carretera que parte de Rodalquilar hacia el oeste. Las zonas de valores máximos coinciden aproximadamente con las producidas por el modelo booleano, sin embargo, aparecen varias zonas nuevas como las dos situadas en el sector de los Tollos y la situada justo en la esquina inferior izquierda de la figura. También aparece una zona de valores medios en la parte central junto a la línea de costa, al norte de la Isleta del Moro.

En el segundo experimento se asignan los mayores pesos a las capas derivadas de imágenes TM, mientras que los índices de alteración y el mapa geológico fotointerpretado reciben los pesos menores. El componente principal derivado de la geoquímica y la distancia a lineamientos, fracturas o filones reciben un peso

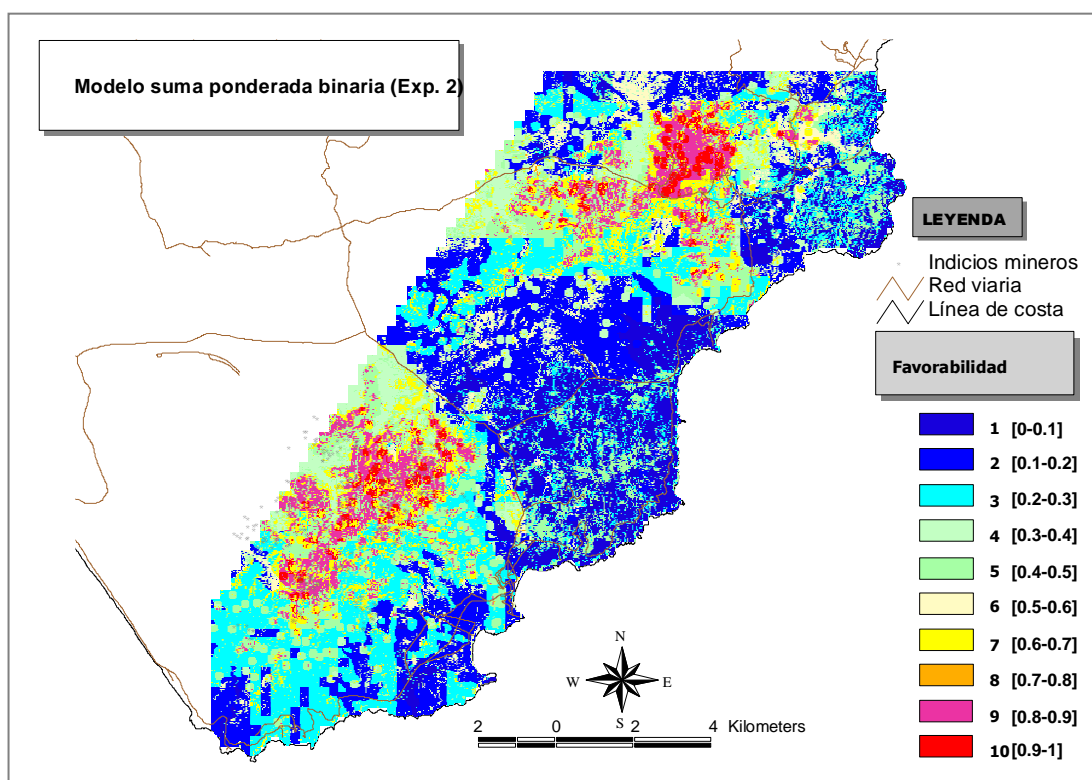


Figura 8.9. Mapa de favorabilidad generado con el modelo de suma ponderada de capas binarias para el experimento 2.

intermedio. El mapa resultante se muestra en la figura 8.9, donde se aprecia que la situación de las zonas más favorables coincide básicamente con la de las zonas aptas del modelo booleano de la figura 8.4. No obstante, la información ofrecida por este mapa es mucho más rica, y aparecen numerosas zonas con valores de favorabilidad altos o intermedios que pueden ser de interés (zona de los Tollos, sector justo al norte de la carretera de Rodalquilar a Campohermoso).

Finalmente, el tercer modelo pondera con el mayor peso a la capa indicando distancia a estructuras de fracturación, mientras que asigna pesos altos a los elementos metálicos básicos. Los pesos menores son asignados a los índices de alteración y al mapa geológico fotointerpretado. El resultado, mostrado en la figura 8.10, indica que las zonas favorables se sitúan en tres núcleos principales, ya apreciables con el modelo booleano. Dos se sitúan al norte y al sur del Cinto, y el tercero ocupa toda la parte

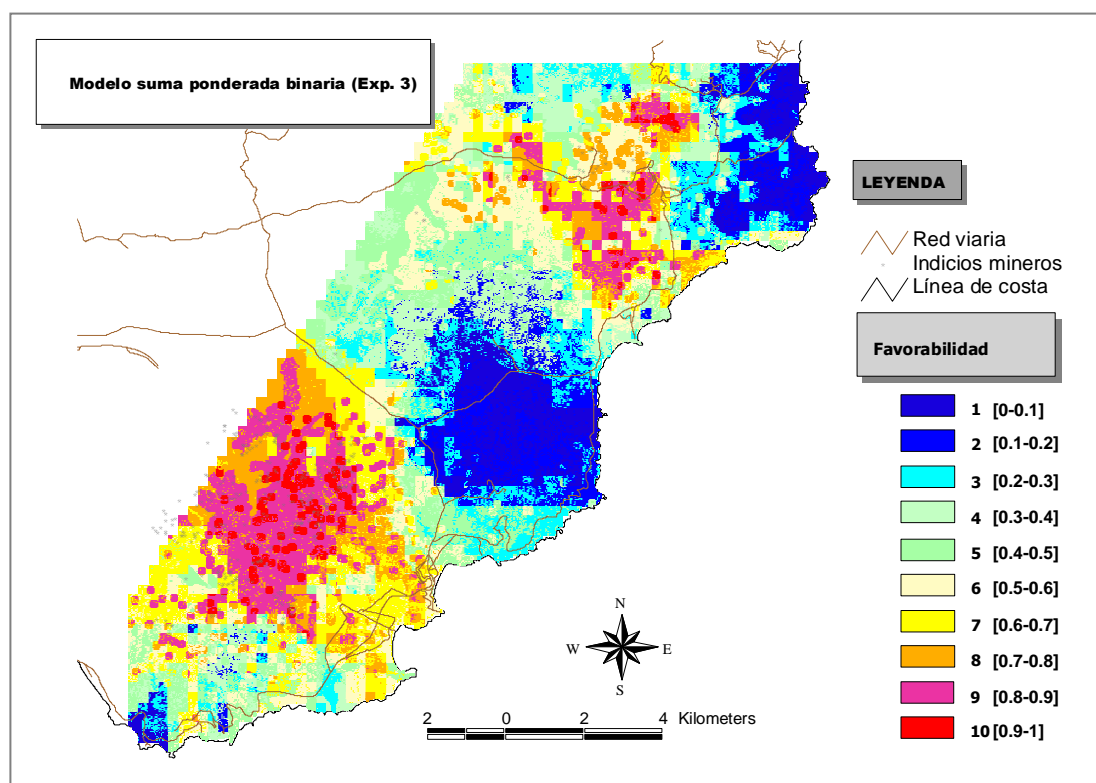


Figura 8.10. Mapa de favorabilidad generado con el modelo de suma ponderada de capas binarias para el experimento 3.

central y norte de la Sierra de Cabo de Gata. La comparación de estos tres mapas indica que las zonas propicias para contener depósitos de oro y de sulfuros

Capítulo 8

polimetálicos sólo se solapan parcialmente. Nótese, por ejemplo, que la zona favorable para el oro en el distrito de San José, según estos modelos, se restringe al borde noroccidental de la Sierra de Cabo de Gata, mientras que para sulfuros ocupa una banda mucho más amplia que se extiende hacia el este.

El análisis de la distribución de los indicios conocidos respecto de los valores de los mapas de favorabilidad discretizados generados en los experimentos indica que en los tres casos la mayor parte de los indicios se sitúa sobre las clases más favorables (figura 8.11a). Así, por ejemplo, en el mapa del primer experimento, el 64% de los indicios se sitúa en clases iguales o superiores a 7, mientras que en el segundo y tercer experimento los porcentajes son del 58% y 88%, respectivamente. En la figura 8.11 se muestra además el área porcentual que ocupa cada clase respecto al área total analizada en cada ensayo. Se aprecia que, en términos generales, los niveles de favorabilidad más bajos ocupan áreas más extensas, salvo en el tercer ensayo en el que éstas son bastante parecidas. Siguiendo con el ejemplo citado, el área ocupada por los niveles iguales o superiores a 7 en los experimentos suponen el 23%, 18% y

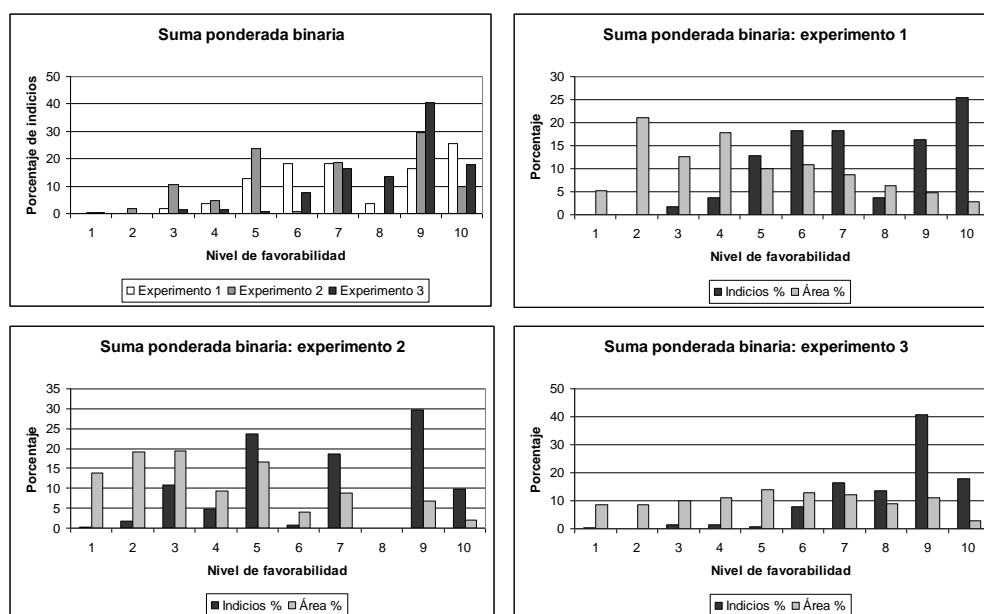


Figura 8.11. De izquierda a derecha y de arriba abajo: a. Número de indicios por clase de favorabilidad. b. Número de indicios y área ocupada por clase para el experimento 1. c. Indicios y área para el experimento 2. d. Indicios y área para el experimento 3.

35% del área analizada, respectivamente. Esto supone una reducción importante en el área de interés prospectivo a estudiar en campañas de exploración o evaluación posteriores, aspecto que se analiza en el capítulo siguiente.

Por otra parte, la aplicación del método de suma ponderada a mapas de entrada multiclase implica la asignación no sólo de un peso a cada capa de entrada al modelo, sino también el establecimiento de un peso diferente a cada una de las clases que compone cada mapa. En este caso el proceso demanda una intervención más importante por parte del analista o investigador, el cual debería tener un conocimiento adecuado del proceso estudiado para poder asignar adecuadamente (subjetivamente) los pesos. El conjunto de pesos para las clases en las distintas capas debe ser definido de forma consistente (en el mismo rango) para evitar introducir efectos no deseados en el cálculo, pudiendo presentar cualquier valor si esto es observado. Por otro lado, resulta conveniente almacenar los distintos pesos en tablas tipo LUT enlazadas con las tablas de las entidades espaciales (celda o polígono) de las capas de entrada (véase sección 6.2.2), lo que facilitará notablemente su posterior manipulación en el proceso de cálculo con el SIG. La función de combinación utilizada en este caso puede ser representada mediante la siguiente expresión:

$$F = \frac{\sum_i^n P_i * Pcl_{ij}}{\sum_i^n P_i}$$

donde F es la puntuación indicando favorabilidad estimada por el modelo, P_i es el peso para el mapa de entrada i , y Pcl_{ij} es la puntuación para la clase j del mapa i , dependiendo el valor de j de la clase que aparezca en cada píxel o polígono. Nótese que ahora la puntuación no estará necesariamente en el intervalo $[0,1]$, sino en un rango que variará en función de la magnitud de los pesos usados. El método es ilustrado con un esquema en la figura 8.12.

La suma ponderada de capas multiclase es sin duda el método más frecuentemente utilizado en la modelización espacial con SIG, debido fundamentalmente a su sencillez conceptual, fácil aplicación y notable flexibilidad a la hora de incorporar información relevante (en forma de pesos) en el proceso de combinación. No obstante, Bonham-Carter (1994) argumenta que la principal limitación del método radica en su naturaleza aditiva lineal. El método de suma ponderada se utilizó intensivamente en este estudio para generar distintos mapas de favorabilidad usando distintas combinaciones de los mapas relevantes multiclase que estaban disponibles en la base de datos de exploración. Los pesos se asignaron teniendo en cuenta la opinión de especialistas en exploración minera (compañía ADARO) con experiencia en la zona de estudio. Como se adelantó en el Capítulo 6, en estos análisis se empleó una reclasificación en cuatro niveles de favorabilidad para todos los mapas de entrada (funciones de favorabilidad):

Capítulo 8

(1) muy poco favorable, (2) poco favorable, (3) favorable y (4) muy favorable. Para la asignación de los pesos de las clases de los mapas ($P_{cl_{ij}}$) se optó por seguir un esquema común tomando como base una progresión geométrica con valores 2, 4, 8 y 16 (2^n , $n=1,2,3,4$), de forma que una clase muy poco favorable recibirá un peso igual a 2, mientras que una clase muy favorable recibirá un peso igual a 16. Con este esquema las zonas que presenten favorabilidad muy alta en varias capas de entrada serán especialmente destacadas por el modelo, aspecto importante en la modelización de procesos raros (muy poco frecuentes) como son los depósitos minerales. Por otro lado, para la puntuación asignada a cada mapa (P_i) se definió un esquema análogo a porcentajes, en donde los pesos individuales están acotados al rango 0-100 y la suma de todos ellos es siempre 100.

Para realizar los ensayos se elaboró un sencillo entorno gráfico sobre el SIG ArcInfo® que permite asignar interactivamente los pesos a los distintos mapas de entrada y

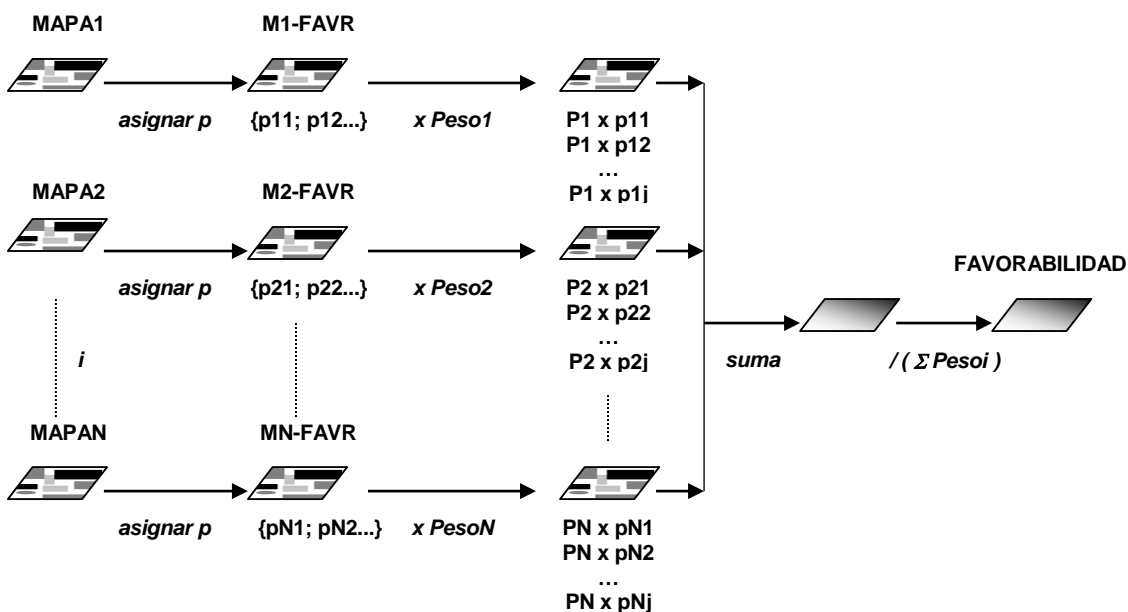


Figura 8.12. Esquema sintético del modelo de integración de capas (mapas) multiclasa mediante el método de suma ponderada.

explorar visualmente los resultados obtenidos. El entorno, desarrollado con el lenguaje de macros de ArcInfo®, AML (ESRI, 1994), opera sobre capas en formato raster (GRID), y se basa en el uso de enlaces (relaciones) entre tablas de entidades espaciales y tablas tipo LUT incluyendo los pesos (sección 6.2.2). Este entorno se

utilizó intensivamente en la simulación de escenarios de exploración, aspecto desarrollado en el capítulo siguiente.

En la aplicación práctica de este tipo de modelos aparecen, sin embargo, una serie de problemas relacionados principalmente con la presencia de áreas parcialmente informadas, es decir, áreas que no han sido muestreadas y que por sus características no permiten ser interpoladas, y que, por tanto, son áreas en donde no se dispone de algún o algunos conjuntos de datos. Esto se traduce en que las distintas capas de la base de datos presentan extensiones geográficas distintas, por lo que habrá zonas del área de estudio en donde no se superponen todas. Esta circunstancia, que suele ocurrir en mayor o menor medida en casi todos los estudios geocientíficos, plantea una serie de interrogantes sobre qué hacer con dichas zonas: ignorarlas o utilizar de alguna forma la información disponible. El problema, que no tiene solución, aparte de realizar un nuevo muestreo (siempre muy caro), puede ser, sin embargo, paliado adoptando distintas estrategias. La primera opción de ignorar las zonas parcialmente informadas es la aproximación más fácil y sencilla, y aunque evita complicaciones en la modelización, implica dejar de utilizar información que puede ser relevante. La segunda opción consiste básicamente en asignar algún valor (nivel de favorabilidad) a las variables (capas) en las zonas donde no se han medido. Una posibilidad es utilizar un valor mínimo con la esperanza de que si las variables que sí están disponibles presentan favorabilidad muy alta, el modelo produzca una valor de favorabilidad final también alto. Otra opción es utilizar un nivel medio de forma que no modifique ni a la baja ni al alta la salida del modelo. La elección dependerá básicamente de los objetivos perseguidos en el estudio. Se puede optar también por procedimientos más elaborados como tratar de estimar el valor a partir de otras variables, por ejemplo, mediante regresión, aunque esto puede introducir también alteraciones en el modelo al utilizar datos fuertemente intercorrelacionados. Como se verá más adelante, los métodos de combinación probabilísticos permiten una aproximación más adecuada. En este caso se realizaron distintos ensayos utilizando un valor nulo (0), el valor mínimo (2) y el valor medio (6), para seleccionar finalmente el valor mínimo debido a las características del muestreo en el área (zonas potenciales de interés bien muestreadas).

En la tabla 8.2 se detallan las capas utilizadas en la simulación test y los pesos asignados a cada una según el tipo de depósito que se pretendía modelizar (la reclasificación de las capas en cuatro niveles de favorabilidad ya fue discutida en el Capítulo 6). En este caso se utilizaron variables geomineras distintas a los ensayos anteriores, adoptando una aproximación más clásica. Así, se optó por reducir el número de variables geoquímicas utilizando únicamente los componentes principales (esto reduce además potenciales problemas de multicolinealidad en el modelo) y la

Capítulo 8

capa de mineralogía indicando asociaciones típicas de zonas alteradas. Los datos de teledetección se redujeron a tres mapas temáticos derivados mediante fotointerpretación y clasificación de imágenes TM y ATM, los cuales incluyen clases alteradas y no alteradas. Las capas de naturaleza geológica utilizadas como entrada al modelo se ampliaron, aparte del mapa geológico de detalle y las estructuras de fracturación, para incluir las estructuras volcánicas. También se incluyó en el modelo la geofísica aerotransportada y la radiometría de campo.

Tabla 8.2. Ponderación de las capas utilizadas en los modelos de suma ponderada multiclase para predicción de depósitos de oro y de sulfuros polimetálicos. Nótese que no se hace uso de los indicios mineros.

CAPAS	PESOS	
	Depósitos de Au	Depósitos de Pb-Zn-Cu
Fotointerpretación (TM+SPOT)	3	15
Clasificación TM	7	10
Clasificación ATM	10	0
Radiometría de campo	1	2
<i>Subtotal teledetección</i>	21	27
Geología de detalle	20	15
Fracturas y lineamientos	7	12
Estructuras volcánicas	3	8
Indicios mineros	--	--
<i>Subtotal geología</i>	30	35
Mineralogía	2	2
CP1 Geoquímica detalle	11	13
CP2 Geoquímica detalle	16	1
CP3 Geoquímica detalle	1	19
<i>Subtotal geoquímica</i>	30	35
Aeromagnetometría	5	3
Anomalía magnética residual	7	0
Anomalía gravimétricas residual	7	0
<i>Subtotal geofísica</i>	19	3
<i>TOTAL</i>	100	100

En este modelo los pesos pueden tomar cualquier valor entero, puesto que el resultado está normalizado, aunque se asignaron pesos entre 0 y 100, de tal manera que la suma de los ponderadores fuera 100. El resultado de la aplicación de los modelos es una nueva capa raster en el que cada celda toma un valor bien en el rango 0-16, bien en el rango 2-16, dependiendo del método elegido para tratar las áreas parcialmente informadas, como se ha comentado previamente. Este valor puede ser interpretado como un índice de favorabilidad minera (IFM), de acuerdo al razonamiento que se ha utilizado. Este índice indicaría, por tanto, las zonas más con más potencial para

contener un depósito mineral del tipo en cuestión. Para la visualización e interpretación de la capa IFM se utilizó una escala de color estándar, con colores fríos como los azules para valores bajos (menor interés prospectivo), colores intermedios como los verdes para valores medios, y colores calientes como naranjas y rojos para los valores altos (alta potencialidad). En los documentos generados se especifica el valor que presenta el IFM y el área que ocupa cada valor (no se muestra aquí), facilitando así la selección de las zonas objetivo para investigaciones más detalladas. Los mapas de potencialidad minera (favorabilidad) para los depósitos minerales de oro y los depósitos de sulfuros polimetálicos (Pb-Zn-(Au-Cu-Ag)) se muestran en las figuras 8.13 y 8.14,

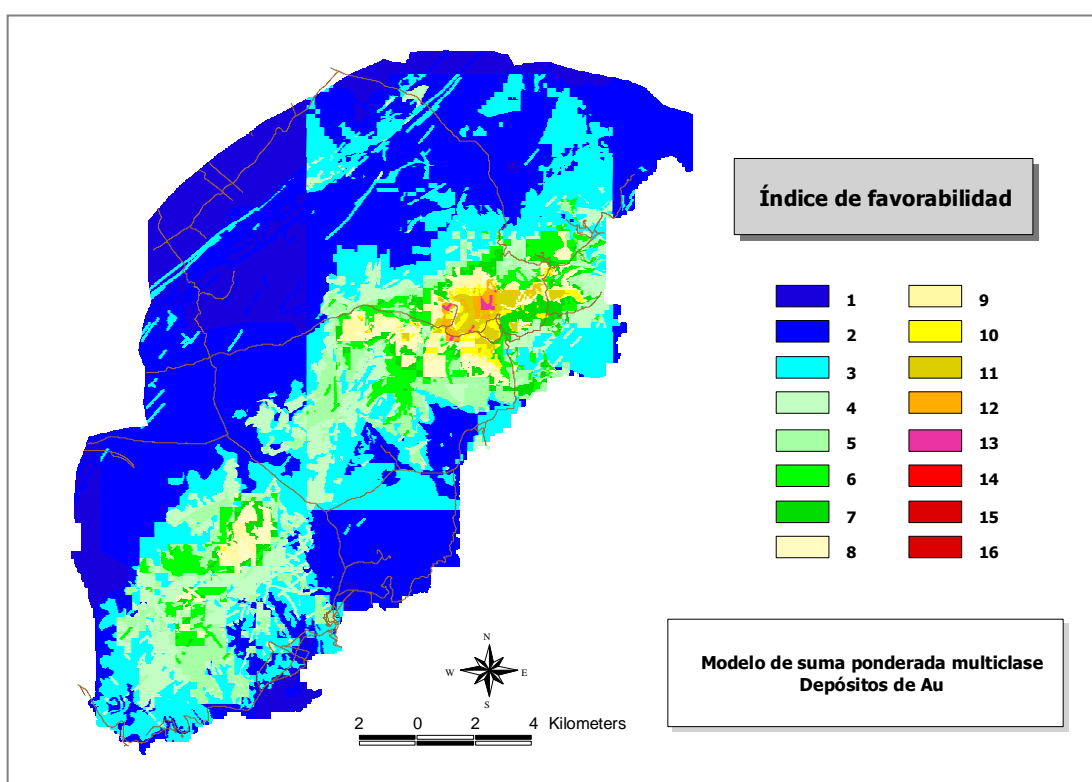


Figura 8.13. Mapa de favorabilidad a la presencia de depósitos de oro generado con el modelo de suma ponderada multiclasificada utilizando 14 capas de entrada. Los pesos utilizados corresponden a los de la tabla 8.2.

respectivamente. Estos mapas se generaron utilizando la opción del valor mínimo para las zonas parcialmente informadas.

El mapa indicando favorabilidad a la presencia de depósitos de oro presenta una distribución similar a la de los mapas generados con los modelos más simples, aunque ahora es posible diferenciar con claridad distintas zonas favorables no apreciables anteriormente. El área de mayor potencial se sitúa en torno al sector del Cinto, pero

Capítulo 8

ahora aparecen dos zonas diferenciadas con valores altos (tonos rojos), una en el Cerro del Cinto y otra a algo más de 1 Km hacia el este. Las zonas con valores medios se distribuyen principalmente alrededor de los sectores anteriores, en una banda al sur de la carretera que parte de Rodalquilar hacia Campohermoso y en la parte norte de la Sierra de Cabo de Gata. Aparecen también algunas zonas dispersas con IFM medio en la parte central de la Sierra de Cabo de Gata y en el borde noroeste del área de estudio en la terminación norte de la Serrata de Níjar. Nótese en algunos casos los bordes rectilíneos entre distintos niveles de favorabilidad, resultado del tamaño de celda de algunas de las superficies o capas de entrada al modelo y, sobre todo, de la

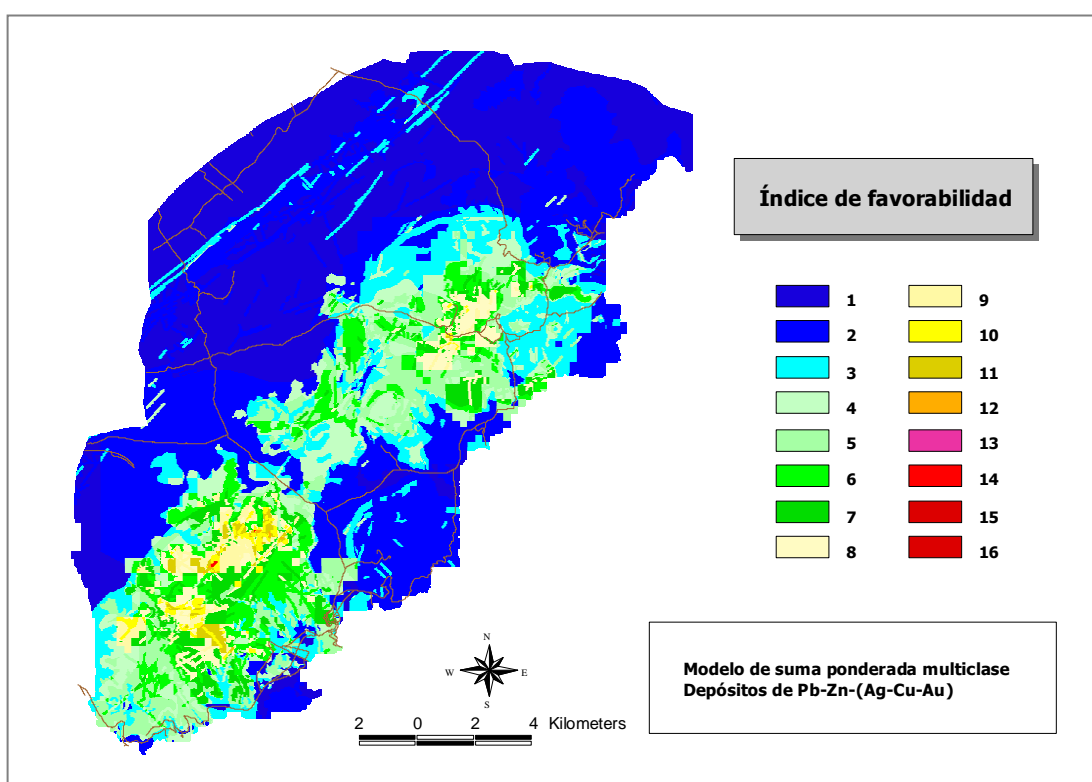


Figura 8.14. Mapa de favorabilidad a la presencia de depósitos de sulfuros polimetálicos generado con el modelo de suma ponderada multiclasa utilizando 14 capas de entrada. Los pesos utilizados corresponden a los de la tabla 8.2.

diferente extensión espacial de las distintas capas de entrada.

En el mapa de potencialidad minera para los sulfuros polimetálicos, las zonas de mayor favorabilidad se sitúan, en cambio, en el distrito San José, concretamente en la parte central y noroccidental de la Sierra de Cabo de Gata. En este caso, el índice de favorabilidad alcanza valores superiores a 13 (tonos rojos) solamente en un pequeño

sector. En el distrito de Rodalquilar se alcanzan solamente valores medios, principalmente al sur y este del sector del Cinto.

La distribución de los indicios conocidos respecto a las clases de los mapas de favorabilidad generados con este método es claramente distinta a la obtenida con los métodos analizados anteriormente. En este caso la mayor parte de los indicios se sitúan en clases de favorabilidad media o incluso baja. Esto es debido, primero, al sistema de ponderación utilizado en el que se prima con pesos muy altos sólo la clase de mayor favorabilidad de cada mapa de entrada, y segundo, a que ahora se genera un mapa que cubre todo el área de estudio, incluyendo las áreas parcialmente informadas a las que se asignó un peso bajo. En la figura 8.15 se muestra el porcentaje de indicios situados en cada clase de los mapas de favorabilidad generados, así como el área porcentual que ocupan cada una de las clases. Se aprecia que ahora la distribución del porcentaje de indicios muestra un histograma casi normal, mientras que las áreas presentan un histograma con fuerte asimetría. Así, por ejemplo, las clases con valor superior o igual a 5 contienen al 60% de los indicios y suponen solamente el 17% del área total en el primer experimento. Si se considera también la clase con índice de favorabilidad 4 el porcentaje de indicios sube al 89%, mientras que el área supone el 27% del total. Para el segundo experimento, las clases con valores

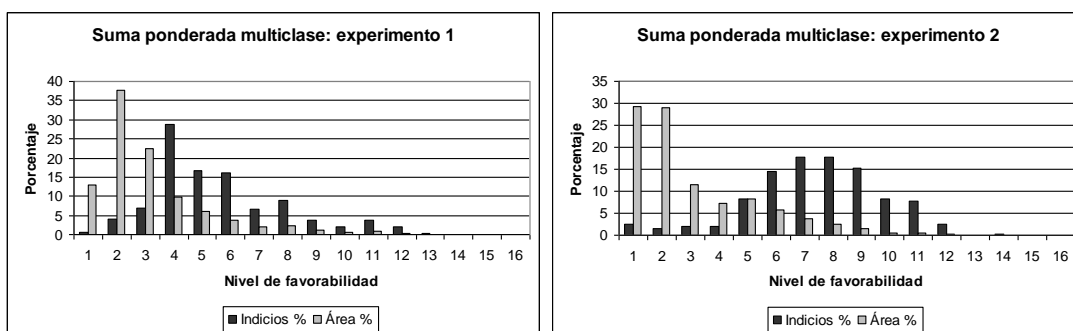


Figura 8.15. Número de indicios por clase de favorabilidad y área ocupada por clase para los mapas generados con los modelos de suma ponderada multiclase.

iguales o superiores a 6 incluyen el 84% de los indicios, mientras que solamente ocupan el 15% del área total. La reducción de superficie es en ambos casos notable.

Como se ha visto, en estos experimentos no se utilizó de forma explícita la capa correspondiente a los indicios mineros. Esta circunstancia se aprovechó para evaluar parcialmente y de forma estadística los modelos mediante la comparación de los

Capítulo 8

resultados obtenidos con la distribución de la densidad de los indicios minerales disponibles. Para ilustrar los análisis se presenta a continuación el método utilizado y los resultados obtenidos de la comparación del mapa de favorabilidad para depósitos de sulfuros polimetálicos con los indicios en un sector piloto en el distrito de San José. Concretamente, el sector piloto incluye la mayor parte de la Sierra de Cabo de Gata, con una superficie de 70.4 Km², y coordenadas UTM 571000-4067000 y 579800-4075000, para las esquinas inferior izquierda y superior derecha, respectivamente. Para el análisis se utilizó un mapa de favorabilidad con tamaño de celda de 200 m x 200 m (el tamaño de salida es una opción del entorno utilizado para la modelización), y se contabilizó el número de indicios presentes en cada celda, así como el valor de IFM que presentaba. Estos pares de valores se utilizaron entonces para realizar diversos tests estadísticos.

El número de indicios por celda presenta, como era de esperar, una distribución tipo

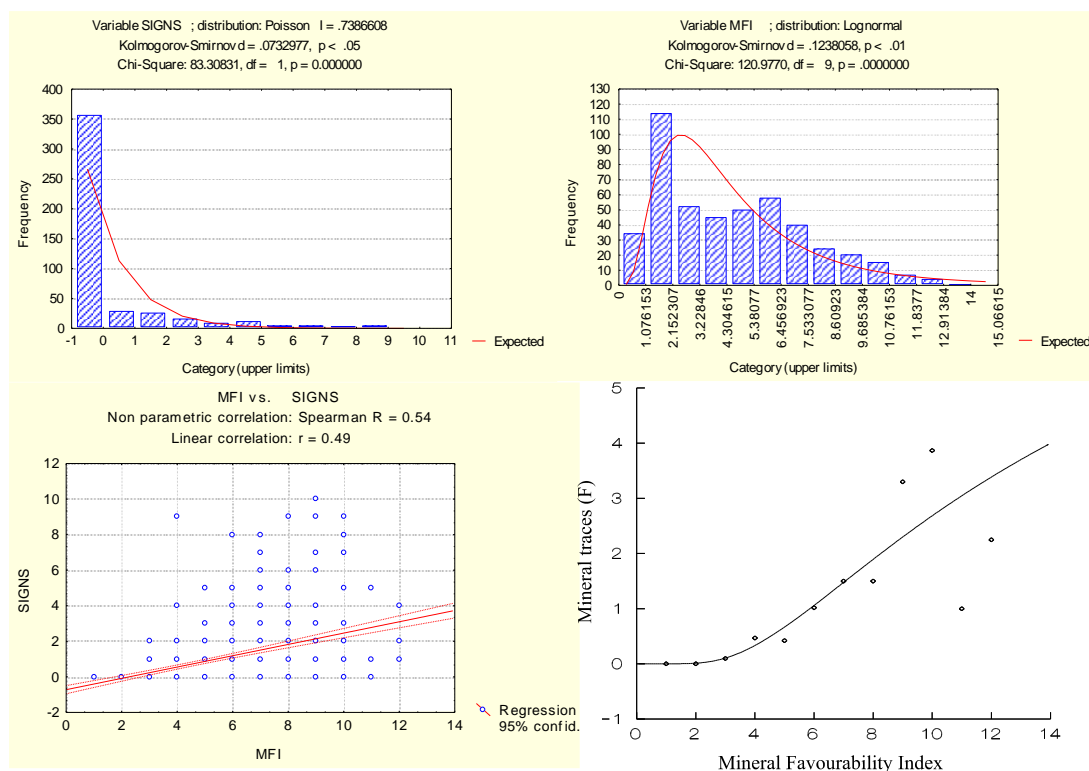


Figura 8.16. De izquierda a derecha y de arriba abajo: a. Histograma de los indicios mineros de sulfuros polimetálicos. b. Histograma del IFM simulado para los sulfuros polimetálicos (Sierra de Cabo de Gata). c. Diagrama de dispersión de los indicios (sulfuros polimetálicos) y el IFM simulado. d. Ajuste de una función semilogarítmica entre el número de indicios medio y valor de IFM.

Poisson (figura 8.16a), mientras que los valores de IFM simulados presentan una distribución de tipo lognormal (figura 8.16b). Para verificar el grado de ajuste entre las variables número de indicios e IFM se calcularon diferentes tipos de coeficientes de correlación no paramétricos. Así, el coeficiente de correlación no paramétrico de Spearman R , cuya interpretación sería equivalente al del clásico coeficiente de correlación lineal r , presenta un valor de 0.54, indicando que existe una correlación positiva, muy aceptable, entre indicios e IFM (figura 8.16c).

Se realizó asimismo un análisis más detallado de la relación entre el IFM y número de indicios minerales para tratar de mejorar su caracterización. Para ello se calculó el número de indicios medio para cada valor de IFM ($E[\text{Indicios}/\text{IFM}]$), de manera que aparece una relación mucho más clara entre ambas variables, como se aprecia en la figura 8.16d (compárese con la figura 8.13c). Es posible de este modo ajustar una función de tipo semilogarítmica, ponderada por la varianza de los indicios correspondientes a cada valor de IFM, que explica muy bien la relación existente. Mediante esta función, de la forma general $Y = \exp(\beta_1 + \beta_2 \cdot 1/X)$ es posible evaluar de forma aproximada el número de indicios medio (Y) en cualquier punto del área de estudio, a partir del valor de IFM obtenido en el sector de la Sierra de Cabo de Gata (X). La función ajustada toma coeficientes $\beta_1 = 2.38$ y $\beta_2 = -13.94$, y permite obtener una correlación entre valores de indicios originales y estimados que va de 0.6 a 0.8 según se pondere o no la información. Estos valores son muy aceptables, y en términos prácticos muy interesantes, ya que pueden ayudar al establecimiento de tácticas de muestreo en zonas mineras.

En términos generales, la utilización de modelos de suma ponderada multiclasa resulta una técnica de gran utilidad y muy potente para la creación de mapas de favorabilidad, en este caso de potencialidad minera. Los mapas resultantes de estos modelos no coinciden exactamente con los obtenidos con el modelo lógico, ya que los métodos de agregación de las funciones de favorabilidad difieren notablemente. Como se ha indicado anteriormente, el número de combinaciones de capas y esquemas de ponderación es enorme, lo que proporciona a este método de modelización de una gran flexibilidad y potencia. Para ilustrar esta idea se muestra en la figura 8.17 un mapa de favorabilidad para la presencia de depósitos de arcillas industriales tipo bentonita generado a partir de las mismas capas de entrada que los modelos anteriores (tabla 8.2), pero con una ponderación diferente para las clases y capas (pesos altos para fracturación y geología fotointerpretada). En este caso las zonas favorables se sitúan en torno a la caldera de los Frailes, en la Serrata de Níjar y al norte del distrito de Rodalquilar, zonas todas ellas donde se localizan numerosas explotaciones de bentonitas.

8.2.3 Lógica difusa

La lógica difusa extiende el razonamiento clásico de la teoría de conjuntos, basado en la pertenencia excluyente a un conjunto (pertenece o no pertenece, 1 o 0), para considerar estados intermedios en los que un elemento puede presentar un grado de pertenencia intermedio a un conjunto (entre 0 y 1). Estos estados definen los denominados conjuntos difusos (Zadeh, 1965), que son en realidad funciones ($\mu(x)$) que asocian a cada elemento que pudiera ser miembro potencial de un conjunto un número entre 0 y 1 indicando el grado real de pertenencia al mismo. Un grado igual a cero indica que el elemento no está en el conjunto, y un grado uno significa que el valor es completamente representativo del conjunto. En cambio, a diferencia de la teoría clásica de conjuntos, entre estos dos valores existe un rango continuo de grados de pertenencia, lo que produce una curva a través de los miembros del conjunto (figura 8.18). La lógica booleana es, por tanto, un caso especial de la lógica difusa, concretamente cuando hay certidumbre sobre los datos y los valores de pertenencia se

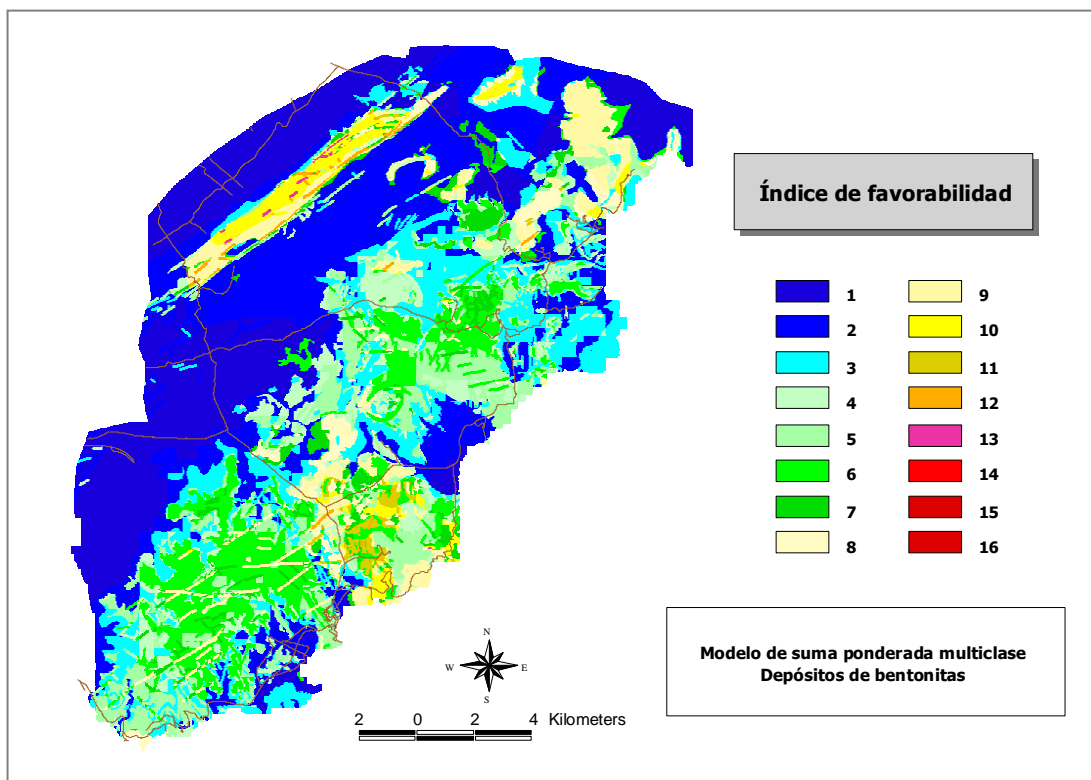


Figura 8.17. Mapa de favorabilidad a la presencia de depósitos de bentonitas generado con un modelo de suma ponderada multiclasa utilizando 14 capas de entrada.

reducen a 0 y 1 (certidumbre), de forma que el conjunto se convierte en discreto y los resultados coincidirán con los obtenidos con la lógica booleana (Cox, 1994).

Los métodos de lógica difusa han sido aplicados en distintos aspectos de la modelización espacial con SIG (véase Banai, 1983; Burrough, 1989; Burrough et al., 1992; Burrough y McDonnell, 1998), en este sentido, la lógica difusa supone un punto intermedio entre los rígidos modelos booleanos y los modelos continuos de la suma ponderada. En el contexto de la cartografía de potencialidad minera con SIG, la favorabilidad para la presencia de un depósito mineral puede ser considerada como un concepto difuso expresable como pertenencia a un conjunto difuso. Así, los miembros del conjunto FAVORABLE pueden ser valores o niveles de favorabilidad de las clases de una o varias capas de la base de datos de exploración. El conjunto difuso indica hasta qué grado una clase es miembro del conjunto FAVORABLE, de forma que una clase muy

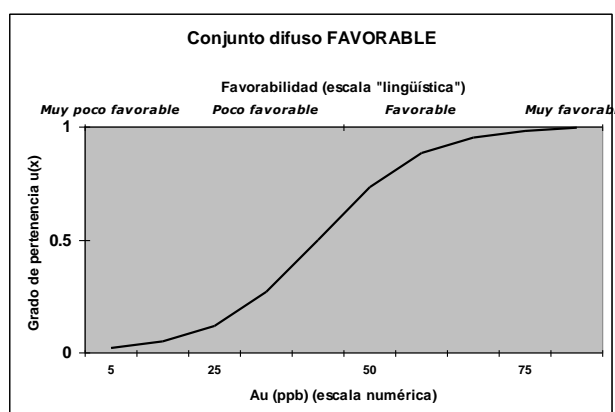


Figura 8.18. Idea de favorabilidad minera como un conjunto difuso FAVORABLE. Los potenciales miembros del conjunto son los niveles de favorabilidad de los valores o clases de los mapas de entrada.

favorable que controla fuertemente la presencia de depósitos es seguramente una variable del conjunto, mientras que una clase muy poco favorable, es decir, sin relación con los depósitos no sería considerada FAVORABLE. La figura 8.18 ilustra este concepto, en el que al elemento "muy poco favorable" va asociado un valor próximo a cero, mientras que al elemento "muy favorable" va asociado un valor próximo a uno.

La forma en que se ha enunciado el conjunto anterior trae a colación la idea central en la modelización mediante lógica difusa: la de una variable lingüística (Cox, 1994). El conjunto difuso FAVORABLE es una variable lingüística que puede ser utilizada para tomar decisiones sobre una clase o variable de exploración particular (por ejemplo, "si

Capítulo 8

la clase j del mapa i es favorable entonces situar perforación”), pero, además, una variable lingüística lleva consigo el concepto de calificativo de conjuntos difusos (véase Cox, 1994; Kosko, 1995). Los calificativos modifican la forma de los conjuntos difusos de forma predecible y funcionan como los adjetivos o adverbios en cualquier idioma. Esto permite al investigador expresar conceptos aproximados (matices) de forma adecuada, cosa otrora imposible. Un ejemplo de éstos son precisamente los adjetivos “muy poco”, “poco” y “muy”, utilizados en la categorización de la favorabilidad de las variables geognósticas, por lo que ésta tiene una traducción directa a términos de grado de pertenencia, como se aprecia en la figura 8.18. Por otra parte, la función de pertenencia puede presentar cualquier forma, siendo común la utilización de funciones no lineales de tipo sigmoidal como la función logística (figura 8.18), lo que supone una ventaja sobre los métodos anteriores.

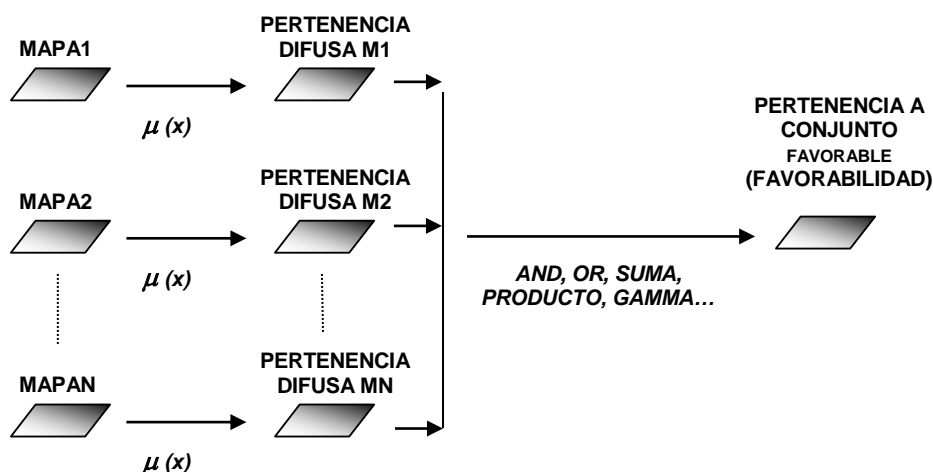


Figura 8.19. Esquema sintético del modelo de integración de capas (mapas) mediante la utilización de conjuntos y reglas difusas.

Así, por ejemplo, el grado de pertenencia al conjunto FAVORABLE de las celdas de la superficie interpolada de Au puede ser definido asignando un valor de 1 a las que superen el umbral de 75 ppb ($\mu(Au)=1$), un valor de 0 a las que estén por debajo de 5 ppb ($\mu(Au)=0$), y el valor resultante de la función logística si está en medio: $\mu(Au) = [1/(1+e^{-Au})]$ (véase figura 8.18). En la práctica se suele utilizar una tabla tipo LUT con valores de corte o código de la clase y el correspondiente grado de pertenencia, tal como se hizo en la categorización en cuatro niveles de favorabilidad anteriormente (tabla 6.8). En este caso se asignó un valor de 0.9 a la clase muy favorable, 0.75 a la favorable, 0.25 a la poco favorable y 0.1 a la muy poco favorable. Los grados de

pertenencia son normalmente escogidos de forma subjetiva para reflejar el conocimiento disponible sobre la importancia relativa de las capas y cada una de sus clases. Es importante destacar esta circunstancia, ya que los valores de pertenencia difusa deben reflejar tanto la importancia relativa de cada mapa como la importancia relativa de cada una de las clases de un mapa de forma conjunta (Bonham-Carter, 1994). La pertenencia difusa es, por tanto, similar al efecto combinado de las puntuaciones de las clases y de los pesos de los mapas del método de suma ponderada. Este último aspecto puede suponer en algunos casos una limitación del método para la modelización espacial, ya que su aplicación se hace muy farragosa cuando el número de capas multiclase es importante. En la figura 8.19 se muestra un esquema de la modelización espacial mediante este método.

Al igual que los conjuntos booleanos, los datos de los conjuntos difusos pueden ser manipulados utilizando operaciones lógicas. Estas operaciones son generalizaciones de las operaciones AND, OR, etc., de la lógica booleana. Para una descripción detallada de todos ellos véase Cox (1994) o Kosko (1995). En el trabajo de Bonham-Carter (1994) se presenta una revisión desde el punto de vista geominero, del cual se han extraído algunas de las definiciones que se presentan a continuación. Algunos de los operadores

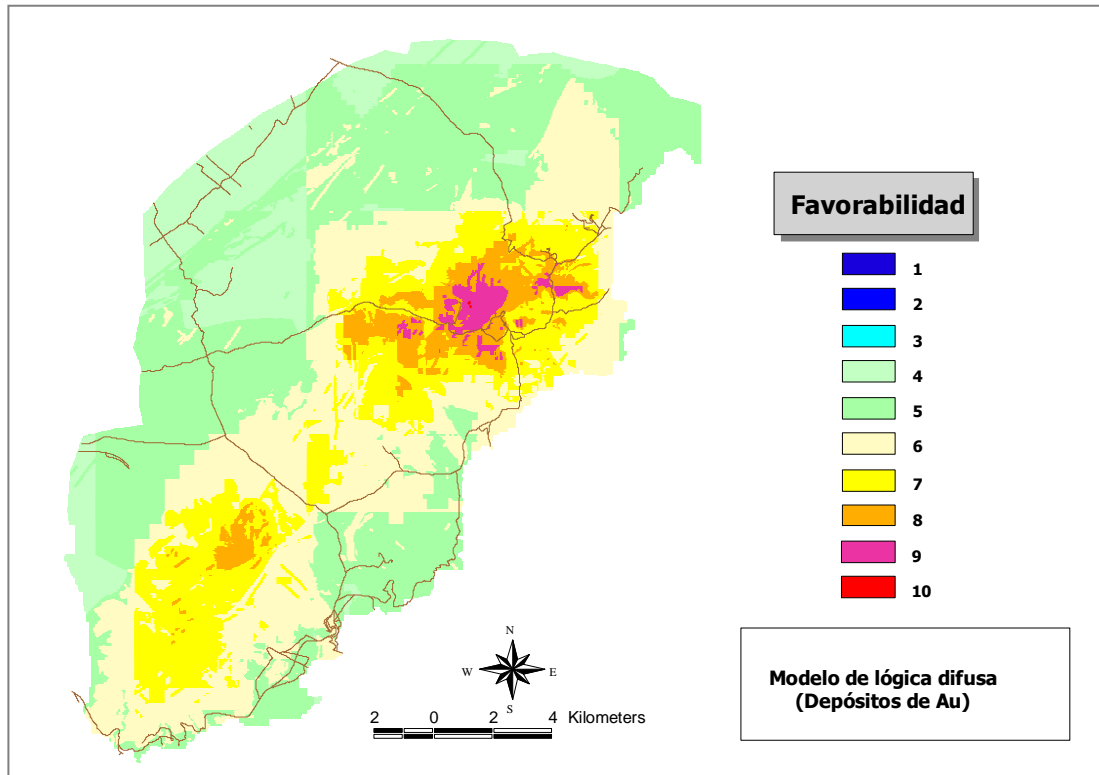


Figura 8.20. Mapa de favorabilidad a la presencia de depósitos de oro generado con un modelo basado en reglas lógicas difusas utilizando 14 capas de entrada. Todas las capas de entrada se consideran igual de importantes.

Capítulo 8

más útiles en la combinación de datos de exploración minera son el AND, el OR, el producto algebraico, la suma algebraica y el operador gamma (An et al., 1991; Bonham-Carter, 1994). El AND difuso se define como:

$$\mu_{AND} = \text{MINIMO}(\mu_A, \mu_B, \mu_C, \dots)$$

donde μ_A es el grado (función) de pertenencia del mapa A en un lugar concreto (celda, etc.), μ_B es el grado para el mapa B, etc. Este operador es evidentemente muy restrictivo, ya que genera el mínimo de los valores. El OR difuso devuelve, por el contrario, el valor máximo de los grados de pertenencia, circunstancia que puede ser deseable en exploración minera donde cualquier evidencia positiva puede ser suficiente para sugerir favorabilidad (Bonham-Carter, 1994). Nótese que con ambos operadores la presencia de una capa con valores extremos controlará la salida del modelo. En el producto y la suma algebraica difusos, por el contrario, sí influyen todas las capas de entrada. El primero se define como el productorio de los grados de pertenencia:

$$\mu_{PRODUCTO} = \prod_{i=1}^n \mu_i$$

donde $i=1,2,3,\dots,n$ son los mapas a combinar. Los valores producidos por este operador son generalmente muy pequeños al multiplicar números menores de 1, y siempre menores o iguales que el menor de los valores de entrada, por lo que, en ese sentido, es un operador restrictivo (Bonham-Carter, 1994). La suma, que es el operador complementario del producto, se define como:

$$\mu_{SUMA} = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - \mu_i)$$

Este operador produce, por tanto, valores mayores o iguales que el mayor valor de entrada, por lo que tiene un efecto multiplicador. El producto y la suma pueden ser combinados en una nueva operación denominada gamma:

$$\mu_{GAMMA} = \mu_{SUMA}^{\gamma} \cdot \mu_{PRODUCTO}^{1-\gamma}$$

donde γ es un exponente entre 0 y 1, de tal forma que si es 1 la expresión se reduce a la suma y si es 0 se reduce al producto. La selección adecuada del parámetro entre 0 y 1 permite compensar los efectos contrarios de los dos operadores, de forma que valores altos tienden a producir valores de salida altos y viceversa. El valor concreto de γ dependerá de la aplicación concreta, aunque en exploración minera se recomienda la utilización de valores altos, ya que reflejan mejor el proceso de toma de decisiones subjetivo de los expertos en exploración (An et al., 1991; Bonham-Carter, 1994). Los

operadores difusos pueden ser combinados para generar complejos modelos, denominados redes de inferencia en el campo de los sistemas expertos, en las que los resultados de unos operadores son la entrada de otros (Cox, 1994; Kosko, 1995; Bonham-Carter, 1994).

El modelo de lógica difusa se aplicó a los datos de exploración siguiendo el esquema de asignación de los grados de pertenencia citado anteriormente, en el que las capas

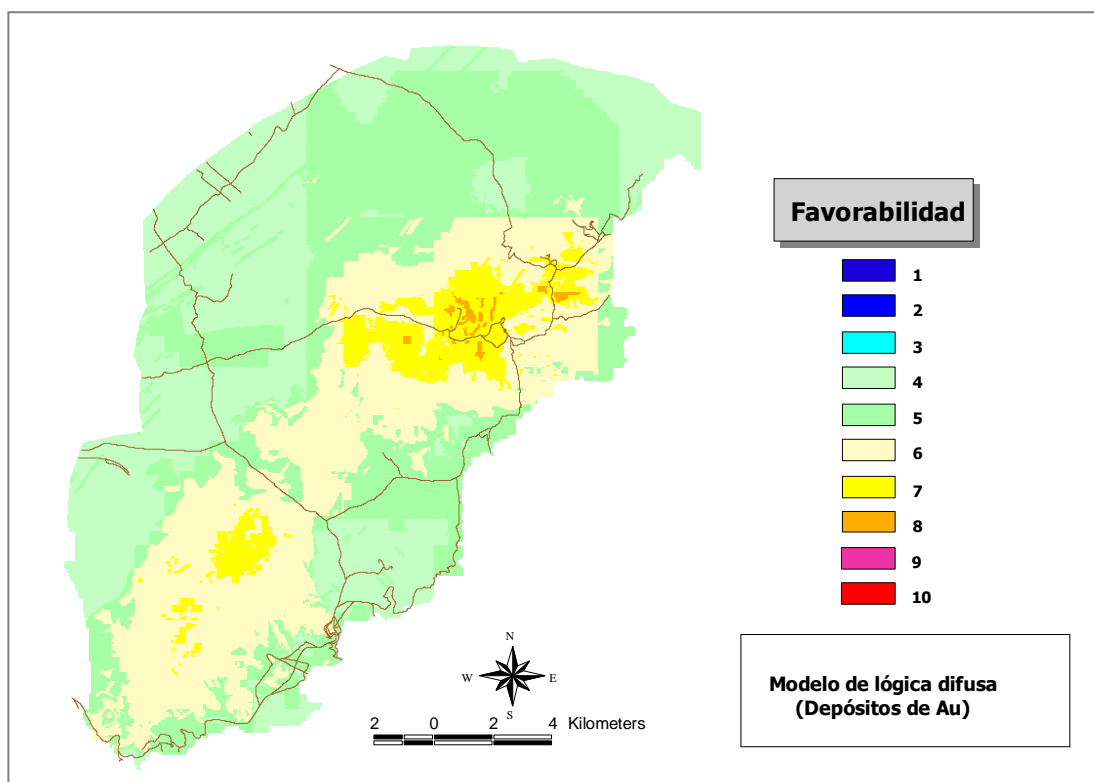


Figura 8.21. Mapa de favorabilidad a la presencia de depósitos de oro generado con un modelo basado en reglas lógicas difusas utilizando 14 capas de entrada. Las capas reciben un valor de pertenencia distinto dependiendo de la importancia de la capa concreta de entrada.

presentan cuatro o menos clases que reciben 0.10, 0.25, 0.75 o 0.90, en función de su favorabilidad. Se presentan a continuación tres experimentos realizados mediante la aplicación del operador combinado gamma a las capas de entrada de la tabla 8.2. En el primero se considera que todas las capas presentan igual importancia, ya que se asigna a todos los mapas valores que van de 0.1 a 0.9. El proceso equivaldría a utilizar el mismo peso para todas las capas en el modelo de suma ponderada. En el segundo experimento se asignan los valores globalmente más altos a las unidades muy favorables de la geología de detalle y del componente principal 2 de la geoquímica, y

Capítulo 8

los más bajos a las clases muy poco favorables del componente 3 y de la radiometría de campo, siguiendo la idea de la tabla 8.2 para los depósitos de oro. En este caso es necesario utilizar más de cuatro valores diferentes para representar adecuadamente la importancia de cada clase (0.15, 0.20, 0.25,...). El tercer ensayo es similar al anterior, pero hace uso de los operadores AND y OR difusos para combinar algunas capas antes de aplicar el operador gamma (la salida es combinada con otras funciones de pertenencia), de forma análoga a los ensayos realizados en la sección de lógica booleana. En concreto, las capas temáticas de naturaleza geológica (fotointerpretación sobre TM+SPOT, clasificación TM, clasificación ATM y geología de detalle) son combinadas mediante el operador AND difuso para generar una capa intermedia en la que la favorabilidad está controlada por la menor de ellas. Por otro lado, los tres componentes principales de la geoquímica son combinados previamente mediante el operador OR difuso, de forma que la favorabilidad sea el máximo de los componentes. Estas capas intermedias son combinadas con el resto de capas de entrada utilizando el operador gamma.

En los experimentos se emplearon distintos valores del parámetro γ para generar los mapas de favorabilidad, aunque el valor recomendado por Bonham-Carter (1994) de 0.975 produjo buenos resultados, y fue el finalmente seleccionado. Los mapas generados en los tres experimentos se muestran en las figuras 8.20, 8.21 y 8.22, respectivamente, categorizados en diez clases de favorabilidad con intervalo 0.1. El mapa de favorabilidad generado en el primer experimento indica que las zonas de mayor potencial prospectivo se sitúan al este del Cerro del Cinto, así como al sur de la zona de los Tollos y en dos sectores al sur de la carretera que parte de Rodalquilar hacia el oeste. En el distrito de San José aparece solamente una zona de favorabilidad media al norte de la Sierra de Cabo de Gata. En el segundo experimento, el mapa presenta niveles de favorabilidad medios localizados en zonas concretas al este y sur del Cinto y al sur de los Tollos, coincidiendo en general con las del experimento anterior. El último experimento proporciona un mapa con una distribución diferente al resto, en donde, ahora, la zona más favorable se extiende hacia el este a partir del sector del Cinto. En el distrito de San José aparece una zona de valores medios en la parte central al norte de la Sierra de Cabo de Gata. En este último caso, las zonas con valores altos indican zonas favorables a la presencia depósitos metálicos en general, ya que se combinaron todos los componentes principales en una capa intermedia mediante el operador OR. Sin embargo, los mapas generados mediante este método presentan numerosas diferencias con los generados con los métodos anteriores cuando son examinados con detalle.

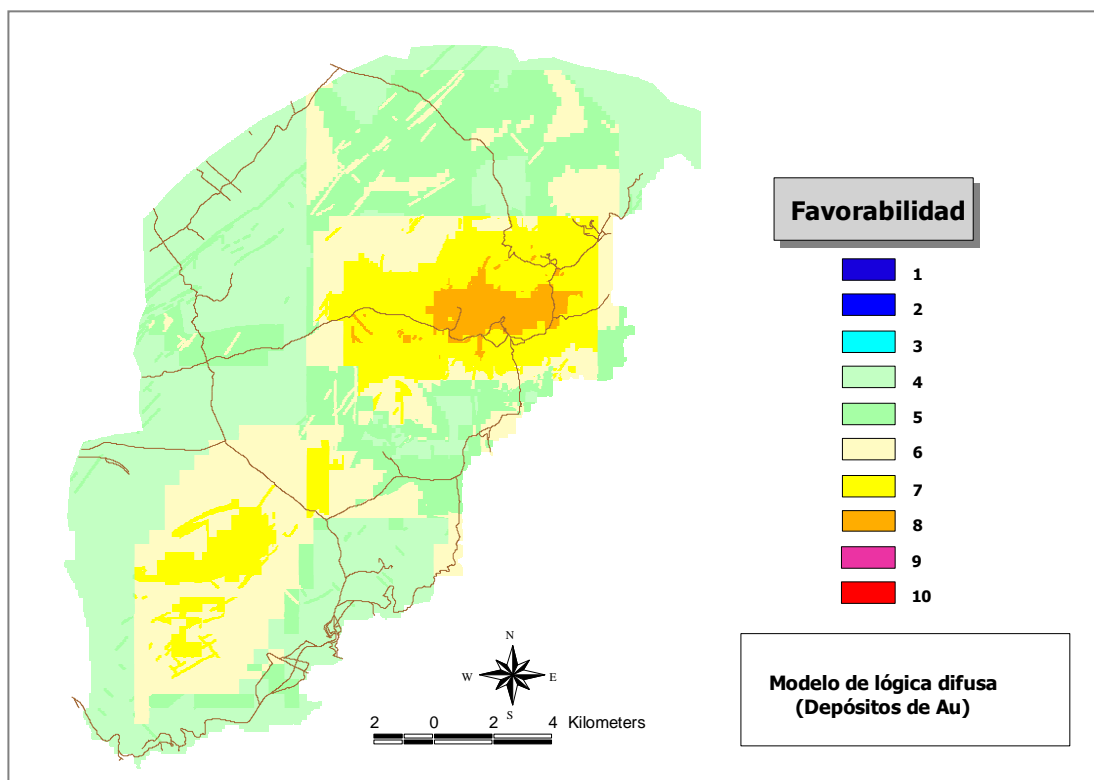


Figura 8.22. Mapa de favorabilidad a la presencia de depósitos de oro y otros metales generado con un modelo basado en reglas lógicas difusas utilizando 14 capas de entrada. Algunas capas son combinadas previamente mediante los operadores AND y OR difusos.

En los mapas resultantes de los experimentos con el método de lógica difusa, la distribución de indicios respecto a las distintas clases de favorabilidad presenta una proporción muy distinta a todos los anteriores. En este caso, en los tres experimentos, la mayor parte de los indicios se sitúan en unas pocas clases con valores medios (figura 8.23), encontrándose prácticamente más del 80% de los indicios en las clases con valor 6 y 7. El porcentaje de áreas que ocupa cada clase es, sin embargo, algo más homogéneo (figura 8.23). En concreto, las clases con valor igual o superior a 7 contienen al 83% de los indicios en el primer experimento, mientras que éstas ocupan el 23% del área total. En el segundo experimento, las citadas clases contienen el 29% de los indicios, pero sólo suponen el 7% del área. Si se incluye la clase con valor de favorabilidad 6 el porcentaje de indicios sube al 95%, mientras que el área asciende al 36%. En el tercer experimento, las clases citadas incluyen el 48% de los indicios y suponen el 17% del área. Si se incluye la clase 6 el porcentaje de indicios se sitúa ahora en el 93% y el área ocupada sube al 41%. Aunque los mapas de favorabilidad generados en estos ensayos presentan un rango de valores pequeño, capturan

Capítulo 8

relativamente bien la distribución de los indicios conocidos, posibilitando así la adecuada selección de áreas objetivo de exploración.

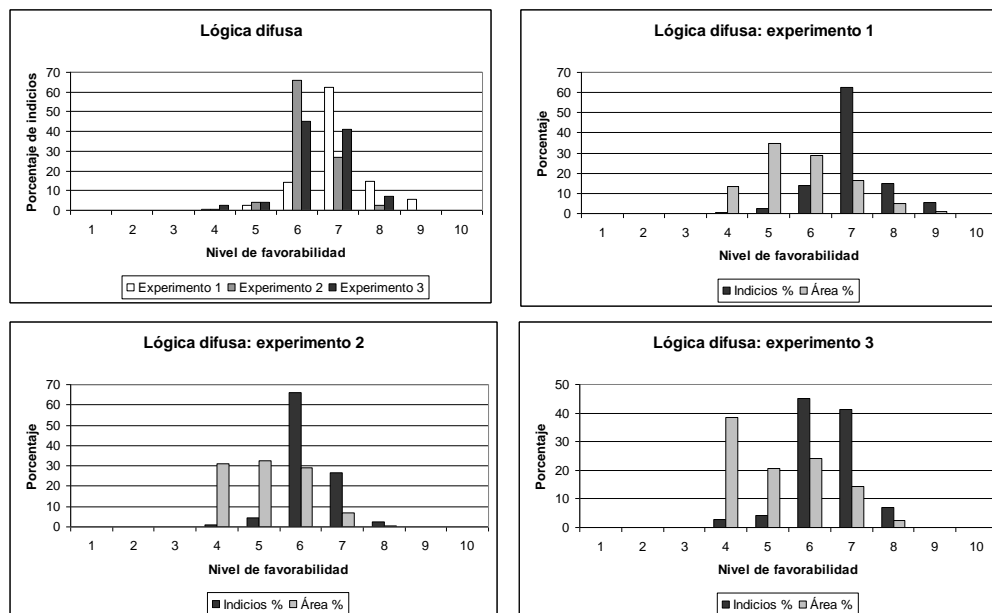


Figura 8.23. De izquierda a derecha y de arriba abajo: a. Número de indicios por clase de favorabilidad. b. Número de indicios y área ocupada por clase para el experimento 1. c. Indicios y área para el experimento 2. d. Indicios y área para el experimento 3.

8.3 Modelos basados en los datos

Los modelos basados en los datos se distinguen por la utilización de métodos de integración de capas de naturaleza "no supervisada". En este caso, simplificando mucho la idea, el investigador se limita a introducir los datos en el modelo, siendo este último el que ajusta los parámetros de la función de integración a partir de los datos introducidos. Los parámetros seleccionados son entonces utilizados para generar el mapa de salida. Se analizan a continuación los modelos basados en la probabilidad bayesiana, en la regresión múltiple y en las redes neuronales artificiales.

8.3.1 Métodos bayesianos: ponderación de evidencias

Bonham-Carter et al. (1988) describen un método en el que las relaciones cuantitativas entre las distintas capas explicativas independientes y la capa dependiente son analizadas mediante reglas probabilísticas Bayesianas, que denominan *Weights of Evidence*, traducido aquí libremente como ponderación de evidencias (entendidas como indicios o guías). El método permite generar a partir de las capas binarias de entrada no sólo un mapa de salida que muestra la probabilidad de ocurrencia de un objeto de interés, sino también la incertidumbre asociada de las estimaciones de probabilidad. Aunque la ponderación de evidencias surgió para solucionar problemas típicos de la exploración minera, puede ser de gran utilidad en muchas disciplinas. El método ha sido desarrollado en detalle en Bonham-Carter et al. (1989) y Bonham-Carter (1991, 1994), de donde se ha extraído la formulación que se presenta más abajo.

La idea del método es relativamente simple y se basa en la aplicación de la probabilidad condicional para calcular la probabilidad de presencia de un objeto dada la presencia (o ausencia) de otro. En este caso interesará conocer la probabilidad de encontrar un depósito mineral hidrotermal en una celda, condicionada a la presencia de anomalías geofísicas, geoquímicas, zonas alteradas hidrotermalmente, etc. Para esto es necesario conocer lo que se denomina probabilidad *a priori* de la presencia de un depósito, es decir, la probabilidad de encontrar un depósito si se selecciona aleatoriamente una celda del área de estudio sin tener en cuenta ningún tipo de información adicional. Esta probabilidad puede ser modificada si se tiene en cuenta información suplementaria, como, por ejemplo, la presencia de zonas alteradas hidrotermalmente. Evidentemente, si se selecciona una celda justo en una zona alterada, la probabilidad de encontrar un depósito es mayor que en una celda situada donde no hay alteración. Esta probabilidad, en este caso aumentada, se denomina probabilidad *a posteriori*.

La probabilidad *a priori* puede ser estimada discretizando el área de estudio, por ejemplo, convirtiendo la capa dependiente a formato raster, y dividiendo el número de celdas que contienen un objeto (en este caso un depósito mineral) por el número de celdas totales. Por ejemplo, si el área de estudio tiene 100 celdas, y de ellas 9 contienen un objeto, entonces la probabilidad *a priori* de encontrar un objeto en una celda cualquiera es 0.09 (9/100) o del 9%. Naturalmente, esto implica que es necesario conocer la situación de al menos algunos objetos (depósitos). Si se dispone de un mapa de zonas alteradas, ahora la probabilidad *a posteriori* puede ser calculada

Capítulo 8

multiplicando la probabilidad *a priori* por un factor que en este ejemplo variaría con el grado de la alteración:

$$P\{\text{Depósito} \mid \text{Alteración}\} = P\{\text{Depósito}\} \cdot \text{Factor-Alteración}$$

siendo $P\{\text{Depósito}\}$ la probabilidad *a priori* y $P\{\text{Depósito} \mid \text{Alteración}\}$ la probabilidad *a posteriori*, es decir, la probabilidad condicional de presencia de un depósito dada la presencia de alteración, que equivale a la probabilidad *a priori* multiplicada por un factor. El factor de alteración variará de acuerdo al tipo e intensidad de la alteración, y tendrá que ser obtenido a partir de zonas alteradas presentes en zonas ya exploradas. Así, por ejemplo, si la alteración es de tipo ácido-sulfatada muy intensa, el factor podría ser mayor de 1 y la probabilidad *a posteriori* sería mayor que la probabilidad *a priori*. Por el contrario, si la alteración es inexistente el factor podría ser menor de 1, y la probabilidad *a posteriori* sería menor que la probabilidad *a priori*. El razonamiento puede extenderse a otras variables relacionadas con la presencia de depósitos (geognósticas), de manera que todas ellas podrían combinarse mediante una expresión como:

$$P\{\text{Depósito} \mid \text{Alteración}\} = P\{\text{Depósito}\} \cdot \text{Factor-Alteración} \cdot \text{Factor-Anomalía-Geoq} \cdot \text{Factor-Anomalía-Geofísica} \cdot \dots$$

Este método es aplicado aquí a las funciones de favorabilidad derivadas anteriormente, de forma que éstas son combinadas utilizando el teorema de Bayes para generar un mapa final indicando probabilidad de presencia de un depósito. Al igual que en los métodos analizados arriba, en la rasterización de las capas de entrada al modelo se asignó a los indicios minerales un área nominal (celda con valor 1) de 900 m², lo que asegura que una celda sólo contiene un depósito o indicio conocido (sección 7.3.3.3). Se realizaron distintos experimentos utilizando distintas combinaciones de capas predictoras y en distintos sectores. Para ilustrar el proceso se muestra el ensayo realizado en el distrito de Rodalquilar utilizando 61 indicios. En este caso la probabilidad *a priori* de presencia de depósitos, $P\{D\}$, puede estimarse a partir de los depósitos e indicios conocidos como:

$$P\{D\} \approx N\{D\} / N\{T\} = 61/90561 = 0.00067$$

donde $N\{D\}$ es el número de depósitos en el área de estudio, asumiendo que no aparece más de un depósito o indicio por celda, y $N\{T\}$ es el número de celdas totales en el área de estudio. Los factores modificadores de la probabilidad *a priori* pueden determinarse de forma relativamente sencilla a partir de la aplicación de la definición de probabilidad condicional y del teorema de Bayes. Así, la favorabilidad para

encontrar un depósito dada la presencia de una evidencia (en el sentido de guía para exploración), tal como una anomalía geoquímica, puede expresarse mediante la probabilidad condicional:

$$P\{D|A\} = \frac{P\{D \cap A\}}{P\{A\}}; \quad P\{D|A\} = \frac{N\{D \cap A\}/N\{T\}}{N\{A\}/N\{T\}} = \frac{N\{D \cap A\}}{N\{A\}}$$

donde $P\{D|A\}$ es la probabilidad condicional de encontrar un depósito, D , dada la presencia de una anomalía, A , en sentido amplio. El numerador del primer cociente puede ser fácilmente calculado como la proporción de celdas donde se da un depósito y la anomalía a la vez, y el denominador sería la proporción de celdas en que aparece la anomalía A . El resultado final es la proporción de celdas de la anomalía en donde hay depósitos. Por ejemplo, en el caso de Rodalquilar y la capa del cociente TM 5/7 indicando alteración (binarizada con umbral 2.2), ésta ocupa 8 Km², y se localizan 25 depósitos en la zona favorable, por lo que la probabilidad condicional de encontrar un depósito dada la presencia de alteración es de $25 \times 900 \times 10^{-6} / 8 = 0.003$, 5 veces mayor que 0.00067. Esto permite reducir el área de interés de forma notable (de 93 Km² a 8 Km²).

De igual forma, la probabilidad condicional de seleccionar una celda donde se da la anomalía, dada la presencia de un depósito puede ser expresada como (en el ejemplo de Rodalquilar sería $25/61 = 0.4$):

$$P\{A|D\} = \frac{P\{A \cap D\}}{P\{D\}}$$

Ya que los numeradores de las dos expresiones anteriores son iguales (la intersección es conmutativa), éstas se pueden combinar para despejar la probabilidad condicional $P\{D|A\}$:

$$P\{D|A\} = P\{D\} \cdot \frac{P\{A|D\}}{P\{A\}}$$

Esta expresión indica que el factor que modifica a la probabilidad *a priori* para obtener la probabilidad *a posteriori* es el cociente $P\{A|D\}/P\{A\}$, el cual puede derivarse a partir de mapas de anomalías e indicios conocidos. En el ejemplo de Rodalquilar, el factor es $0.4/0.085 = 4.7$, por lo que la probabilidad *a posteriori* de encontrar un depósito es casi cinco veces superior a la probabilidad *a priori*. De forma equivalente,

Capítulo 8

la probabilidad *a posteriori* de encontrar un depósito dada la ausencia de anomalía puede expresarse como:

$$P\{D | \bar{A}\} = P\{D\} \cdot \frac{P\{\bar{A} | D\}}{P\{\bar{A}\}}$$

En el ejemplo de Rodalquilar, la probabilidad *a posteriori* de un depósito dada la ausencia de alteraciones es 0.64 veces menor que la probabilidad *a priori*.

Sin embargo, en el método de ponderación de evidencias no se usan directamente probabilidades sino que se utilizan *odds* y *logits*, tal como se indicó en la sección 7.3.3.3, en donde éstos se utilizaron para medir la asociación entre pares de capas binarias. La transformación de probabilidad a *odds* ya se vio que era inmediata e implicaba el cociente entre la probabilidad de presencia y de ausencia de un objeto ($O\{x\} = P\{x\} / (1 - P\{x\}) = P\{x\} / P\{no-x\}$). El *logit* era simplemente el logaritmo neperiano de los *odds*. Así, las ecuaciones indicando probabilidad *a posteriori* pueden expresarse como *odds a posteriori* dividiendo por el complementario, de modo que la primera expresión quedaría:

$$\frac{P\{D | A\}}{P\{\bar{D} | A\}} = \frac{P\{D\} \cdot P\{A | D\}}{P\{\bar{D}\} \cdot P\{A\}}$$

pero de la definición de probabilidad condicional se deduce que:

$$P\{\bar{D} | A\} = \frac{P\{\bar{D} \cap A\}}{P\{A\}} = \frac{P\{A | \bar{D}\} \cdot P\{\bar{D}\}}{P\{A\}}$$

Si se sustituye esta expresión en el denominador de la parte derecha de la ecuación anterior entonces:

$$\frac{P\{D | A\}}{P\{\bar{D} | A\}} = \frac{P\{D\} \cdot P\{A | D\} \cdot P\{A\}}{P\{A | \bar{D}\} \cdot P\{\bar{D}\} \cdot P\{A\}} = \frac{P\{D\}}{P\{\bar{D}\}} \cdot \frac{P\{A | D\}}{P\{A | \bar{D}\}}$$

Y esta expresión se puede ya enunciar directamente en término de *odds*:

$$O\{D | A\} = O\{D\} \cdot \frac{P\{A | D\}}{P\{A | \bar{D}\}}$$

donde $O\{D|A\}$ es el *odds* condicional (*a posteriori*) de D dado A , $O\{D\}$ es el *odds a priori* de D y el cociente final es conocido como el cociente de suficiencia LS (*sufficiency ratio*) (en el caso de ausencia de A se denomina cociente de necesidad, *necessity ratio*, LN). En el método de ponderación de evidencias se toman finalmente logaritmos neperianos a ambos lados de esta ecuación, de forma que el logaritmo neperiano del LS constituye un peso positivo W^+ , que puede ser calculado a partir de los datos. Entonces

$$\ln O\{D | A\} = \ln O\{D\} \cdot \ln \frac{P\{A | D\}}{P\{A | \bar{D}\}} \Rightarrow \text{Logit} \{D | A\} = \text{Logit} \{D\} + W^+$$

De forma análoga, el *logit* condicional de D dada la ausencia de A sería:

$$\text{Logit} \{D | \bar{A}\} = \text{Logit} \{D\} + W^-$$

Cuando la asociación entre D y A es positiva, W^+ es positivo y W^- es negativo, de forma que la probabilidad *a posteriori* de D dada la presencia o ausencia de A es mayor y menor respectivamente. Si la asociación es negativa ocurre lo contrario, mientras que si los mapas son independientes los pesos son cero, y la probabilidad *a posteriori* y *a priori* es idéntica. El índice de asociación contraste (C_w) utilizado en el capítulo anterior es precisamente la diferencia entre los pesos: $C_w = W^+ - W^-$. Recuérdese que el contraste se definió como el logaritmo neperiano del *odds ratio*:

$$C_w = \ln O_R = \ln \frac{O\{D | A\}}{O\{D | \bar{A}\}} = \ln O\{D | A\} - \ln O\{D | \bar{A}\}$$

Si se despeja en las expresiones arriba de los *logits a posteriori* W^+ y W^- y se restan las expresiones se obtiene que:

$$W^+ - W^- = [\text{Logit}\{D | A\} - \text{Logit}\{D\}] - [\text{Logit}\{D | \bar{A}\} - \text{Logit}\{D\}]$$

Que tras eliminar $\text{logit}\{D\}$ corresponde a la expresión del contraste en términos de *logits*. Por tanto, los pesos pueden ser derivados de las tablas de contingencia areales de forma idéntica a como se derivó el contraste en la sección 7.3.3.3:

$$W^+ = \ln O\{D | A\} - \ln O\{D\} = \ln \frac{O\{D | A\}}{O\{D\}} = \ln \frac{T_{11}/T_{21}}{T_{1.}/T_{2.}} = \ln \frac{T_{11} \cdot T_{2.}}{T_{21} \cdot T_{1.}}$$

Capítulo 8

$$W^- = \ln O\{D | \bar{A}\} - \ln O\{D\} = \ln \frac{O\{D | \bar{A}\}}{O\{D\}} = \ln \frac{T_{12}/T_{22}}{T_{1.}/T_{2.}} = \ln \frac{T_{12} \cdot T_{2.}}{T_{22} \cdot T_{1.}}$$

La razón de utilizar los pesos y los *logits* en vez de utilizar directamente las expresiones de probabilidad condicional es que cuando se combinan varios mapas, los pesos (o sus equivalentes) son calculados independientemente a partir de cada mapa, y después son combinados en una ecuación única. Esto no es posible si no se adopta esta aproximación, aunque, como se comenta más adelante, requiere asumir independencia condicional, produciendo predicciones de probabilidades *a posteriori* que no son exactamente las mismas que las calculadas directamente a partir de los datos (Bonham-Carter, 1994). Por otra parte, los cálculos directos no presentan apenas interés, ya que no proporcionan información útil sobre la influencia relativa de las capas predictoras entre sí ni en la capa dependiente. Sin embargo, el asumir la independencia condicional lleva a un modelo que, como la mayoría de los modelos, no se ajusta perfectamente a los datos, pero proporciona una simplificación que, cuando se usa cuidadosamente, es útil para la predicción y proporciona información sobre las contribuciones relativas de las distintas capas predictoras (Bonham-Carter, 1994).

Así, la probabilidad condicional de la presencia de un depósito, dada la presencia de dos mapas predictores binarios, M_1 y M_2 puede expresarse como:

$$P\{D | M_1 \cap M_2\} = \frac{P\{D \cap M_1 \cap M_2\}}{P\{M_1 \cap M_2\}}$$

Utilizando la definición de probabilidad condicional y sustituyendo, esta expresión puede enunciarse como:

$$P\{D | M_1 \cap M_2\} = \frac{P\{M_1 \cap M_2 | D\} \cdot P\{D\}}{P\{M_1 \cap M_2\}} =$$

$$\frac{P\{M_1 \cap M_2 | D\} \cdot P\{D\}}{P\{M_1 \cap M_2 | D\} \cdot P\{D\} + P\{M_1 \cap M_2 | \bar{D}\} \cdot P\{\bar{D}\}}$$

Esta ecuación es el teorema de Bayes con dos hipótesis mutuamente exclusivas, D y $no-D$, con suma de probabilidades igual a 1 ($P\{D\} + P\{no-D\} = 1$). Los efectos de la interacción entre M_1 y M_2 pueden ignorarse si se asume que existe independencia condicional. Esto proporciona una simplificación, porque permite evaluar los efectos de cada mapa binario individualmente y después combinarlos multiplicando (o sumando

en el caso de los *logits*) los factores para varios mapas conjuntamente. El supuesto de independencia condicional implicaría que:

$$P\{M_1 \cap M_2\} = P\{M_1\} \cdot P\{M_2\}; \quad P\{M_1 \cap M_2 | D\} = P\{M_1 | D\} \cdot P\{M_2 | D\}$$

Esto permite simplificar la ecuación de Bayes de la forma siguiente:

$$P\{D | M_1 \cap M_2\} = P\{D\} \cdot \frac{P\{M_1 | D\}}{P\{M_1\}} \cdot \frac{P\{M_2 | D\}}{P\{M_2\}}$$

Se consigue así separar efectivamente los factores multiplicadores de cada mapa para que sean independientes. Ahora, la probabilidad *a posteriori* es calculada aplicando dos factores de dos mapas que actualizan la probabilidad *a priori*. Al igual que antes, los *odds a posteriori* o condicionales serían:

$$O\{D | M_1 \cap M_2\} = O\{D\} \cdot LS_1 \cdot LS_2$$

Y con *logits* y pesos:

$$Logit \{D | M_1 \cap M_2\} = Logit \{D\} + W_1^+ + W_2^+$$

donde los pesos se han determinado independientemente para los dos mapas predictores. Sin embargo, ahora hay cuatro combinaciones posibles de los dos mapas predictores: (1) se dan las anomalías de los dos mapas (ecuación anterior), (2) ninguna está presente, (3) M_1 está presente y M_2 no, y (4) M_2 está presente y M_1 no. En forma de *logits* serían:

$$Logit \{D | \overline{M_1} \cap \overline{M_2}\} = Logit \{D\} + W_1^- + W_2^-$$

$$Logit \{D | M_1 \cap \overline{M_2}\} = Logit \{D\} + W_1^+ + W_2^-$$

$$Logit \{D | \overline{M_1} \cap M_2\} = Logit \{D\} + W_1^- + W_2^+$$

En general, con n mapas habrá 2^n posibles combinaciones diferentes. La expresión general para combinar $i=1,2,\dots,n$ mapas en forma de *odds* es entonces:

$$O\{D | M_1 \cap M_2 \cap M_3 \cap \dots \cap M_n\} = O\{D\} \cdot \prod_{i=1}^n LS_i$$

Capítulo 8

Y en forma de *logits*:

$$\text{Logit} \{D | M_1 \cap M_2 \cap M_3 \cap \dots M_n\} = \text{Logit} \{D\} + \sum_{i=1}^n W^+_i$$

En estas fórmulas generales, *LS* se convierte en *LN*, y W^+ se convierte en W , si la anomalía del mapa i no está presente. Si no se dispone de datos en algunas zonas de algunas de las capas, el *LS* se hace igual a 1, o el peso W^+ igual a 0, por lo que este método permite paliar el problema de las áreas parcialmente informadas mejor que el resto. Por tanto, una vez derivados los pesos a partir de las tablas de contingencia areal, es relativamente sencillo formular las dos ecuaciones mediante el álgebra de mapas para combinar las capas predictoras binarias mediante el modelo bayesiano. No obstante, la aplicación del método requiere evaluar si efectivamente se cumple el supuesto de independencia condicional de las capas predictoras. Este análisis se puede realizar comprobando la hipótesis entre todas las parejas posibles de capas predictoras. El supuesto de independencia condicional realizado anteriormente puede ser expresado igualmente como proporciones, quedando la expresión:

$$N\{M_1 \cap M_2 \cap D\} = \frac{N\{M_1 \cap D\} \cdot N\{M_2 \cap D\}}{N\{D\}}$$

La parte izquierda de la ecuación es el número de depósitos observados que aparecen en la región intersección donde las anomalías de los mapas M_1 y M_2 están presentes. La parte derecha es el número esperado de depósitos en esta zona intersección, que debería ser igual al número de depósitos en M_1 por el número en M_2 dividido por el número total de depósitos, si los dos mapas de anomalías son condicionalmente independientes. Estos valores pueden ser asimismo fácilmente determinados a partir de tablas de contingencia areales derivadas ahora usando sólo las celdas donde existen depósitos. En este caso, al contrario que en el cálculo del contraste, sí es posible utilizar el estadístico chi-cuadrado puesto que sólo se utilizan las celdas unitarias donde hay depósitos (no influye el área), por lo que el estadístico puede ser comparado con los valores tabulados de chi-cuadrado con un grado de libertad para comprobar la independencia. Es conveniente, no obstante, aplicar la corrección de Yates restando 0.5 cuando las frecuencias esperadas son pequeñas (Bonham-Carter, 1994), como suele ser común en la predicción de depósitos minerales. En este caso la expresión de chi-cuadrado sería:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^4 \frac{(|\text{Observado}_i - \text{Esperado}_i| - 0.5)^2}{\text{Esperado}_i}$$

Si el valor absoluto de la diferencia entre el valor observado y el esperado en una celda es menor de 0.5, no se aplica la corrección. Por otro lado, es posible también comparar el número total de depósitos predichos por el modelo con el número de depósitos observados en el área de estudio, aunque requiere un cálculo más elaborado (véase Bonham-Carter et al., 1989).

El proceso descrito se aplicó al distrito de Rodalquilar utilizando los mapas binarizados con los umbrales seleccionados en el capítulo anterior mediante el contraste (C_w). Recuérdese que los mapas indicatrices (funciones de favorabilidad) maximizan la asociación espacial entre el mapa y los depósitos. En la tabla 8.3 se muestran los valores de los pesos obtenidos para las distintas capas predictoras en el sector de Rodalquilar. También se muestra el valor del contraste y el contraste estandarizado, ya comentados en el capítulo anterior. Los pesos obtenidos fueron posteriormente utilizados para construir varios modelos con distintas combinaciones de capas binarias predictoras. Las capas predictivas generadas por los modelos indicando *logits* condicionales (*a posteriori*) fueron convertidas a probabilidades *a posteriori* deshaciendo la transformación. Los modelos se elaboraron dentro del SIG de exploración utilizando las funciones de manipulación de tablas y el álgebra de mapas.

Tabla 8.3. Pesos y estadísticos asociados obtenidos para las distintas capas predictoras de indicios mineros mediante el análisis de ponderación de evidencias. Sector de Rodalquilar.

Capas										
	Umbral	W*	s ² (W*)	W'	s ² (W')	Odds	C _w	s ² (C _w)	s(C _w)	C _w /s(C _w)
Au	0.075	2.083	0.091	-0.005	0.024	8.069	2.088	0.115	0.340	6.150
As	70	1.343	0.023	-0.001	0.100	3.833	1.344	0.123	0.351	3.826
Sb	1.2	0.873	0.030	-0.001	0.050	2.396	0.874	0.080	0.284	3.082
Pb	200	0.267	0.077	0.000	0.025	1.307	0.267	0.102	0.319	0.837
Cu	40	1.362	0.037	-0.002	0.038	3.909	1.363	0.076	0.275	4.958
Índice ACNK	2.2	1.949	0.053	-0.004	0.029	7.050	1.953	0.082	0.287	6.808
Índice alcalinos	0.31	-1.483	0.071	0.001	0.026	0.227	-1.484	0.097	0.312	-4.762
Índice clorita	0.7	1.545	0.024	-0.001	0.083	4.695	1.547	0.108	0.328	4.711
Índice sericita	0.9	1.385	0.023	-0.001	0.100	4.000	1.386	0.123	0.351	3.948
CP1 46 var. geoq.	-0.14	-1.580	0.027	0.003	0.063	0.205	-1.583	0.090	0.300	-5.284
CP2 46 var. geoq.	0.8	2.294	0.112	-0.007	0.023	9.980	2.301	0.135	0.367	6.268
CP3 46 var. geoq.	-0.33	1.366	0.021	-0.001	0.200	3.924	1.367	0.221	0.470	2.909
Grav. Residual	3	1.598	0.028	-0.001	0.038	4.950	1.599	0.066	0.258	6.212
Magn. Residual	-10	0.401	0.023	0.000	0.053	1.494	0.401	0.076	0.276	1.456
TM 5/7	2.2	1.824	0.040	-0.002	0.027	6.209	1.826	0.067	0.259	7.047
TM 3/1	1.5	0.205	0.030	0.000	0.035	1.228	0.205	0.065	0.255	0.807
Geol. TM+SPOT	Clase 14	2.462	0.040	-0.005	0.027	11.783	2.467	0.067	0.259	9.512
Hidróx. ACP TM	185	2.007	0.077	-0.004	0.020	7.469	2.011	0.098	0.313	6.434
Óxidos ACP TM	85	0.191	0.029	0.000	0.037	1.211	0.191	0.066	0.256	0.747
Geología. detalle	Clase 19	2.073	0.056	-0.004	0.023	7.976	2.076	0.079	0.280	7.410
Dist. a fracturas	90	1.298	0.024	-0.001	0.048	3.667	1.299	0.072	0.268	4.840
Dist. muestras alt.	240	1.481	0.032	-0.001	0.032	4.403	1.482	0.065	0.254	5.833

Capítulo 8

Se realizó un primer experimento en el distrito de Rodalquilar utilizando las siguientes capas predictoras: (a) índice ACNK, (b) índice de alcalinos, (c) índice de clorita, (d) componente principal 1 de la geoquímica, (e) componente principal 2 de la geoquímica, (f) componente principal 3 de la geoquímica, (g) anomalía gravimetría residual, (h) anomalía magnética residual, (i) cociente TM5/7, (j) cociente TM 3/1, (k) componente principal derivada de cuatro bandas TM indicando alteración a hidróxidos, (l) distancia a lineamientos, fracturas y filones (90 m), y (m) distancia a muestras alteradas según LOI (270 m). Se evaluó además la hipótesis de independencia condicional entre las parejas de capas de entrada, cuyos resultados se muestran en la tabla 8.4. En la tabla se aprecia que con este modelo con 13 capas aparecen graves problemas de dependencia entre los mapas predictores, por lo que las probabilidades *a posteriori* del mapa resultante están posiblemente sobreestimadas. Como era de esperar, los valores más altos de dependencia condicional se dan, en términos generales, entre los índices de alteración y entre éstos y los componentes principales de la geoquímica. También se dan valores altos entre capas relacionadas como las derivadas de teledetección indicando alteración. La capa resultante de este ensayo no se muestra por esta razón.

Tabla 8.4. Estadístico chi-cuadrado entre pares de mapas de algunas de las variables predictoras. Los valores superiores a 5.4 indican violación del supuesto de independencia condicional (nivel de probabilidad del 98%). Sector de Rodalquilar.

	<i>Alc.</i>	<i>Clor.</i>	<i>CP1</i>	<i>CP2</i>	<i>CP3</i>	<i>Grav.R</i>	<i>Mag.R.</i>	<i>TM5/7</i>	<i>TM3/1</i>	<i>H</i>	<i>DistF</i>	<i>DistLOI</i>
<i>ACNK</i>	8.6	6.8	17.8	16.18	0.08	0.06	1.9	8.4	8.5	6.5	0.3	1.4
<i>Alcalinos</i>		22.2	3.4	2.4	1.5	4	0.1	10.14	1.7	4.5	0.06	3.5
<i>Clorita</i>			2.3	1.8	2.3	1.34	0.67	7.48	0.03	1.21	4.76	3.39
<i>CP1</i>				14.5	1.02	0.06	10.67	0.33	3.74	3.2	2.3	3.02
<i>CP2</i>					0.19	4.19	1.73	0.03	2.09	0.06	0.16	0.002
<i>CP3</i>						0.01	1.6	0.65	0.25	0.09	0.17	0.21
<i>Grav. R.</i>							0.07	6.83	0.12	6.24	2.14	1.12
<i>Magn. R.</i>								0.008	5.86	0.11	0.29	5.4
<i>TM 5/7</i>									0.88	15.84	7.38	1.83
<i>TM 3/1</i>										2.28	3.91	0.22
<i>Hidróx.</i>											1.57	1.16
<i>Dist.Fract.</i>												1.37

Se realizó un segundo experimento en el que se eliminaron algunos de los mapas más problemáticos (otra opción es combinar mapas para reducir los efectos de la dependencia condicional). En este segundo modelo se utilizaron las siguientes capas: (a) componente principal 2 de la geoquímica, (b) componente principal derivada de cuatro bandas TM indicando alteración a hidróxidos, (c) anomalía gravimetría residual, (d) anomalía magnética residual, (e) distancia a lineamientos, fracturas y filones (90

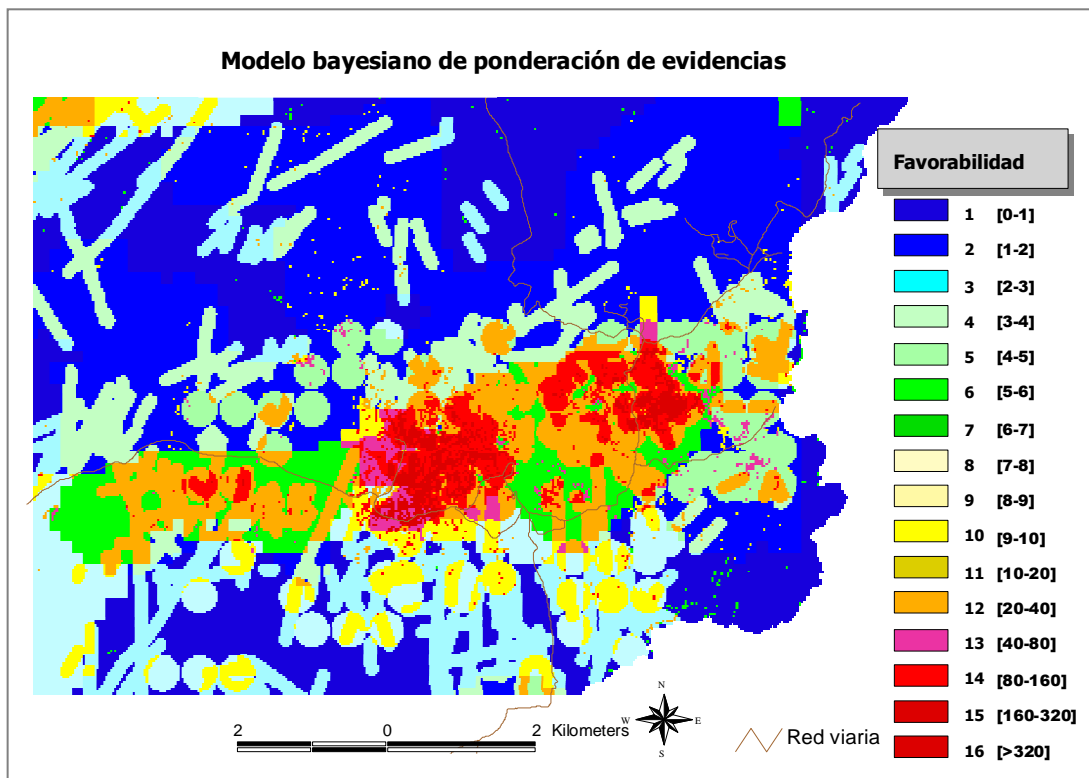


Figura 8.24. Mapa de probabilidad generado con el modelo de ponderación de evidencias para el sector de Rodalquilar (experimento 1).

m) y (f) distancia a muestras alteradas según LOI (270 m). En este caso, el mapa (b) era el único con valor de chi-cuadrado cerca del límite tabulado de 5.4 para un nivel de probabilidad del 98%. El mapa generado con este modelo indicando probabilidad *a posteriori* encontrar un depósito presenta valores en el intervalo [0,1]. Sin embargo, su clasificación en 10 niveles utilizando un intervalo de 0.1, como se ha hecho anteriormente, no permitió su adecuada interpretación. Se optó por calcular el cociente entre el mapa y la probabilidad *a priori*, de forma que las zonas con probabilidades *a posteriori* relativamente mayores que la probabilidad *a priori* son resaltadas. La capa cociente resultante se muestra clasificada utilizando intervalos de amplitud variable en la figura 8.24. Se aprecia que las zonas de mayor interés se sitúan al sureste del Cerro del Cinto, así como al sur de la zona de los Tollos y al sur de la carretera que parte de Rodalquilar hacia el oeste. Aparecen también pequeñas zonas entre estos núcleos principales de valores altos no detectadas anteriormente. Nótese la influencia de las fracturas y de las muestras alteradas según el LOI. La distribución general de la zona de interés es bastante clara, dibujando una banda con dirección prácticamente E-O.

Se realizó un tercer experimento sobre todo el área de estudio para aprovechar las características del método para manipular las áreas parcialmente informadas. En las

Capítulo 8

zonas donde no se disponía información se asignó un peso (W^+ , W^-) igual a cero. Adviértase que en este caso se utilizan los pesos derivados en el sector de Rodalquilar para estimar la probabilidad en todo el área. En este experimento se utilizaron las siguientes capas: (a) componente principal 1 de la geoquímica, (b) componente principal 2 de la geoquímica, (c) anomalía magnética residual, (d) anomalía gravimetría residual, (e) cociente TM5/7, (f) cociente TM 3/1, y (g) distancia a lineamientos, fracturas y filones (90 m). La capa resultante se dividió asimismo por la probabilidad *a priori* para todo el área de estudio y la capa resultante se clasificó en 16 niveles. Ésta se muestra en la figura 8.25, donde se aprecia que las zonas de mayor interés se circunscriben a las ya comentadas para el mapa del sector de Rodalquilar y en una pequeña zona en la parte norte de la Sierra de Cabo de Gata. En la parte norte del área de estudio aparece una zona con favorabilidad alta que no había sido detectada por ninguno de los métodos anteriores. Nótese, no obstante, que se trata de una zona parcialmente informada y la probabilidad ha sido calculada utilizando sólo algunas de las capas de entrada al modelo.

El análisis de la distribución de los indicios mineros conocidos respecto a las distintas clases de favorabilidad de los mapas generados en los experimentos indica que en, este caso, los resultados son muy dispares dependiendo del experimento realizado y

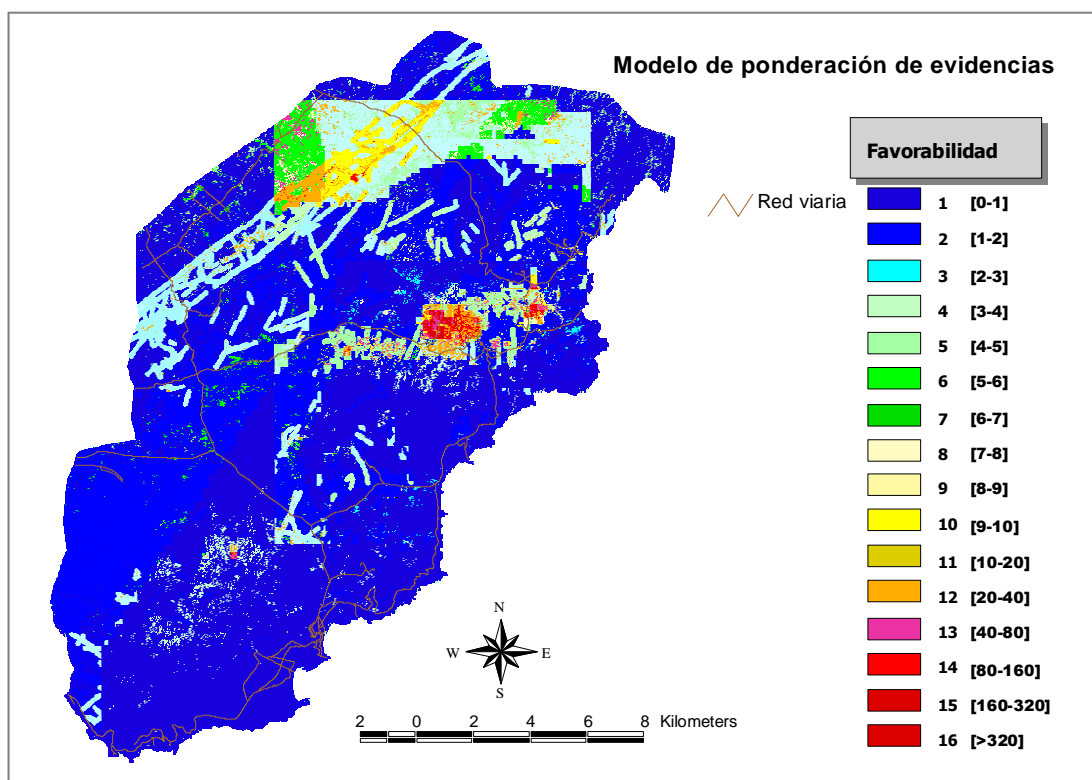


Figura 8.25. Mapa de probabilidad generado con el modelo de ponderación de evidencias para todo el área de estudio (experimento 2).

muy distintos de los obtenidos con los métodos basados en el conocimiento. Esto era de esperar especialmente en el segundo experimento en el que se está realmente extrapolando. En la figura 8.26 se muestra el porcentaje de indicios situado en cada clase de los mapas de favorabilidad generados, así como el área porcentual que ocupa cada una. El histograma para el primer experimento indica claramente la presencia de dos agrupaciones, delimitadas por las clases 9 y 10 que no aparecen en el mapa. En este caso el número de indicios situados en clases con valor igual o superior a 10 supone el 69% de los indicios conocidos, mientras que el área ocupada por estas clases alcanza el 20% del sector analizado. Esto supone una reducción importante del área de interés a la vez que se mantiene un buen número de indicios en la misma, especialmente teniendo en cuenta la variabilidad del sector de Rodalquilar.

En el segundo experimento la mayor parte de los indicios se sitúa sobre las dos primeras clases, quedando sólo el 25% sobre las clases con valor igual o superior a 3. El área ocupada por estas clases supone el 23% del total. Como se ha indicado, esto se debe fundamentalmente al hecho de que se está utilizando el modelo para extrapolar de Rodalquilar a todo el área. Este experimento presenta, no obstante, interés puesto que con esta aproximación se pueden detectar zonas con características similares a las de Rodalquilar. En términos generales, el método de ponderación de evidencias resulta muy atractivo puesto que permite estimar de forma objetiva los

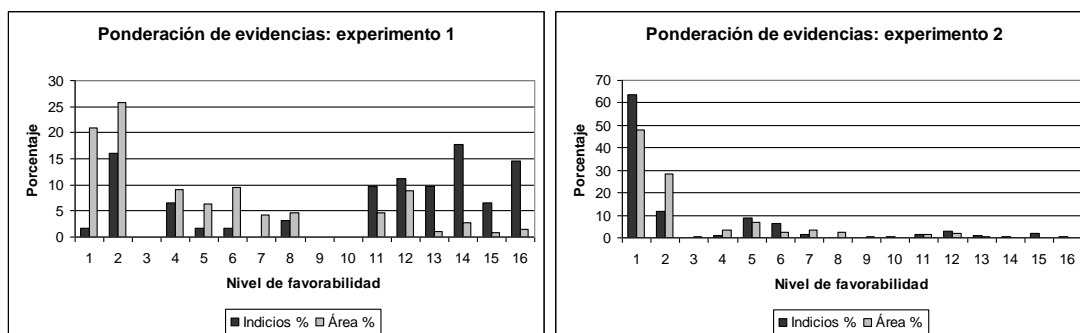


Figura 8.26. Número de indicios por clase de favorabilidad y área ocupada por clase para los experimentos realizados mediante ponderación de evidencias.

pesos que reflejan las asociaciones espaciales entre las funciones de favorabilidad y los depósitos minerales conocidos. El proceso es, no obstante, bastante más elaborado que los utilizados anteriormente.

Capítulo 8

8.3.2 Modelos de regresión: regresión logística múltiple

8.3.2.1 Aspectos de la regresión múltiple

El análisis de regresión es un método estadístico bien conocido y muy extendido en numerosas disciplinas científicas, que puede ser usado para explorar las relaciones entre distintas variables sobre la base de observaciones de esas variables. El método implica la derivación de una relación matemática entre un conjunto de variables predictoras o explicativas independientes y una condición dependiente específica (Davis, 1986). El objetivo perseguido es, por tanto, explicar las variaciones en el conjunto de observaciones de la variable dependiente en términos de las variables independientes. La técnica de regresión lineal ordinaria por mínimos cuadrados intenta establecer una relación lineal entre la variable dependiente y las variables independientes, que puede ser expresada como (Davis, 1986):

$$Y = B_0 + B_1 X_1 + B_2 X_2 + \dots + B_m X_m + \varepsilon$$

donde Y son los valores de la variable (intervalo o ratio) dependiente, $X_1 \dots X_m$ son el conjunto de m variables (intervalo o ratio) independientes, $B_0 \dots B_m$ son constantes denominadas coeficientes de regresión parcial, que han de ser estimadas a partir de los datos, y ε es un error que se asume aleatorio con media 0 y varianza σ^2 igual para todos los valores de las variables independientes. B_i representa el cambio en Y producido por una variación unitaria en X_i cuando el resto de variables explicativas permanece constante, aunque en realidad todas esas variables cambian (Swan y Sandilands, 1995). En los análisis de regresión múltiple, una vez que se ha especificado la expresión funcional, es necesario evaluar la bondad del ajuste analizando los valores residuales (diferencias entre observaciones y estimaciones). Aparte de tratar de identificar un buen modelo, un objetivo adicional suele ser la obtención de una buena estimación de los coeficientes de regresión. Asimismo, en algunas situaciones, como es el caso de esta investigación, puede haber un objetivo último que es proporcionar una ecuación predictiva. No obstante, el conocimiento de los fundamentos del fenómeno que está siendo estudiado es un aspecto importante a la hora de especificar un modelo de regresión, y en general, cualquier modelo basado en los datos.

Como se ha indicado previamente, en los estudios en los que se hace uso de la regresión múltiple, se está muchas veces interesado en conocer la efectividad relativa

de las variables independientes como predictores de la variable dependiente. Sin embargo, esto no es posible determinarlo directamente de la observación de los coeficientes de regresión puesto que sus magnitudes dependen de las magnitudes de las propias variables (Davis, 1986). Tal como indica este autor, esto se puede evitar estandarizando los coeficientes de regresión parcial convirtiéndolos a unidades de desviación estándar, de forma que $b_k = B_k \cdot s_k/s_y$, donde s_k es la desviación estándar de la variable x_k y s_y es la desviación estándar de Y . Otra opción puede ser estandarizar las propias variables usando la media y la desviación típica o bien el máximo y el mínimo. Por otro lado, la presencia de dependencia espacial en las observaciones, cosa harto común cuando se analizan variables naturales espaciales, implica una pérdida de información respecto a la situación en la que las observaciones son independientes, lo que puede llevar, por ejemplo, a aceptar hipótesis erróneas (Cressie, 1993), como se comenta a continuación.

Haining (1990) indica que los principales problemas que pueden encontrarse en la regresión múltiple con datos espaciales pueden ser debidos al incumplimiento de los supuestos del método de mínimos cuadrados, que es el proceso utilizado para ajustar y hacer inferencia, o bien a la naturaleza de los datos. Dentro del primer grupo destaca la heterogeneidad espacial en distintas zonas, es decir, los parámetros de regresión varían según sectores del área de estudio (Bosque Sendra y Moreno Jiménez, 1994), lo que produce residuales espacialmente correlacionados, y la presencia de heterocedasticidad, o varianza no constante, en los residuales. Todo esto puede anular los tests estadísticos y producir valores de R^2 inflados. Al mismo tiempo, si la relación funcional entre la variable dependiente y las independientes no es lineal, el ajuste será malo, obteniéndose resultados inadecuados y residuales que no son independientes. Es por esto necesario examinar diagramas bivariados de la variable dependiente frente a las independientes, tal como se hizo en el capítulo anterior. La solución a este problema es difícil y se aborda muchas veces intentando transformar las variables independientes y dependiente, por ejemplo mediante logaritmos. Una aproximación diferente consiste en intentar ajustar una relación no lineal, pero surge entonces el problema de determinar y parametrizar (a priori) la relación concreta, por lo se llega al final a técnicas no lineales no paramétricas como las redes neuronales (sección 8.2.3).

Por otro lado, la presencia de valores extremos puede tener un impacto significativo en los parámetros de regresión y distorsionar el ajuste del modelo, por lo que es conveniente realizar siempre un análisis exploratorio previo de los datos (véase el Capítulo 7) (Bosque Sendra y Moreno Jiménez, 1994). Este problema puede ser abordado eliminando algunos datos o con métodos de regresión resistentes a *outliers*. En la modelización con regresión pueden aparecer también problemas de

Capítulo 8

multicolinealidad entre las variables predictoras, lo que se traduce en ajustes inestables y en varianzas de las estimaciones infladas, por lo que conviene revisar las correlaciones entre las variables previamente. Esta cuestión puede ser afrontada transformando las variables explicativas (por ejemplo, con ACP), eliminando las más problemáticas, o empleando técnicas de regresión resistentes a este problema como es la regresión alomada (esta aproximación es un caso particular de una red neuronal tratada en la sección 8.3.3) (véase Aiken y West, 1991, para un tratamiento en detalle). La existencia de un gran número de variables independientes puede constituir también un problema a la hora de realizar un análisis eficiente y definir cuales son las variables importantes en el modelo. Esta dificultad se puede afrontar transformando las variables para simplificar el modelo, por ejemplo, con ACP para reducir su número, tal como se hizo con las variables geoquímicas, o utilizar la regresión paso a paso o *stepwise* para el ajuste. Finalmente, si la variable dependiente a modelizar es categórica, como es el caso de esta investigación, el modelo de regresión lineal normal no es adecuado y habría que emplear un modelo lineal generalizado como la regresión logística múltiple.

8.3.2.2 Regresión logística múltiple

La regresión logística resulta útil para los casos en los que se desea predecir la presencia o ausencia de una característica (Petrucci et al., 1999), que es precisamente lo que se pretendía en este trabajo (presencia de depósitos). La técnica es similar a un modelo de regresión lineal pero adaptada para modelos en los que la variable dependiente es dicotómica. En este caso los coeficientes de regresión tiene un sentido diferente al de la regresión normal, en concreto, son medidas de los cambios en el *odds ratio* (probabilidad de ocurrencia/probabilidad no ocurrencia) definido anteriormente (en realidad del *logit*). No obstante, el signo del coeficiente se interpreta de igual forma, y un coeficiente positivo aumenta la probabilidad, y viceversa. Otra técnica de modelización que podría ser apropiada en este caso es el análisis discriminante, debido a la naturaleza binaria de la variable a predecir (en este caso, presencia o ausencia de depósitos minerales). Sin embargo, la regresión logística se puede aplicar a un rango más amplio de situaciones de investigación que el análisis discriminante, y en concreto, puede ser considerada más apropiada si se pretenden utilizar variables de naturaleza cualitativa (por ejemplo, litología) (Hair et al., 1999).

Como se ha indicado arriba, el objetivo último de la investigación era la predicción espacial de la presencia de depósitos minerales en el área de estudio en función de las variables geomíneras disponibles. En términos generales, la probabilidad lineal de que un punto en el área de estudio contenga un depósito mineral se basa en una matriz de m variables geomíneras independientes y puede ser expresada de la siguiente forma:

$$P_i = f(X_1, X_2, \dots, X_m)$$

donde P_i es la probabilidad del punto i (punto, celda o polígono) donde existe un yacimiento, y X_1, \dots, X_m son el conjunto de variables (capas) geomíneras predictoras independientes. Desgraciadamente existen ciertas desventajas de este modelo genérico cuando se aplica a una base de datos raster. Narumalani et al. (1997) destacan que, primero, la varianza no es constante de una celda a otra, y segundo, los valores de probabilidad calculados con esta relación pueden estar fuera del rango 0-1 de valores de probabilidad, por lo que es difícil relacionar la salida con una superficie de probabilidad sistemática. En cambio, como se ha señalado, la regresión logística múltiple acepta tanto valores dicotómicos (binarios) como escalares como variables independientes, lo que permite el uso de variables que no son continuas o derivadas

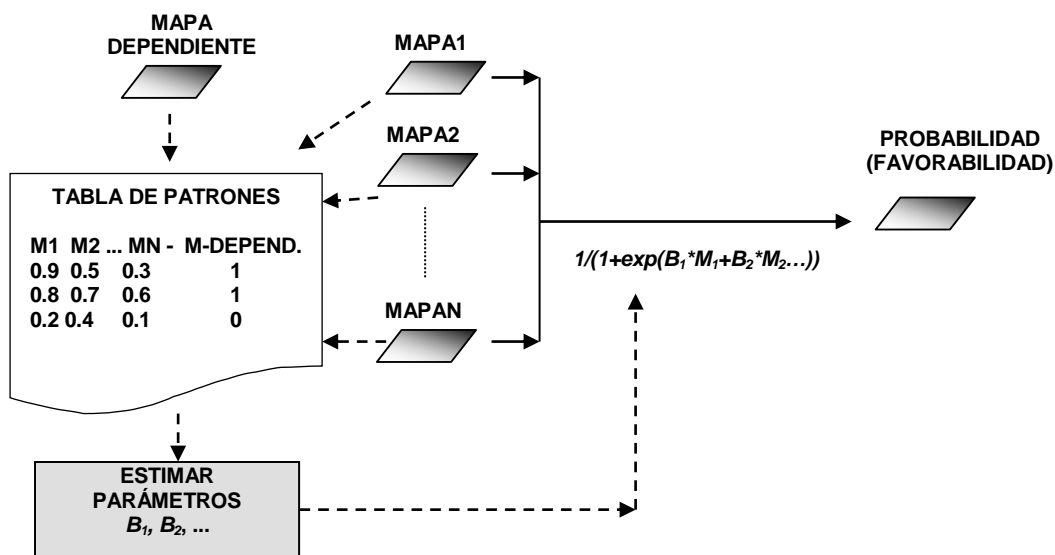


Figura 8.27. Esquema sintético del modelo de integración de capas mediante regresión (logística) múltiple.

cuantitativamente. Además, debido a que la estimación de probabilidad (P_i) siempre varía entre 0 y 1, es posible generar una superficie de probabilidad realista, al

Capítulo 8

contrario que los modelos de regresión lineal donde los valores pueden salirse del rango 0-1 (Narumalani et al., 1997).

La regresión logística múltiple podría permitir, por tanto, identificar las variables importantes en la predicción de la probabilidad de presencia de un depósito mineral definiendo la presencia o ausencia del depósito como una variable dicotómica dependiente. Posteriormente, los coeficientes de regresión para cada variable derivados de las observaciones en el área de estudio podrían ser utilizados como pesos en un algoritmo aplicable a la base de datos SIG, por ejemplo, mediante álgebra de mapas, para producir un mapa que muestre la probabilidad de la presencia de un depósito mineral. Cuantitativamente, la relación de dependencia entre la ocurrencia y el conjunto de variables predictoras se puede expresar como:

$$P_x = p(D) = 1 / (1 + \{ \exp[-(B_0 + B_1X_1 + \dots + B_pX_p)] \})$$

donde D es presencia/ausencia, en este caso de depósitos minerales, $X_1 \dots X_p$ son el conjunto de variables de exploración (por ejemplo, alteración hidrotermal, distancia a fracturas, anomalía geoquímica, etc.), y $B_0 \dots B_p$ son los coeficientes derivados de la regresión logística. Es decir, D es la variable dependiente y $X_1 \dots X_p$ son las variables independientes. Todo esto sugiere que el análisis de regresión logística múltiple sería ideal para el desarrollo de un modelo predictivo para esta investigación. Sin embargo, se ha de tener en cuenta que un modelo desarrollado para este estudio mediante regresión logística múltiple estaría diseñado para utilizar información espacial geográficamente referenciada de las variables de exploración (a saber, geológicas, mineras, geofísicas, geoquímicas y de teledetección), por lo que sería susceptible de presentar los problemas comentados anteriormente (se asumen datos gaussianos, variables predictoras independientes, una relación lineal y que no hay autocorrelación). Es por ello conveniente no olvidar estas limitaciones de los supuestos del método.

Para aplicar la regresión logística múltiple a los datos de exploración fue necesario derivar en primer lugar los datos adecuados que sirvieran de entrada para construir el modelo. Como se explicó previamente, la base de datos de exploración contiene datos de las variables de exploración más importantes tanto en formato vectorial como en formato raster, de forma que fue relativamente sencillo volcar las observaciones a partir de las capas raster en un fichero ascii que pudiera ser importado por un paquete estadístico (figura 8.27). Para esto era necesario disponer además de una capa con la presencia o ausencia de depósitos minerales, que se construyó asignando a todas las áreas (celdas) con presencia de depósitos el valor 1, y al resto el valor 0 (véase Capítulo 7). Esta capa binaria sería la variable dependiente en el modelo, de modo que

puede ser usada para investigar la relación entre la probabilidad de la presencia de depósitos y las variables geomineras explicativas. Así, cada punto muestreado almacenado en el fichero o tabla de texto tiene su respectivo valor binario de presencia/ausencia de depósitos, así como los valores de las distintas variables (figura 8.27). Como se ha sugerido arriba, todas las variables predictoras se transformaron linealmente al intervalo [0,1]. Este mismo conjunto de datos es utilizado en la sección siguiente dedicada a los modelos basados en redes neuronales.

Para ilustrar el proceso descrito se presenta a continuación un experimento en el que se construyó y aplicó un modelo para la predicción de depósitos de oro en el distrito de Rodalquilar. En este experimento se utilizaron un subconjunto de variables de exploración constituido por siete capas: (1) distancia a estructuras de fracturación, (2) componente principal 1 de la geoquímica, (3) componente principal 2 de la geoquímica, (4) anomalía gravimétrica residual, (5) anomalía magnética residual, (6) cociente TM 5/7, y (7) cociente TM 3/1. Con la utilización de estas variables se pretendía, por un lado, reducir al mínimo los posibles efectos de la multicolinealidad detectados en la sección anterior, por lo que se seleccionaron solamente los componentes principales como variables geoquímicas, y por otro, incluir en el modelo la posible influencia de masas subflorantes incluyendo las anomalías gravimétricas y magnéticas.

Debido a que la regresión logística, al igual que otros métodos basados en los datos como las redes neuronales, derivan sus parámetros de los datos, la construcción del conjunto de datos es uno de los aspectos más importantes. Sin embargo, esto puede resultar problemático cuando se analizan datos de exploración minera. La principal razón estriba en que normalmente deben ser utilizados tanto lugares donde existen depósitos como zonas estériles. La selección de las primeras es relativamente sencillo, pero la selección de zonas estériles requiere que la exploración haya sido tan detallada que permita saber que no existen depósitos desconocidos en esas zonas (Singer y Kouda, 1996). Esas zonas son frecuentemente áreas que inicialmente presentaban interés y que se perforaron, pero que eran efectivamente estériles. En lugar de tratar de seleccionar esas zonas, se optó por una aproximación diferente para construir el conjunto de datos.

Se seleccionaron para los análisis 49 indicios mineros situados en el distrito. El conjunto de 49 observaciones donde existen depósitos de oro conocidos (unos) se completó con una muestra de 56 celdas, a priori estériles (ceros), mediante muestreo aleatorio estratificado. El objetivo de este planteamiento es construir un conjunto de datos que incluya patrones tanto positivos como negativos (aspecto básico en el

Capítulo 8

reconocimiento de patrones), de forma que el modelo sea ajustado utilizando todo el rango de valores posible de las capas independientes y dependiente, evitando además extrapolaciones. En numerosos estudios se han utilizado el mismo número de puntos (en este caso serían 49 presencia/49 ausencia) para eliminar el sesgo en el proceso de muestreo, pero investigaciones realizadas por diversos autores (Blamire, 1996) indican que se pueden obtener excelentes resultados si la proporción de puntos refleja en cierto grado la distribución de probabilidad de los datos. No había ninguna razón especial para escoger ese número de celdas "estériles", aunque se optó por un número algo mayor de celdas adicionales para reflejar hasta cierto punto la distribución de probabilidad fuertemente positiva de la distribución de ocurrencias minerales conocidas en el área. Había que alcanzar, sin embargo, un compromiso ya que incrementar de forma significativa el número de puntos extra incrementaba la probabilidad de asignar erróneamente puntos potencialmente interesantes o con mineralizaciones (Rigol y Chica-Olmo, *en prensa*). Se asumió, por tanto, que la probabilidad *a priori* de contener un depósito mineral de los 59 puntos era muy baja. El análisis de regresión logística múltiple se realizó con el paquete estadístico SPSS, y dio como resultado la siguiente expresión en la que se muestran los coeficientes del modelo para cada variable independiente:

$$P_x = 1 / (1 + (\exp(-(-19.4 - 2.5 \text{ gqpc1} + 4.9 \text{ gqpc2} - 1.7 \text{ magr} + 15.3 \text{ gravr} + 39.5 \text{ tm57} + 4.6 \text{ tm31} - 23.8 \text{ distlff}))))$$

En este modelo las capas correspondientes a la distancia a lineamientos, fracturas y filones (distlff), el componente principal 1 de la geoquímica (gqpc1) y la anomalía magnética residual (magr) presentan coeficientes negativos, indicando que al aumentar su valor disminuye la probabilidad de presencia de depósitos. El resto de variables presentan coeficientes positivos indicando la relación contraria. El coeficiente mayor en valor absoluto corresponde al cociente TM 5/7 (tm57), seguido de la distancia a las estructuras de facturación y la anomalía gravimétrica residual (gravr). El componente principal 1 y la anomalía magnética residual presentan una contribución relativamente pequeña al modelo. En la tabla 8.5 se muestran los coeficientes y el valor del estadístico de Wald asociado indicando su significación estadística. En ésta se aprecia que los valores mayores del estadístico se dan para la distancia a estructuras de fracturación y cociente TM 5/7, lo que sugiere que son los más interesantes en la determinación la presencia o ausencia de depósitos minerales. El estadístico más bajo se da para el cociente TM 3/1, seguido del componente principal 1. Como se ha reiterado, el valor del estadístico debe interpretarse como un valor orientativo. La bondad del ajuste del modelo a los datos (105 muestras) se evaluó informalmente utilizando el valor del coeficiente de determinación R^2 que compara las estimaciones de

probabilidad con el valor observado (presencia/ausencia de depósitos). En este caso el coeficiente presentó un valor de 0.53, indicando un ajuste relativamente bueno.

Tabla 8.5. Coeficientes de regresión logística y estadístico de Wald derivados de los datos de exploración en el distrito de Rodalquilar para dos conjuntos de datos con 105 y 90 patrones.

Regresión Logística		Logística							
<i>N=105; R2=0.53</i>		CP1	CP2	Mag. R.	Grav.R.	TM 5/7	TM 3/1	Dist.Fract.	Cte.
β		-2.475	4.933	-1.663	15.327	39.510	4.641	-23.775	-19.399
Estadístico Wald		.1257	3.3912	1.4975	4.2976	7.0598	.0331	10.8721	5.3265
<i>N=90; R2=0.47</i>		CP1	CP2	Mag. R.	Grav.R.	TM 5/7	TM 3/1	Dist.Fract.	Cte.
β		-5.257	4.959	-1.219	16.160	50.750	0.835	-22.560	-21.075
Estadístico Wald		0.477	3.087	0.704	3.906	8.741	0.001	7.749	5.693

Sin embargo, el valor de R^2 calculado sobre los mismos patrones (muestras) utilizados para derivar los parámetros del modelo no es adecuado para evaluar objetivamente el poder predictivo del mismo. Esto ocurre por que el modelo está sesgado hacia los patrones utilizados en su construcción y, por tanto, dará valores sistemáticamente más

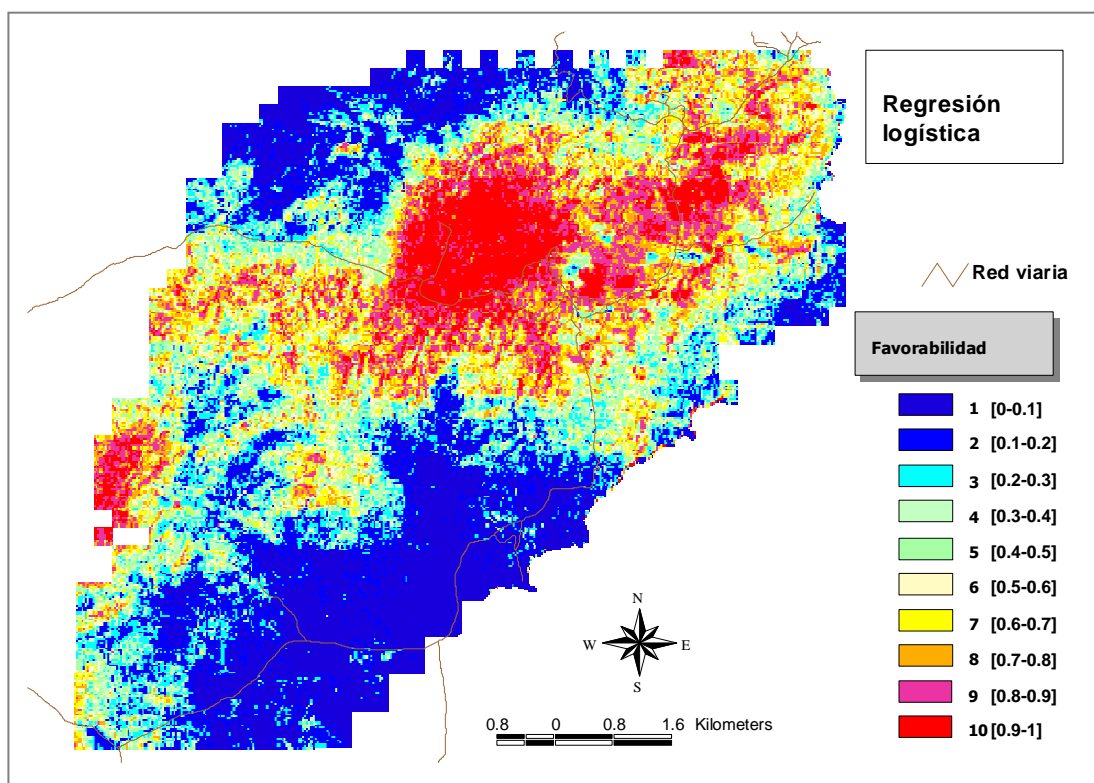


Figura 8.28. Superficie de probabilidad indicando favorabilidad a la presencia de depósitos minerales en el sector de Rodalquilar generada mediante un modelo de regresión logística (Rigol y Chica-Olmo, en prensa).

Capítulo 8

altos de R^2 para este conjunto de patrones que para cualquier otro. En este caso lo correcto es utilizar otro conjunto de muestras en donde también se sabe si hay o no depósitos para evaluar el rendimiento del modelo. Para realizar esta comprobación se dividió aleatoriamente el conjunto de 105 muestras (49+56) en dos subconjuntos con 90 y 15 muestras respectivamente (86% y 14%). Se estimaron de nuevo los coeficientes utilizando el primer subconjunto con 90 muestras y el rendimiento del modelo se evaluó sobre el segundo conjunto. Los coeficientes ahora obtenidos se muestran en la tabla 8.5, donde se aprecia que son muy similares a los anteriores. En este caso el R^2 obtenido fue de 0.47, indicando que el modelo era capaz de estimar de forma aceptable la probabilidad de presencia de depósitos en puntos (celdas) "desconocidas" para él. Este procedimiento es también utilizado en la sección siguiente.

Una vez calculados los coeficientes del modelo, se puede aplicar la expresión logística a todas las celdas del área de estudio para estimar la probabilidad de presencia de depósitos en la misma. Se generaron dos superficies de probabilidad, correspondientes a los modelos construidos con los 90 patrones o con todos los patrones (105). Esto puede llevarse a cabo utilizando la expresión logística de forma literal en el módulo de álgebra de mapas del SIG. Las dos superficies resultantes eran muy similares, por lo que sólo se muestra la derivada a partir de todos los patrones (figura 8.28), clasificada en 10 niveles con intervalo 0.1. El examen visual de la misma muestra su parecido a la capa de entrada TM 5/7, circunstancia lógica dado que esta capa presenta el coeficiente de regresión logística de mayor magnitud. Las zonas de mayor interés se sitúan en torno al sector del Cinto y al sur del área de los Tollos, ocupando, a simple

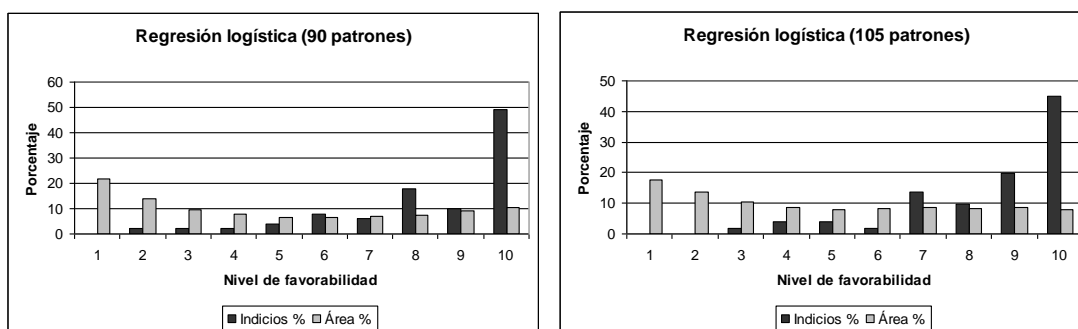


Figura 8.29. Porcentaje de indicios situado en cada clase de los mapas de favorabilidad generados con los modelos de regresión logística. Se muestra también el área porcentual de cada clase.

vista, una extensión relativamente grande. También aparece una zona de valores altos

al sur de la carretera que parte de Rodalquilar hacia el oeste, pero bastante discontinua. Se observa además una zona en el borde izquierdo del área analizada que presenta valores medios y altos que no había sido detectada anteriormente. En el borde norte se observa una pequeña zona también de potencial interés.

La comparación de la distribución espacial de los indicios mineros conocidos respecto a las distintas clases de favorabilidad de los mapas obtenidos indica que más del 85% de los indicios se sitúa en la clases con valor igual o superior a 5 (figura 8.29). Esto equivale a adoptar como umbral un nivel de probabilidad de 0.5. En este sentido, el modelo produce muy buenos resultados, aunque en exploración conviene tener en cuenta también el área de interés asociada a este nivel de probabilidad. En concreto, si se consideran las clases con valor igual o superior a 8, el porcentaje de indicios situados en ellas asciende al 76%, en el caso del modelo con 90 muestras, mientras que el área supone el 27% del área total. En el modelo con todas las muestras, el porcentaje de indicios es del 75%, y el área desciende al 25% de la superficie total analizada. Esto supone una reducción significativa del área de interés a la vez que se mantiene una gran parte de los indicios en la misma, por lo que el rendimiento general del modelo resulta bastante aceptable.

8.3.3 Redes neuronales artificiales

Las redes neuronales artificiales, RNA (artificial neural networks, ANN, en inglés) han empezado a ser utilizadas recientemente en el análisis espacial con SIG debido a las ventajas potenciales que pueden presentar sobre otros métodos más tradicionales. Zhou y Civco (1996) han identificado algunos problemas en los métodos clásicos de análisis de idoneidad con SIG (suma ponderada, etc.), que incluyen las dificultades inherentes en los datos espaciales como son la presencia de imprecisiones y dependencia entre factores (capas predictoras), la propia asignación de pesos o la selección de la función de combinación de las capas predictoras. Otros métodos como la regresión logística y la ponderación de evidencias también implican supuestos a veces difíciles de cumplir tales como distribuciones normales, independencia de factores y modelos lineales. Por tanto, herramientas de análisis espacial basadas en los datos tales como las RNA, que no hacen supuestos sobre los datos, son robustas al ruido y admiten relaciones no lineales e interacciones entre los factores, están siendo adoptadas con rapidez (Lees, 1996). Se han publicado un buen número de trabajos en campos como la teledetección o el análisis espacial en los que se hace uso de las redes

Capítulo 8

neuronales (por ejemplo, Dowd, 1994; Dowd y Sarac, 1994; Rigol et al., en prensa). Esto indica que las RNA y su capacidad para solucionar problemas de clasificación y estimación es bien conocida (véase Atkinson y Tatnall, 1997). Singer y Kouda (1996) han mostrado también el potencial de las RNA en la búsqueda de depósitos de sulfuros utilizando datos de sondeos derivados de análisis de difracción de rayos X.

En su forma más general, las RNA son máquinas (en sentido amplio) diseñadas para modelizar la actividad de sistemas neuronales biológicos, implementadas normalmente como software (Haykin, 1994). Las RNA son muy utilizadas en la actualidad en diversos campos de la ciencia debido a las propiedades indicadas arriba, que las hacen muy atractivas, y a su simplicidad conceptual, que se torna, no obstante, en gran complejidad cuando lo que se pretende es, no ya aplicarlas, sino su desarrollo. Las tareas que realizan las RNA se pueden englobar bajo el nombre genérico de reconocimiento de patrones, término que incluye a técnicas más clásicas y conocidas como el análisis discriminante (similar a la regresión logística). Aunque las RNA (también denominadas modelos conexionistas) están biológicamente inspiradas, la mayor parte de las arquitecturas de redes neuronales no tratan de imitar fidedignamente su modelo biológico, sino que más bien pueden ser consideradas simplemente como una clase de algoritmos paralelos (Bishop, 1995).

8.3.3.1 Redes de retropropagación

Como en el cerebro, los elementos básicos de procesamiento de una red neuronal artificial son las neuronas (unidades o nodos). Estas unidades están interconectadas por enlaces o conexiones ponderados para generar así una red, en analogía a la forma en que las neuronas biológicas están interconectadas a través de las dendritas (prolongaciones dendriformes que sirven de conexión con otras neuronas) y el axón (canal por el que fluyen impulsos eléctricos o información) (Haykin, 1994). Las células neuronales funcionan acumulando señales entrantes provenientes de conexiones con otras neuronas, de forma que cuando se supera un cierto umbral se produce el disparo o transmisión de la señal recibida a todas las neuronas con las que está conectada (Haykin, 1994). Los primeros modelos de neuronas que se formularon en los años cuarenta simulaban el funcionamiento de las células actuando como una unidad de cálculo que suma el producto de todas las entradas por un peso, y se dispara si este producto es mayor que un umbral. Así, si W_i son los pesos, X_i son las entradas, y θ el umbral, una neurona se dispara si y sólo si:

$$\sum_i W_i \cdot X_i \geq \theta$$

Estas unidades, interconectadas, podían simular cualquier función lógica booleana (AND, OR, etc.) si se asignaban a los pesos valores adecuados, aunque, debido a que sus conexiones (pesos) están preestablecidas, estas neuronas no “aprenden”. Posteriormente, en los años sesenta, se añadió a este modelo una regla de aprendizaje para crear lo que se conoce como perceptrón, que sí era capaz de efectuar algunas tareas de reconocimiento de patrones activando la neurona correspondiente (es decir,

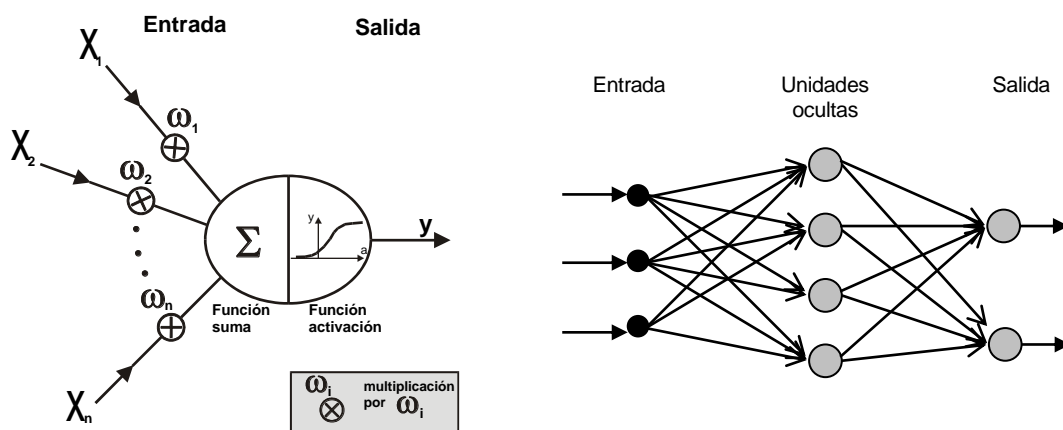


Figura 8.30. Izquierda: a. Neurona artificial (el bias x_0 de entrada no se muestra). Derecha: b. Arquitectura de una red multicapa (tipo feedforward) con 3 unidades en la capa de entrada, 4 unidades en la capa intermedia (oculta) y 2 unidades en la capa de salida (3-4-2).

decidir a qué clase pertenece un vector de entrada presentado a la red). El método de aprendizaje, muy simple, consiste en (t indica cada vez que se presentan las entradas; X_i, Y_j y d_j pueden presentar sólo valores 0 o 1):

Paso 1. Presentar a la red el vector (patrón; 0/1) de entrada, X_i , y calcular la salida Y_j multiplicando por los pesos W_{ij} :

$$Y_j = \sum_i W_{ij} X_i(t); \quad j = 1, \dots, n$$

Paso 2. Si la salida es correcta, es decir, si $d_j = Y_j \forall j$, ir al paso 1, en caso contrario, es decir, si $d_j \neq Y_j$:

Paso 2.1. Si la salida Y_j es igual a 0, añadir cada entrada al peso correspondiente: $W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + X_i(t)$

Capítulo 8

Paso 2.1. Si la salida Y_j es igual a 1, restar cada entrada al peso correspondiente: $W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) - X_i(t)$

Paso 3. Si hay cambios en los pesos ir al paso 1, en caso contrario salir.

Una red de este tipo puede aprender, ya que las neuronas están conectadas con todas las entradas a través de un peso que evoluciona según va aprendiendo (Bishop, 1995). Sin embargo, este perceptrón monocapa sólo puede distinguir entradas que son linealmente separables y no puede, por ejemplo, aprender la función XOR. Además, con este modelo no era posible repartir el error entre las neuronas (entrenar los pesos mediante su ajuste) en caso de que hubiera distintas capas de neuronas (perceptrón multicapa).

Este modelo fue superado con la aparición del algoritmo de retropropagación (*back-propagation*) (Rumelhart et al., 1986), que es el más utilizado en la actualidad. Este algoritmo se diferencia del citado arriba en que aplica una función no lineal a la activación de la neurona, activación que se halla igualmente sumando el producto de las entradas por el valor de los pesos. La función utilizada normalmente es la función logística, utilizada en varias ocasiones en secciones anteriores, que se caracteriza por ser creciente y acotada. Por tanto, una unidad en la red suma las entradas ponderadas de las conexiones que le llegan y transforma mediante una función (no lineal) el valor sumado. La salida sirve entonces de entrada a otras unidades conectadas a esta. En la figura 8.30 se muestra una unidad o neurona y la arquitectura de una configuración simple, denominada como se ha indicado anteriormente perceptrón multicapa, en la que las unidades se sitúan en capas y están conectadas de forma que la información fluye unidireccionalmente desde las unidades de entrada a través de la unidad o unidades situadas en la capa o capas ocultas hasta las unidades en la capa de salida. Esta red neuronal multicapa (denominada de tipo *feed-forward*) no impone restricciones en cuanto al número de unidades de entrada, ocultas o de salida. Es posible además enlazar unidades de entrada con unidades de salida, o unidades en la misma capa, o incluso conectar unidades con otras situadas en capas anteriores (llamadas redes recurrentes). En este modelo, el "conocimiento" o la "memoria" se distribuye a través de toda la red almacenado en la propia topología de la red y en los pesos de las interconexiones y umbrales de las unidades (Haykin, 1994). Los pesos, como se describe a continuación, son derivados mediante retropropagación de forma automática.

El entrenamiento de una red neuronal con retropropagación consiste resumidamente en el siguiente procedimiento:

- a) Se presenta un patrón de entrada a la red. La entrada es entonces propagada hacia delante por la red hasta que la activación alcance la capa de salida (de izquierda a derecha en la figura 8.30b). Esto constituye la fase de propagación hacia delante (*forward propagation*).
- b) El valor obtenido en la capa de salida se compara entonces con la salida deseada. El error, es decir, la diferencia (delta) entre la salida producida por la red y la salida deseada de una unidad de salida j es usada junto con la salida de la unidad origen i para calcular los cambios a aplicar a la conexión. Para calcular los deltas de unidades ocultas para las que no se dispone de salidas deseadas, se usan los deltas de la capa siguiente, que han sido previamente calculados. De esta forma los errores son propagados hacia atrás (de derecha a izquierda en la figura 8.30b), por lo que esta fase es llamada retropropagación.

En el algoritmo de retropropagación la forma de presentar un vector de entrada a la red consiste en asignar los valores del vector a los denominados estados (*states*) de las unidades de entrada. Después se calculan los estados de las unidades en cada capa aplicando las ecuaciones siguientes a las conexiones provenientes de capas inferiores (más a la izquierda en la figura 8.30b):

$$x_j = \sum_i y_i w_{ji} ; \quad y_j = \frac{1}{1 + e^{-x_j}}$$

Todas las unidades de una capa calculan su estado en paralelo, pero diferentes capas calculan su estado secuencialmente, empezando por abajo (izquierda) y realizando las operaciones hacia arriba (derecha) hasta que se determinan los estados de las unidades de salida. Por tanto, la entrada total, x_j , a una unidad j es una función lineal de las salidas, y_i , de las unidades que están conectadas a j y de los pesos, w_{ji} , de esas conexiones, como aparece en la ecuación a la izquierda. A las unidades se les puede proporcionar umbrales introduciendo una entrada extra a cada unidad que siempre presenta el valor 1. El peso en esta unidad extra se llama sesgo (*bias*) y es equivalente a un umbral (*threshold*) de signo contrario, y puede ser tratado como cualquier otro peso. La salida de la unidad j es un número real, y_j , que es sin embargo una función no lineal de su entrada total, como aparece en la ecuación de la derecha, que corresponde a la función logística, frecuentemente empleada.

El objetivo del algoritmo es encontrar un conjunto de pesos que asegure que para cada vector de entrada el vector producido por la red es el mismo (o está suficientemente

Capítulo 8

cerca) del vector de salida deseado. Si hay un conjunto definido y finito de casos (patrones) entrada-salida, el error total en el funcionamiento de la red con un conjunto particular de pesos puede ser calculado comparando los vectores de salida real y deseado para cada patrón. El error total, E , se define entonces como:

$$E = \frac{1}{2} \sum_p \sum_j (y_{j,p} - d_{j,p})^2$$

donde p es un índice sobre los patrones (pares entrada-salida), j es un índice sobre las unidades de salida, y es el estado real de una unidad de salida y d es el estado deseado. La idea básica es que la función de error tiene una superficie particular sobre el espacio de los pesos y , por lo tanto, un proceso iterativo tal como el método de gradiente (*gradient descent*) puede ser utilizado para su minimización. El método de gradiente se basa en el hecho que debido a que el gradiente de una función siempre apunta en la dirección de máximo incremento de la función, entonces moviéndose en la dirección del gradiente negativo induce un movimiento máximo "pendiente abajo" que alcanzará finalmente el mínimo de la superficie de la función sobre el espacio de sus parámetros (Merelo Guervós, 1997). Esta es una técnica bien establecida para la minimización de funciones y ha sido probablemente el factor principal detrás del éxito de la retropropagación (Sarle, 1997). Sin embargo, el método no garantiza la convergencia al mínimo de la superficie de error ya que la red puede quedar atrapada en distintos tipos de mínimos. Para minimizar E mediante el gradiente es necesario calcular la derivada parcial de E respecto a cada peso en la red. La derivada es simplemente la suma de las derivadas parciales para cada uno de los casos entrada-salida. Para un caso dado, las derivadas parciales del error respecto a cada peso son calculadas en dos pasos. Este sería el paso hacia delante en el que las unidades en cada capa calculan sus estados mediante la aplicación de las ecuaciones anteriores. El paso hacia atrás en el que se propagan las derivadas desde la capa superior (salida) hacia atrás hasta la capa inferior (entrada) es algo más complicado, y puede encontrarse detallado en cualquier libro sobre RNA (véase, por ejemplo, Bishop, 1995).

En resumen, para que la red pueda representar cualquier función útil sus pesos han de ser ajustados, al igual que los coeficientes de regresión son ajustados cuando se aplica una regresión lineal estándar, en un proceso conocido como aprendizaje (supervisado). Para hacer esto, se presentan a la red ejemplos consistentes en pares entrada-salida: un vector de entrada y la correspondiente salida deseada para la red. Por ejemplo, el vector de entrada pueden ser los valores de las anomalías geoquímicas y geofísicas en un punto, y la salida deseada podría ser la probabilidad de encontrar un depósito mineral en ese punto (presencia/ausencia). Entonces la entrada es propagada a través

de la red como se ha descrito antes y la red produce su propia salida. La salida es comparada con la salida deseada. Si no hay diferencia, no hay aprendizaje. En caso contrario, los pesos de las conexiones son modificados para reducir la diferencia. Esto es conseguido de manera iterativa minimizando el error total, típicamente calculado como la suma de los errores al cuadrado, para todos los pares entrada-salida con respecto a los pesos de la red, mediante el uso del gradiente (*gradient descent*) o cualquier otro método de optimización no lineal (retropropagación). En esencia, las redes de retropropagación aprenden de los datos ajustando repetidamente los pesos de las conexiones de la red (también de los umbrales) para minimizar una medida de la diferencia entre la salida real de la red y el vector de salida deseado. Es importante destacar que en esta aproximación no se hace ningún supuesto sobre la forma de las distribuciones de los datos (normal) ni sobre la independencia de las observaciones. Pueden ser, por tanto, más robustas que las técnicas clásicas, y trabajan bien cuando las entradas están generadas por mecanismos físicos no lineales.

8.3.3.2 Estimación de funciones con redes de retropropagación

Una red de retropropagación con una sola capa oculta corresponde a un tipo especial de regresión (Bishop, 1995; Sarle, 1997). Por lo tanto, se pueden investigar sus similitudes examinando la expresión funcional de una red simple. Por ejemplo, para una red 3-4-2 como la mostrada en la figura 8.30b, la salida, a , de la primera unidad oculta, 1 , se obtiene formando primero una combinación lineal ponderada de los 3 valores de entrada (x_1, x_2, x_3) , para dar:

$$s_1 = w_{11}x_1 + w_{12}x_2 + w_{13}x_3 + w_{10} = \sum_{i=0}^3 w_{1i}x_i$$

donde w_{12} indica el peso que va desde la unidad de entrada 2 a la unidad oculta 1, y w_{10} es un peso adicional requerido, concretamente el llamado *bias* (sesgo). Entonces esta suma lineal es transformada utilizando una función de activación $g(\cdot)$ (como se ha indicado anteriormente, frecuentemente g es la función logística $g(s)=1/(1+e^{-s})$) para dar:

$$a_1 = g(s_1)$$

Capítulo 8

Posteriormente, la salida de la red es obtenida transformando la salida producida por las unidades ocultas utilizando una segunda capa de unidades. Por lo tanto, la expresión explícita de la función representada por la red 3-4-2 puede escribirse de la forma:

$$Salida_k = g(s_k) = g\left(\sum_{j=0}^4 w_{kj}^{(2)} a_j\right) = g\left(\sum_{j=0}^4 w_{kj}^{(2)} g\left(\sum_{i=0}^3 w_{ji}^{(1)} x_i\right)\right)$$

donde el superíndice de los pesos indica un peso proveniente de la primera o segunda capa, y $k=1,2$, indica las unidades de salida 1 y 2. En este ejemplo una entrada a la red pasará a través de 20 pesos, y será modificada por 6 funciones no lineales. La función representada por esta red podría considerarse como una superficie, de forma que cada elevación o depresión en la misma es creada añadiendo pequeños montículos generados por las funciones no lineales de las unidades. Intuitivamente, es posible pensar que añadiendo suficientes unidades cualquier función continua podría ser representada por este método. Esto ha sido demostrado por distintos autores (véase Bishop, 1995; Sarle, 1997). Por lo tanto, es posible decir que las redes multicapa son superposiciones lineales de funciones localizadas, y como tales, son capaces de una aproximación universal (Bishop, 1995).

La comparación entre una red neuronal y un método muy conocido en el ámbito de la geología, como es el *Trend Surface Analysis* (véase Davis, 1986), puede ser muy ilustrativa para presentar esta técnica (Rigol, 1998). De hecho, las RNA y el TSA comparten algunas características. En el TSA, el problema consiste en ajustar un polinomio a un conjunto de N puntos mediante la técnica de minimización de una función de error, concretamente la suma de los residuales elevados al cuadrado. Por ejemplo, la expresión para una superficie cuadrática (polinomio de segundo orden) de las coordenadas espaciales (x,y) viene dada por:

$$z(x, y) = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 y + \beta_3 x^2 + \beta_4 y^2 + \beta_5 xy$$

Esto puede ser visto como una proyección no lineal que toma a (x,y) como entrada y produce z como salida. La forma precisa de la función $z(x,y)$ es determinada por los parámetros β_0, \dots, β_5 , que son análogos a los pesos en una red neuronal (w_0, \dots, w_5 , o \mathbf{w} en notación vectorial). Cada punto consiste en un par de coordenadas geográficas, (x_n, y_n) , y un valor deseado correspondiente para la salida d , esto es d_n , llamado *target* en el contexto de las RNA. Estos pares entrada-salida $\{(x_n, y_n), d_n\}$ son los llamados patrones (*patterns*) en la jerga de las RNA. Para poder encontrar valores adecuados para los coeficientes en el polinomio, es conveniente considerar el error entre la salida

deseada d_n para una entrada particular (x_n, y_n) , y el valor correspondiente producido por la función polinómica $z((x_n, y_n); \mathbf{w})$. Los procedimientos de ajuste de curvas estándar implican la minimización del cuadrado de ese error, sumado sobre todos los puntos del conjunto de datos. Este error puede ser considerado como que es una función de \mathbf{w} , y por lo tanto el polinomio puede ser ajustado a los datos eligiendo un valor para \mathbf{w} que minimice el error. Esto conduce a la regresión en estadística clásica y al término equivalente, aprendizaje supervisado, en RNA. Entrenar a una RNA implica, por ende, la minimización de una función de error (frecuentemente la suma de los errores al cuadrado también), y como tal es un modelo de regresión generalizado.

En términos generales, las RNA proporcionan proyecciones paramétricas generales no lineales entre un conjunto de variables de entrada y un conjunto de variables de salida (Bishop, 1995). Los polinomios como los usados en TSA proporcionan esas proyecciones para el caso de una variable de salida. Si se dispone de un número suficientemente grande de términos en el polinomio, es posible entonces aproximar cualquier función convencional con una precisión arbitraria. Desafortunadamente, esto no es en general posible en aplicaciones prácticas debido a la enorme cantidad de observaciones necesarias para determinar de forma adecuada el elevado número de coeficientes en el polinomio. Por el contrario, las RNA manejan bien el problema de la escala de la dimensionalidad (*scaling of dimensionality*) (Bishop, 1995). Los modelos RNA representan funciones no lineales de una sola variable (unidades ocultas), y esas funciones ocultas se adaptan a su vez a los datos como parte del proceso de entrenamiento. Sin embargo, a diferencia del ajuste polinómico, el procedimiento de determinación de los valores de los parámetros es ahora un problema de optimización no lineal, el cual es computacionalmente muy intensivo y que presenta un número de complicaciones adicionales (por ejemplo, la presencia de múltiples mínimos en la función de error) (Bishop, 1995).

8.3.3.3 Construcción de un modelo predictivo

La construcción de una red neuronal artificial (RNA) requiere de tres pasos principales (Haykin, 1994): (1) selección de la arquitectura, (2) aprendizaje (entrenamiento), y (3) evaluación de la habilidad de generalización. El límite entre ellos es, no obstante, difuso puesto que, por ejemplo, para seleccionar la arquitectura adecuada hace falta entrenar la red en cuestión. En la selección de la arquitectura el objetivo es encontrar una arquitectura de red (número de unidades, de capas ocultas, etc.) que produzca

Capítulo 8

buenas predicciones tanto para datos observados como nuevos, por lo que la aproximación más simple para la comparación de distintas redes es evaluar el error utilizando datos que son independientes de los usados para el entrenamiento. Una herramienta estándar en estadística, conocida como validación cruzada es frecuentemente usada como guía para este propósito (Haykin, 1994; Bishop, 1995; Sarle, 1997). Otro método muy utilizado es el denominado *hold-out* (Bishop, 1995), en el que el conjunto de datos disponible se particiona aleatoriamente en dos subconjuntos, uno para la selección y entrenamiento del modelo y otro para la evaluación de su funcionamiento. Recuérdese que este fue el procedimiento utilizado en la sección dedicada a la regresión logística para evaluar el modelo. En la fase de entrenamiento los pesos de la red son ajustados mediante el proceso ya descrito de retropropagación, con el objetivo de minimizar una medida de la diferencia entre la salida real de la red y la salida deseada (Rumelhart, Hinton y Williams, 1986). Finalmente, el modelo seleccionado es entrenado utilizando el conjunto completo de datos, y se mide la capacidad de generalización de la red resultante usando el conjunto de datos test.

Para la creación de un modelo para la predicción de depósitos minerales en el área de Rodalquilar se utilizó el mismo conjunto de 105 patrones que se usó en la modelización mediante regresión logística. En este caso el objetivo era aprovechar la capacidad de las redes neuronales para el ajuste de funciones con el fin de estimar la función posiblemente no lineal que relaciona la presencia de depósitos minerales con las 7 variables geognósticas utilizadas en la sección anterior. Esta aproximación puede ser considerada como un modelo de regresión de mínimos cuadrados pero sin supuestos sobre los datos (normalidad, independencia) ni de linealidad de la relación. El modelo a construir tiene 7 capas de entrada y una de salida (presencia/ausencia de depósitos), y por tanto 7 unidades en la capa de entrada y una única neurona en la capa de salida. Para ajustar el modelo se utilizó el algoritmo estándar de retropropagación disponible en el paquete de simulación SNNS (1995), ya que la rapidez del proceso no era el principal objetivo. En todos los ensayos la función de activación utilizada fue la función logística, y el parámetro de aprendizaje establecido a 0.4 (véase Bishop, 1995, para una descripción detallada). Los procesos de entrenamiento se repitieron 6 veces y se hizo una media sobre los resultados para eliminar oscilaciones debidas a diferentes inicializaciones aleatorias de los pesos. Puesto que el número de unidades de entrada y salida del modelo estaban definidos la selección de la arquitectura consistió en la selección del número adecuado de unidades en la capa oculta.

En esta investigación se utilizó una variante del método de validación cruzada denominada *k-fold* (Bishop, 1995; Sarle, 1997) especialmente diseñada para

situaciones en las que el número de patrones (muestras) es escaso. En la validación cruzada tipo *k-fold* el conjunto de datos disponible se divide en dos conjuntos: entrenamiento y test. Se utilizó aquí la misma partición que en la sección anterior: 86% para el conjunto de entrenamiento y 14% para el conjunto test. El conjunto de entrenamiento se subdivide a su vez en dos subconjuntos: (a) un subconjunto para la estimación del modelo (es decir, entrenamiento de la red mediante el ajuste de los pesos), y (b) un subconjunto para la validación del rendimiento del modelo (típicamente el 10% o 15%). Se tienen por tanto tres conjuntos denominados típicamente de entrenamiento, de validación y test. Adviértase que se usa frecuentemente el nombre de conjunto de entrenamiento para referirse tanto al conjunto total de entrenamiento como al subconjunto para la selección del modelo. Para evitar confusiones se utilizará aquí la denominación conjunto de "selección de arquitectura" para referirse al segundo.

El proceso de selección de la arquitectura más adecuada consiste en entrenar distintas redes con diversas configuraciones (números de unidades) minimizando el error del subconjunto de selección mediante retropropagación. En el proceso de entrenamiento se va presentando también a la red el conjunto de validación sin que se modifiquen los pesos (sin entrenamiento) y se va observando el error que produce la red para este conjunto. Este error se denomina error de validación puesto que es el error obtenido para datos que no están siendo directamente utilizados para ajustar los pesos de la red. La configuración que produzca el error de validación más bajo será la más adecuada ya que producirá los errores más bajos para datos con los que no ha tenido contacto directo. A esto se le denomina capacidad de generalización, y corresponde al término interpolación en estadística clásica. El aprendizaje debe ser parado, por tanto, en el mínimo del error del conjunto de validación. En ese punto la red generaliza mejor. Cuando el aprendizaje no es parado, ocurre lo que se llama sobreentrenamiento (*overtraining*) y el rendimiento de la red sobre todos los datos disminuye, a pesar de que el error en el conjunto de selección de arquitectura todavía sigue disminuyendo. Después de finalizar la fase de entrenamiento, la red debería ser finalmente comprobada con un tercer conjunto de datos, el conjunto test. El procedimiento utilizado es el siguiente:

- 1) Los pesos de la red se inicializan a valores aleatorios en el rango $[-1,+1]$.
- 2) Se presenta el conjunto de datos de entrenamiento a la red, patrón a patrón y en orden aleatorio. La salida de la red para el patrón es calculada.
- 3) Se calcula el error entre la salida de la red y el valor real deseado para ese patrón. El error se propaga hacia atrás a través de la red y los pesos son ajustados.

Capítulo 8

- 4) Después de un paso a través del conjunto de entrenamiento, se presentan los datos del conjunto de validación manteniendo los pesos fijos y se calcula la salida, para finalmente derivar el error cuadrático medio (ECM o MSE) entre la salida y el valor deseado para los patrones del conjunto de validación.
- 5) Si el MSE del conjunto de validación es el menor obtenido hasta el momento, los valores actuales de los pesos de la red son guardados.
- 6) Los pasos 2 a 5 se repiten hasta que no se observe mejora en el error de validación MSE durante 200 ciclos de entrenamiento sobre los datos del conjunto de entrenamiento.
- 7) La red entrenada obtenida al finalizar el proceso (configuración que minimiza el error de validación) es evaluada mediante la presentación del conjunto test. El error obtenido para este conjunto sirve como criterio objetivo del poder de generalización de la red y puede ser comparado con otros valores así obtenidos por otras configuraciones.

Como se ha indicado, el rendimiento se mide normalmente utilizando estadísticos tales como el coeficiente de determinación, R^2 , o el error cuadrático medio (*mean square error*, MSE). En el método *k-fold* todo el proceso es repetido *k* veces realizando cada vez una partición aleatoria del conjunto de entrenamiento. En este caso se utilizó $k=10$, de forma que la red era entrenada con 81 patrones y validada sobre 9 patrones, que iban cambiando aleatoriamente (sin repetición) hasta completar los $k=10$ ciclos. Así, la arquitectura con menor error medio de validación sobre las distintas particiones

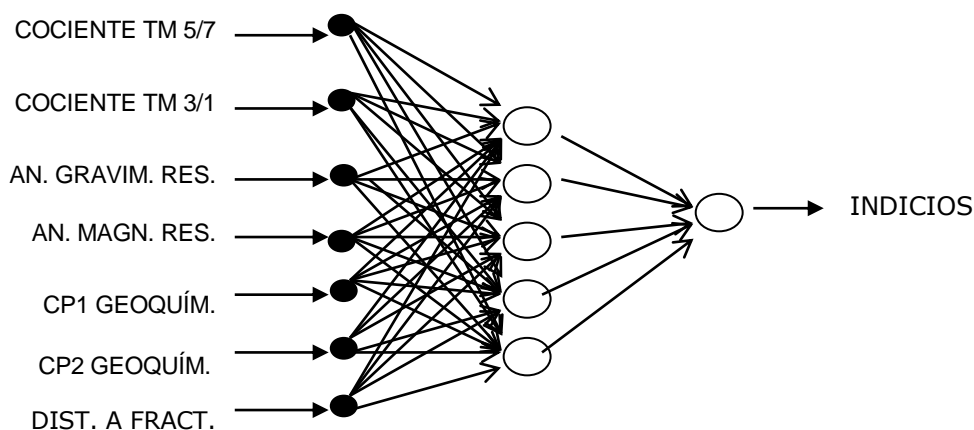


Figura 8.31. Esquema de la red 7-5-1 seleccionada para estimar la asociación entre capas predictoras y presencia de depósitos de oro (Rigol y Chica-Olmo, en prensa).

es seleccionada. El paso final del proceso consiste en el entrenamiento de la red seleccionada (por ejemplo, 5 unidades de entrada, 2 en una capa intermedia y 1 en la

capa de salida, o 5-2-1) utilizando el conjunto completo de datos de entrenamiento para ajustar los pesos, y el conjunto test para decidir cuando parar el proceso (en este caso se usa como validación). La red así entrenada está lista para poder estimar nuevos patrones de forma adecuada.

Los resultados de estos análisis indicaron que la red más simple que proporcionaba un buen rendimiento ($MSE=0.008$) en la generalización era una red 7-5-1, es decir, con 5 unidades en la capa oculta (figura 8.31). La adición de más unidades no producía mejora apreciable en el error de validación. Esta arquitectura fue entonces entrenada utilizando el conjunto de entrenamiento con 90 patrones, mientras que el conjunto test con 15 patrones se utilizaba para parar en el momento adecuado el proceso. Una vez entrenada la red se generó la superficie de probabilidad indicando favorabilidad a la presencia de depósitos en el área simplemente presentando a la red todas las celdas del área de estudio (cada celda corresponde a un patrón) y recogiendo el valor estimado por esta. La capa resultante presenta valores en el intervalo $[0,1]$.

El rendimiento de la red neuronal como estimador fue analizado utilizando el

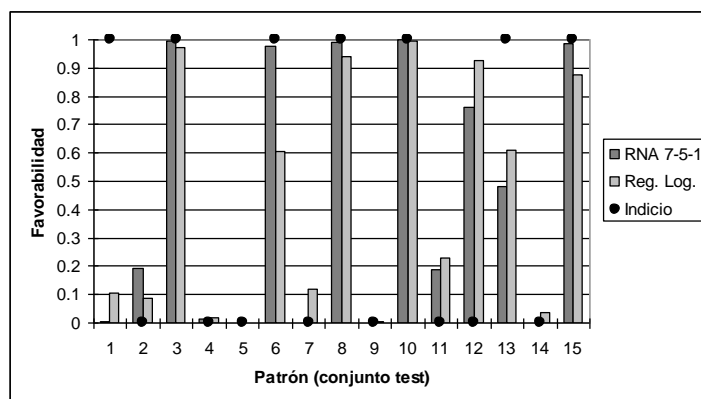


Figura 8.32. Favorabilidad estimada con la red 7-5-1 y el modelo de regresión logística para el conjunto test. También se muestran como puntos los valores de ausencia (0) y presencia (1) de indicios (Rigol y Chica-Olmo, en prensa).

coeficiente de determinación R^2 obtenido en la fase de entrenamiento sobre el conjunto test totalmente independiente. En este caso el coeficiente presentó un valor de 0.52, algo mayor que el obtenido mediante regresión logística. Recuérdese que el rendimiento de ambos modelos puede ser comparado ya que se han utilizado los mismos conjuntos de datos para entrenamiento y evaluación. Así, en la figura 8.32 se muestran los valores estimados para los patrones del conjunto test mediante la red 7-5-1 y el modelo de regresión logística. Se observa que, a pesar del mejor rendimiento

Capítulo 8

de la red neuronal, en ambos casos los valores son muy similares. Los patrones (celdas) numerados como 1 y 12 son estimados de forma errónea por ambos modelos. El patrón 1 corresponde a un indicio conocido y el patrón 12 a una celda a priori estéril pero que es considerada como favorable por ambos modelos (figura 8.33). Resulta interesante destacar que la exclusión de estos dos patrones supone un incremento en R^2 hasta 0.9 para ambos modelos. El patrón 6 es infraestimado por el modelo de regresión, mientras que el 13 es infraestimado por los dos modelos, especialmente por la red neuronal.

Tabla 8.6. Pesos obtenidos para las conexiones de una red 7-1-1 entrenada con los datos de exploración en el distrito de Rodalquilar.

RNA								
Conjunto	CP1	CP2	Mag. R.	Grav.R.	TM 5/7	TM 3/1	Dist.Fract.	Salida
Selección	-0.633	5.467	-0.132	5.396	4.620	-0.778	-8.164	7.545
Entrenamiento	-2.163	6.823	-0.913	6.046	4.977	-1.398	-9.028	7.940

Se realizó un experimento para comprobar los pesos que recibían las distintas unidades de entrada cuando se utilizaban redes neuronales con distintas unidades (de 5 a 1) en la capa oculta. Este ensayo debe considerarse como una primera aproximación (burda) al análisis de la influencia de las capas de entrada en el modelo, puesto que la evaluación formal de la importancia de las entradas a una red requiere un análisis bastante elaborado (véase Sarle, 1997). No obstante, la magnitud relativa de los pesos puede indicar pistas interesantes sobre la relación entre las variables independientes y dependiente. En la tabla 8.6 se muestran los pesos asignados a las unidades de entrada por una red con una sola unidad en la capa oculta (se comprobó que los pesos en las redes con distintas unidades eran consistentes en cuanto a signo y magnitud). Se aprecia que las unidades correspondientes a la distancia a estructuras de fracturación, componente principal 2 de la geoquímica, cociente TM 5/7 y anomalía gravimétrica reciben las mayores contribuciones, mientras que el componente principal 1 y el cociente TM 3/1 muestran contribuciones negativas relativamente pequeñas. La anomalía magnética presenta el peso menor. Este experimento sugiere que la representación interna del proceso que se está modelizando es muy distinta para el modelo de red neuronal y el modelo de regresión logística, a pesar de que los valores estimados para el conjunto test son bastante parecidos. Así, parece que el modelo de regresión tiende a ponderar fuertemente una capa de entrada, seguida de lejos por

otras dos, mientras que la red tiende a ponderar de forma más homogénea varias capas de entrada.

Por otra parte, la capa de favorabilidad generada con la red presenta una distribución con ciertas diferencias respecto a la generada con el modelo de regresión (figura 8.33). Esto contrasta con las estimaciones muy similares producidas por ambos modelos para el conjunto test, aunque es evidente que los distintos esquemas de ponderación han de producir salidas diferentes. La superficie de favorabilidad es bastante continua y presenta un cierto parecido con el componente principal 2 de la geoquímica, aunque presenta áreas favorables que son claramente mezcla de

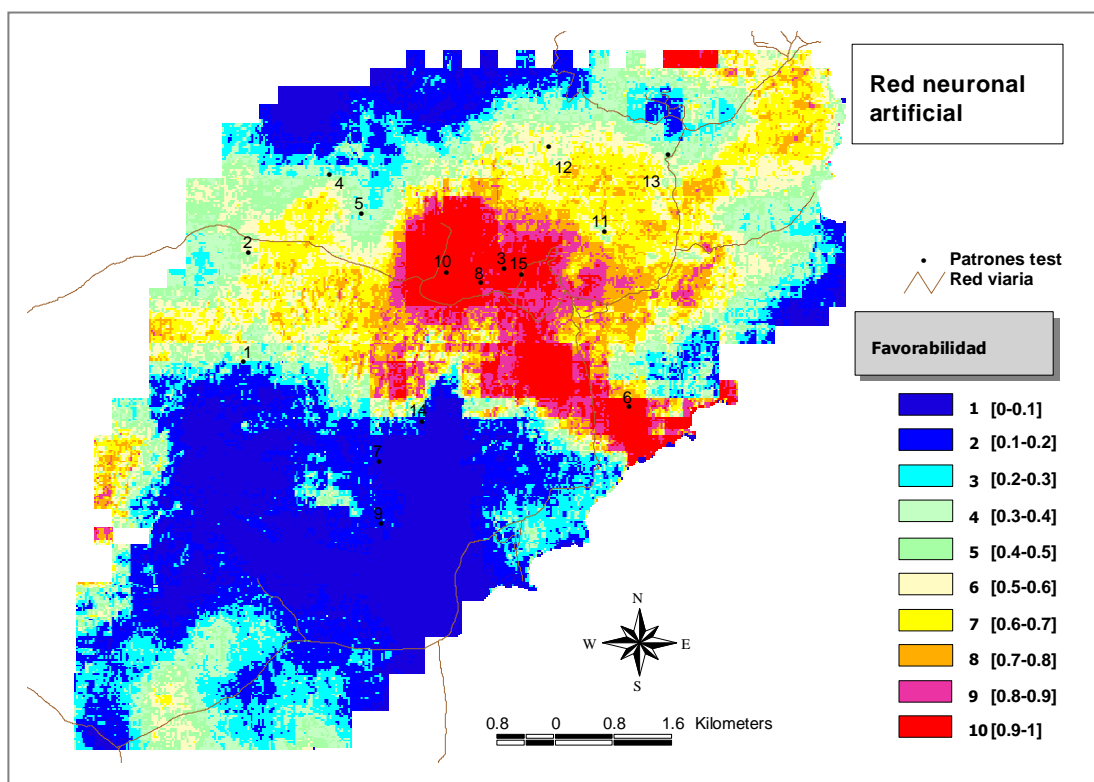


Figura 8.33. Superficie de probabilidad (clasificada) indicando favorabilidad a la presencia de depósitos metálicos generada con la red neuronal artificial 7-5-1 sobre el conjunto de entrenamiento completo. Distrito de Rodalquilar (Rigol y Chica-Olmo, en prensa).

características de distintas capas de entrada. En concreto, las zonas más favorables se sitúan en el sector del Cinto y en una banda de dirección NO-SE que parte de dicho sector hacia el sureste. Aparecen también algunas zonas de interés en el borde sur, suroeste y norte del área. La situada al norte, aunque es de pequeño tamaño, presenta valores muy altos de favorabilidad.

Capítulo 8

Se realizó asimismo un análisis de la distribución de los indicios conocidos respecto a las clases de favorabilidad del mapa final discretizado en intervalos de tamaño 0.1. El resultado, que se muestra en la figura 8.34 para la red entrenada sobre el conjunto de entrenamiento completo (sobre el conjunto de selección produjo resultados casi idénticos y no se muestran), indica que más del 60% de los indicios conocidos se sitúa en la clase de mayor favorabilidad, mientras que esta solamente ocupa el 6% del área analizada en el distrito. Este "rendimiento" no ha sido conseguido por ningún método de los analizados anteriormente. Si se seleccionan las clases con valor superior o igual a 8, el número de indicios asciende al 76%, mientras que el área porcentual ocupada por estas clases se incrementa sólo hasta un 17%. Esto muestra un alto nivel de precisión del modelo, y sugiere que puede ser, por tanto, usado de forma efectiva

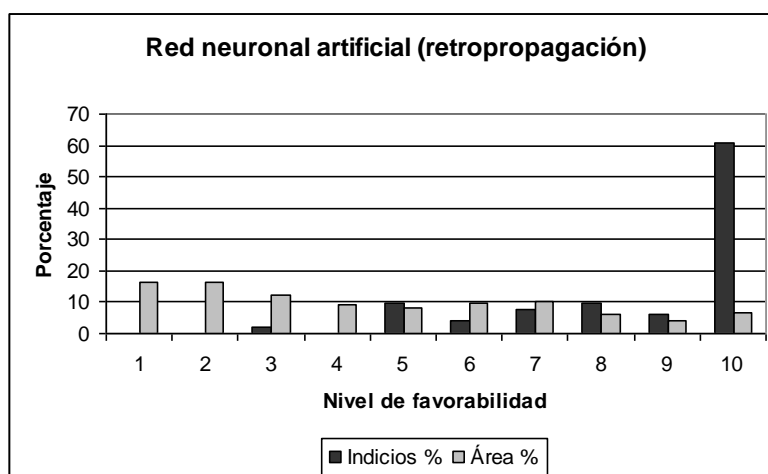


Figura 8.34. Porcentaje de indicios situados en las distintas clases de la capa de favorabilidad generada con la red neuronal artificial 7-5-1. También se muestra el área porcentual ocupada por cada clase.

como herramienta predictiva.

Se ha comprobado que las RNA pueden ser herramientas muy útiles para la estimación de superficies de probabilidad indicando favorabilidad a la presencia de depósitos de oro. Las estimaciones para los datos no vistos previamente por la red son ligeramente mejores que las obtenidas con el modelo de regresión logística. Existen, sin embargo, un buen número de aspectos que necesitan ser investigados, como es el análisis formal de la influencia de las capas de entrada. Esto puede ayudar a interpretar mejor el modelo de depósito. Por otra parte, el número de unidades en la capa oculta (4)

Integración de Datos de Exploración

sugiere que el proceso que se está modelizando es relativamente complejo y seguramente está lejos de ser de naturaleza lineal.

9. Simulación de Escenarios de Exploración

9.1 Introducción

En el capítulo anterior se han analizado y aplicado distintos métodos para integrar toda la información disponible del área. Esto sería equivalente a realizar un ensayo o simulación usando distintos métodos a "nivel de información completo" en una hipotética etapa avanzada dentro de una campaña de exploración (exploración de detalle). Ahora, en esta parte del trabajo, el SIG de exploración es utilizado para simular diversos escenarios correspondientes a las distintas etapas de una campaña de exploración tipo, tal como se definió en el Capítulo 2. Así, cada escenario supondrá un grado de conocimiento geológico-minero diferente del área de estudio, partiendo de una hipotética etapa preliminar, en la que el área de estudio está escasamente reconocida, para pasar seguidamente a la etapa de reconocimiento que supone un nivel de información medio, y finalizar con la etapa de exploración de detalle, en la que el área está ampliamente estudiada desde el punto de vista minero. Conviene en este momento resaltar que los ensayos que aquí se presentan constituyen sólo una parte de la amplia lista de casos de simulación teóricos que podrían ser analizados, de manera que sólo se muestran algunos de ellos especialmente importantes para los objetivos de la investigación. En concreto, la selección de los casos que se presentan tiene como objetivo evaluar de modo aproximado el efecto que tiene el nivel de información en la identificación y selección de las áreas de mayor interés minero, así como en los costes económicos aproximados asociados (Chica Olmo y Rigol, 1997). Esto se conseguirá comparando los resultados obtenidos en cada una de las simulaciones. Se trata, en definitiva, de casos elegidos para ilustrar las posibilidades del SIG de exploración como herramienta de toma de decisiones.

9.2 Simulación de diferentes escenarios de exploración

Las tres etapas que constituyen una exploración minera tipo, preliminar, reconocimiento y detalle, se definieron ya con cierto detalle en el Capítulo 2, en donde se describió la información de la que se dispondría de forma ideal en cada una de ellas. A continuación se particulariza para el caso de los distritos de Rodalquilar y San José, y se enumeran las capas de información de las que se dispuso para los ensayos. Siguiendo la metodología descrita anteriormente en la sección 8.2.2 para la modelización mediante suma ponderada multiclasa, el SIG de exploración es utilizado ahora para simular los escenarios de exploración correspondientes a estas tres etapas descritas para el área de estudio, procedimiento que es descrito más abajo. Los ensayos se realizaron para los dos tipos principales de mineralizaciones presentes en el área: oro y sulfuros polimetálicos (Pb-Zn-Au-Cu-Ag). El método elegido para las simulaciones es, como se ha indicado, el de la suma ponderada multiclasa (*weighted index overlay*) ya que permite bastante flexibilidad a la hora de introducir modificaciones y es además un método bastante extendido.

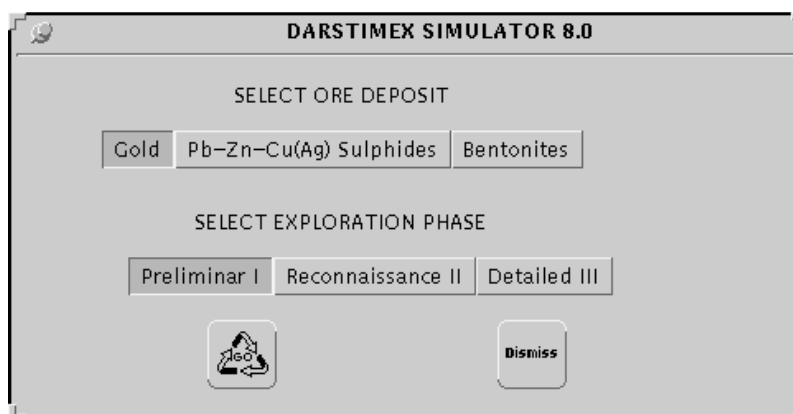


Figura 9.1. Menú de entrada al módulo de simulación de escenarios mediante suma ponderada multiclasa “*DARSTIMEX Simulator*”. El entorno permite también el análisis de depósitos de bentonita, aunque es aspecto no es discutido aquí (Chica Olmo et al., 1996b).

Para facilitar el proceso de simulación de escenarios de exploración con el SIG se utilizó una pequeña herramienta constituida por una interfase de usuario y un motor generador de expresiones de álgebra de mapas (Chica Olmo et al., 1996b). Esta utilidad permite especificar cómodamente todas las opciones necesarias para generar

Simulación de Escenarios de Exploración

distintos modelos, tales como pesos para las distintas capas de entrada, política para las áreas parcialmente informadas, etc. La interfase gráfica de usuario (IGU) está dividida en dos módulos principales, uno dedicado a la gestión de capas (vectoriales y raster), y otro a la modelización (raster) mediante suma ponderada. En el primero se incluyen utilidades como consulta de tablas de atributos, ponderación, etc., incluyendo conversiones entre formato vectorial y raster (GRID). El módulo dedicado a la modelización consta de varios niveles de menús, partiendo de un menú principal en que se selecciona el tipo de yacimiento y la fase de exploración minera que se quiere

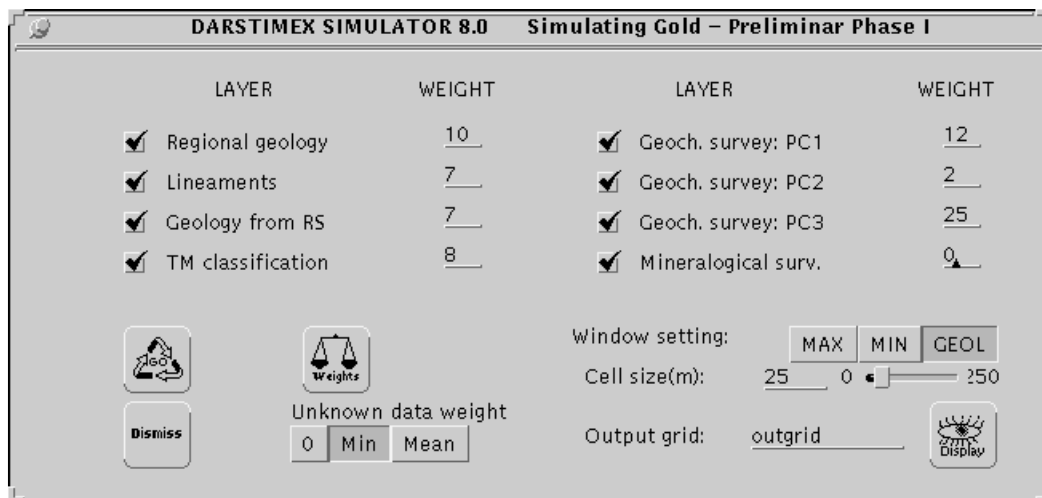


Figura 9.2. Menú para el análisis de depósitos de oro en la etapa preliminar de exploración (Chica Olmo et al., 1996b).

modelizar (figura 9.1). El entorno dispone asimismo de un módulo de visualización de capas, y un módulo de impresión de resultados. Por otro lado, la puntuación asignada a cada mapa (P_i) puede ser introducida interactivamente por el usuario a la hora de realizar el análisis, permitiendo así más flexibilidad.

Dependiendo de la selección se accede a un menú en el que se detallan los parámetros o capas disponibles en esa etapa de exploración, y en el que es posible especificar interactivamente los parámetros que se van a hacer intervenir en el análisis, así como el peso que se asigna a cada uno de ellos. Es posible igualmente consultar las tablas de ponderación asociadas a cada capa. En la figura 9.2 se muestra el menú correspondiente a la simulación de depósitos de oro en la etapa preliminar, y en la figura 9.3 el correspondiente a la simulación de depósitos de sulfuros polimetálicos (Pb-Zn-(Au-Cu-Ag)) en la etapa de detalle. Una vez especificados todos los parámetros y pesos que van a intervenir en la simulación se puede proceder a realizar el análisis,

Capítulo 9

en el que todos los datos son transmitidos a un programa AML que calcula el valor de favorabilidad estimado para cada celda.

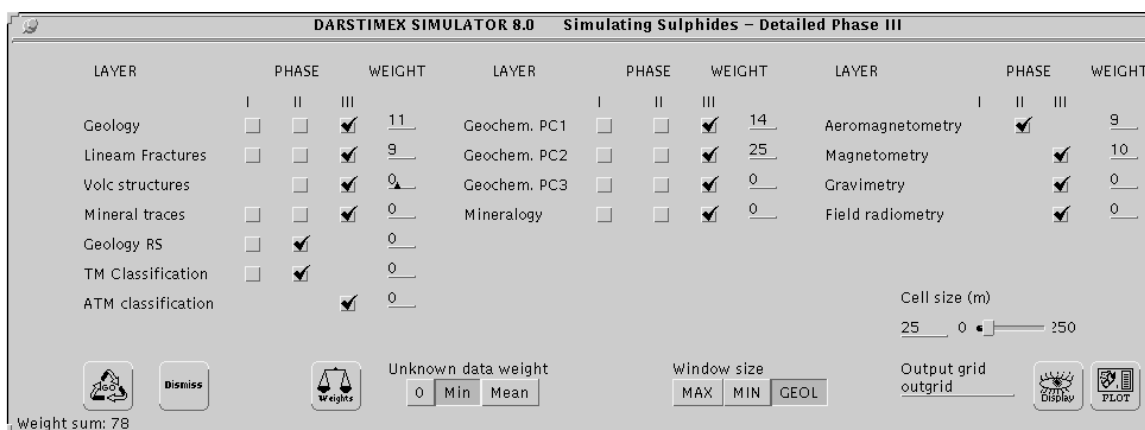


Figura 9.3. Menú para el análisis de depósitos de sulfuros metálicos en la etapa de detalle (Chica Olmo et al., 1996b).

9.2.1 Exploración preliminar

Esta etapa corresponde a una situación en la que se han realizado los primeros estudios del área, fundamentalmente de teledetección básica y geológicos, por lo que se dispondría de la siguiente información:

- Geología a partir de fotointerpretación de imágenes TM y SPOT
- Geología a partir de la clasificación de imágenes TM
- Geología a escala regional (1:200,000)
- Lineamientos a partir de imágenes de teledetección
- Componentes Principales: CP1, CP2, CP3 (geoquímica puntual)
- Mineralogía de una campaña puntual
- Indicios mineros (densidad baja)

Simulación de Escenarios de Exploración

Estas capas de información se utilizaron subsecuentemente para realizar las simulaciones para los dos tipos de yacimientos principales del área. En los ensayos se siguió el criterio utilizado anteriormente en la sección 8.2.2 para asignar los pesos que ponderan a cada una de las capas de información, de tal manera que cada tipo de variable geognóstica tiene un peso en función del interés asignado por un experto. En cuanto al sistema de puntuación utilizado se siguió la misma norma de igualar a 100 la suma de ponderadores. Por otro lado, en cuanto a los valores de ponderación que presentan las clases temáticas de las distintas capas de información se siguió una táctica distinta a la utilizada en la sección 8.2.2. Al respecto, se plantean diversas opciones que conducen a diferentes aproximaciones. Finalmente, se decidió como criterio de trabajo tener en cuenta la calidad de la información disponible en cada etapa de exploración, de manera que esta calidad ("nivel de información") se reflejara en los resultados de las simulaciones correspondientes a cada una de las etapas. Así, las capas disponibles en esta etapa preliminar fueron categorizadas sólo en dos niveles de interés: "poco favorable" y "muy favorable", a los que se asignó dos pesos: 2 y 6, respectivamente. A las capas de teledetección se les añadió un nivel intermedio: "favorable", con un peso de 4. Por tanto, el resultado de los simulaciones es un índice de favorabilidad minera (IFM) de significado equivalente al descrito en la sección 8.2.2, pero con un rango de valores entre 1 y 6. En la tabla 9.1 se muestran los pesos utilizados para cada una de las capas seleccionadas en la etapa preliminar para los dos tipos principales de depósitos minerales presentes en el área de estudio.

Tabla 9.1. Pesos utilizados en la simulación de la etapa de exploración preliminar para depósitos de oro y de sulfuros polimetálicos.

CAPAS	PESOS	
	Depósitos de Au	Depósitos de Pb-Zn-Cu
Geología preliminar	20	15
Lineamientos TM	15	20
Indicios mineros (baja dens.)	0	0
<i>Subtotal Geología</i>	<i>35</i>	<i>35</i>
Geología de teledetección	12	10
Clasificación TM	8	10
<i>Subtotal teledetección</i>	<i>20</i>	<i>20</i>
CP1 Geoquímica preliminar	15	15
CP2 Geoquímica preliminar	25	1
CP3 Geoquímica preliminar	1	24
Mineralogía	4	5
<i>Subtotal Geoquímica</i>	<i>45</i>	<i>45</i>
<i>TOTAL</i>	<i>100</i>	<i>100</i>

Capítulo 9

El resultado de las simulaciones expresado cartográficamente se muestra en la figura 9.4, para el caso de las mineralizaciones de oro, y en la figura 9.5 para los sulfuros polimetálicos. Los mapas utilizan la misma codificación de color que los mapas de las simulaciones realizadas en la sección 8.2.2, pero ahora los valores máximos del índice de favorabilidad minera corresponden a tonos verdes de acuerdo al sistema de ponderación utilizado para las clases de las distintas capas. Como era de esperar, en esta fase preliminar, el IFM toma valores bajos, en términos absolutos, pero resaltan

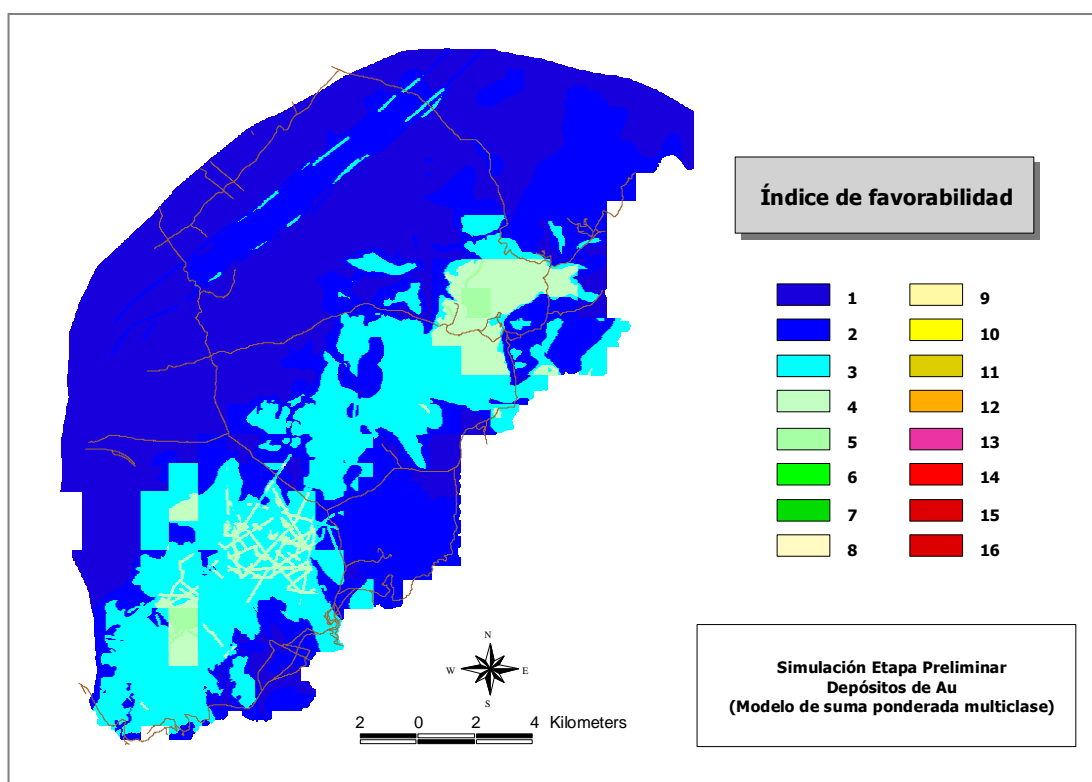


Figura 9.4. Mapa de favorabilidad a la presencia de depósitos de oro correspondiente a una etapa preliminar tipo. Modelo de suma ponderada multiclasa.

muy bien aquellas áreas de interés sobre las cuales sería interesante desarrollar las siguientes etapas de exploración (tonalidades azul claro-verdosas). Los resultados de estos ensayos se discuten con mayor detalle más abajo.

9.2.2 Exploración de reconocimiento

Esta etapa corresponde a una fase intermedia dentro de un proyecto de exploración en la que estarían disponibles de las siguientes capas de información:

- Geología a escala 1:50,000
- Fracturación
- Estructuras volcánicas
- Aeromagnetometría
- Componentes Principales: CP1, CP2, CP3 (geoquímica de reconocimiento)
- Indicios mineros (media densidad)
- Información disponible en la etapa preliminar

Al igual que antes se realizaron dos simulaciones con esta información, una para cada una de las mineralizaciones principales del área de estudio, para las que se utilizaron los pesos que se muestran en la tabla 9.2. En este ensayo se definió un nuevo sistema de categorización de las variables que permitiera poner de manifiesto la mayor calidad de la información ahora disponible ("nivel de información"). Así, se utilizaron tres niveles de favorabilidad, con pesos 2, 6 y 12, o "poco favorable", "favorable" y "muy favorable", respectivamente, a los que se añadió una categoría intermedia con un peso de 8 para las capas de teledetección.

El resultado de las simulaciones será ahora un IFM con un rango de valores entre 1 y 12. Al igual que antes, los resultados de las simulaciones se muestran en forma de mapas codificados en color en las figuras 9.6 y 9.7, para los depósitos de oro y sulfuros polimetálicos, respectivamente. Los mapas utilizan la misma codificación de color que los obtenidos en la sección anterior, de manera que ahora los valores máximos del IFM para esta etapa corresponden a tonos amarillos. También se observa como las áreas de mayor interés se reducen, para las cuales sería necesario seguir con la siguiente etapa de prospección (tonalidades verde claro a amarillo).

Capítulo 9

Tabla 9.2. Pesos utilizados en la simulación de la etapa de exploración de reconocimiento para depósitos de oro y de sulfuros polimetálicos.

CAPAS	PESOS	
	Depósitos de Au	Depósitos de Pb-Zn-Cu
Geología Reconocimiento	15	16
Fracturas y Lineamientos	10	15
Estructuras volcánicas	5	2
<i>Subtotal Geología</i>	<i>30</i>	<i>33</i>
Geología de teledetección	15	11
Clasificación TM	10	9
<i>Subtotal teledetección</i>	<i>25</i>	<i>20</i>
CP1 Geoquímica Reconocimiento	12	12
CP2 Geoquímica Reconocimiento	20	1
CP3 Geoquímica Reconocimiento	1	22
Mineralogía	2	4
<i>Subtotal Geoquímica</i>	<i>35</i>	<i>39</i>
Aeromagnetometría	10	8
<i>Subtotal Geofísica</i>	<i>10</i>	<i>8</i>
TOTAL	100	100

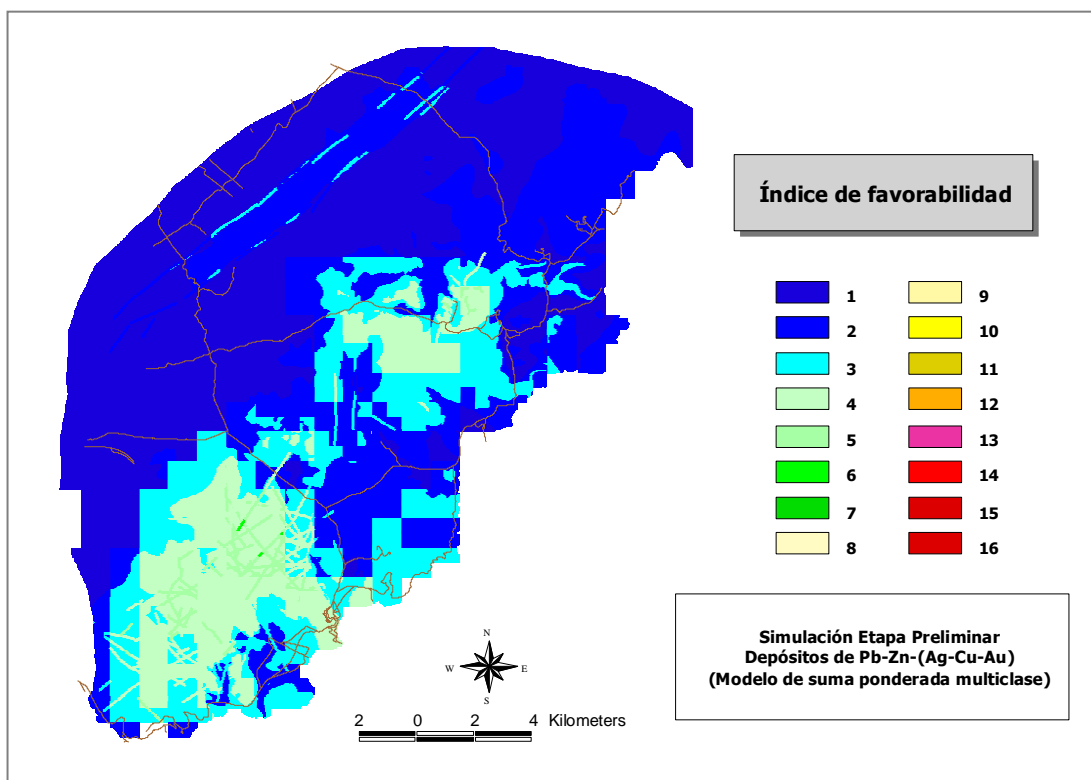


Figura 9.5. Mapa de favorabilidad a la presencia de depósitos de sulfuros polimetálicos correspondiente a una etapa preliminar tipo. Modelo de suma ponderada multiclase.

9.2.3 Exploración de detalle

Para esta etapa avanzada dentro de un programa de exploración minera se dispondría del nivel de información más completo, con las siguientes capas de información:

- Geología de detalle
- Clasificación de imágenes ATM
- Magnetometría
- Gravimetría
- Componentes Principales: CP1, CP2, CP3 (geoquímica de detalle)
- Radiometría: TM 5/7
- Indicios mineros (alta densidad)
- Información disponible en la etapa preliminar
- Información disponible en la etapa de reconocimiento

El procedimiento seguido para realizar la simulación de esta etapa en lo referente a la ponderación de las capas, así como de las clases de cada capa, es el descrito en la sección 8.2.2. Los mapas resultantes de las simulaciones y las tablas de ponderación utilizadas para esta etapa se muestran en el texto bajo dicho epígrafe (figuras 8.13 y 8.14).

9.3 Comparación de los resultados de las simulaciones

Uno de los puntos fundamentales de este capítulo, así como del proyecto "DARSTIMEX" en el que se enmarcó este trabajo, lo constituye la comparación de los resultados de las simulaciones correspondientes a las distintas etapas de exploración consideradas. El análisis puede abordarse desde una doble perspectiva, por una lado una aproximación desde el punto de vista puramente visual, mediante la comparación visual de los mapas de IFM correspondientes a las distintas etapas, y por otro lado, una aproximación desde el punto de vista numérico-estadístico, mediante la comparación de los distintos valores temáticos en cada uno de los mapas obtenidos.

Capítulo 9

En ambos casos el objetivo final es determinar la influencia de lo se ha denominado "nivel de información" disponible en cada una de las etapas, sobre la delimitación de

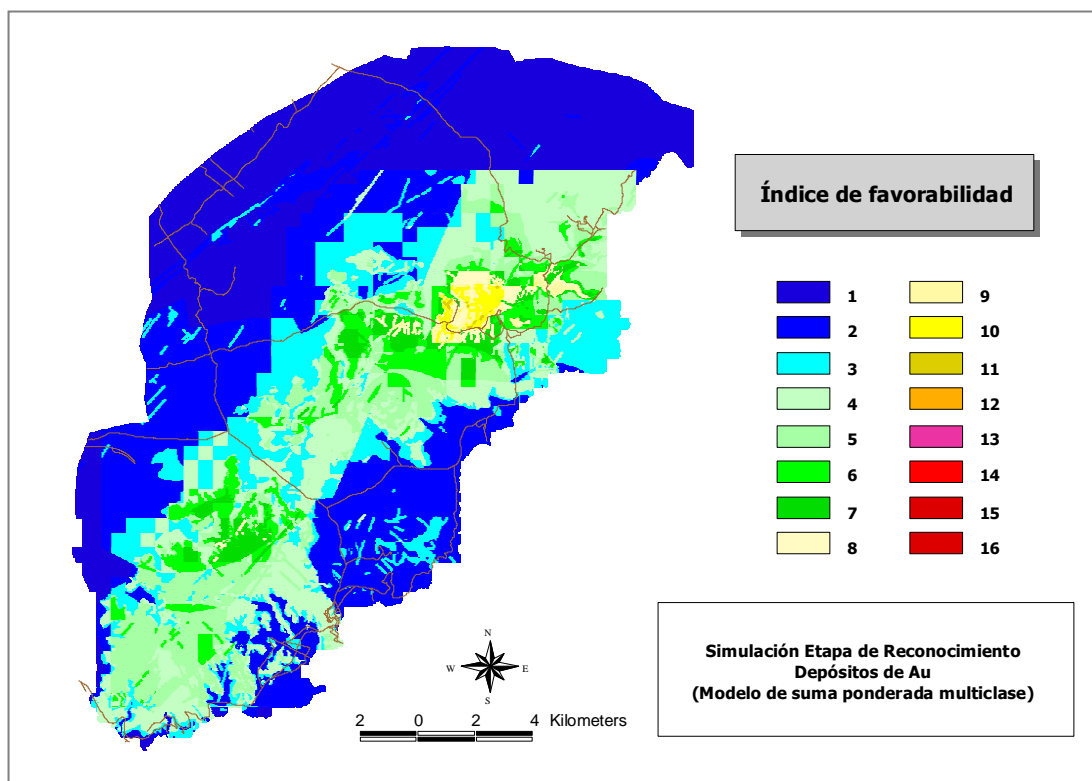


Figura 9.6. Mapa de favorabilidad a la presencia de depósitos de oro correspondiente a una etapa de reconocimiento tipo. Modelo de suma ponderada multiclasa.

las zonas con mayor potencial minero (*target*).

Para llegar a dicho objetivo se analizaron comparativamente los resultados de las simulaciones correspondientes a las tres etapas de exploración, tanto para los yacimientos de oro como para los yacimientos de sulfuros polimetálicos presentes en el área de estudio. Se utilizaron con este fin los mapas que aparecen en las figuras de este capítulo y en las figuras 8.13 y 8.14, así como las tablas y gráficos que aparecen más adelante. Así, se aprecia que para los depósitos de oro, la simulación de la etapa preliminar permite delimitar una zona de interés que coincide con valores de IFM mayores o iguales a 3, que aparece en tonos que van desde el azul claro al verde (figura 9.4), y que incluye al 92% de los indicios mineros conocidos. A su vez, dentro de esta zona se pueden distinguir varios núcleos que presentan aún mayor interés, en tonos verde claro (IFM=4; incluye el 23% de los indicios) y verde medio (IFM=5; incluye el 8% de los indicios). Si se utiliza un valor de corte temático igual a 3

Simulación de Escenarios de Exploración

(IFM=3), el área de interés se reduce de los 312 Km² iniciales a una superficie de 90 Km² (tabla 9.3, figura 9.5), de manera que la zona más interesante a estudiar en la siguiente fase de exploración quedaría reducida a un 29% del área inicial aproximadamente, o lo que es lo mismo el área prioritaria se reduce en un 71%.

En la etapa de reconocimiento, la simulación realizada para los depósitos de oro (figura 9.6) muestra de manera mucho más clara las principales zonas de interés minero, las cuales se localizan en torno a los núcleos más importantes detectados en la etapa preliminar. Concretamente, se sitúan en la zona del Cerro del Cinto, lo que confirma la localización de los principales indicios mineros de oro, y en la zona norte y noroeste de

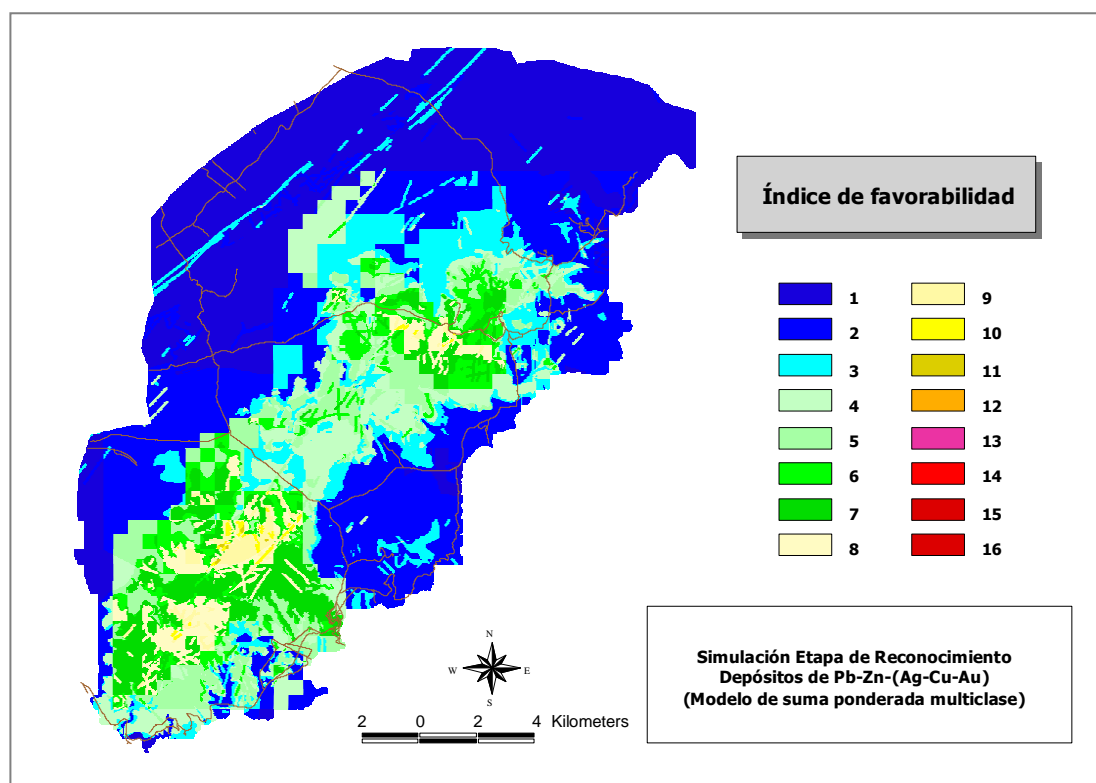


Figura 9.7. Mapa de favorabilidad a la presencia de depósitos de sulfuros polimetálicos correspondiente a una etapa de reconocimiento tipo. Modelo de suma ponderada multiclasé.

la Sierra de Cabo de Gata, en donde no se dispone de información sobre indicios de oro. Esta última zona aparece con valores de IFM relativamente menores a los que presenta el Cerro del Cinto. Si se considera un valor de corte temático igual a 6 (IFM=6) el área de interés seleccionada al final de la etapa preliminar se reduce de 90 Km² a 30 Km² (tabla 9.3, figura 9.8), aproximadamente un 33%, (tonos verde intenso-amarillo), lo que vuelve a suponer una reducción del 66% respecto al área

Capítulo 9

seleccionada en la etapa anterior. Esta zona incluye al 43% de los indicios mineros conocidos. Así, la zona prioritaria para realizar los estudios en la prospección de detalle supone un 10% de todo el área de estudio original.

El mapa simulado para la mineralización de oro en la etapa de detalle (figura 8.13) permite localizar claramente las principales zonas de interés, especialmente la que corresponde al Cerro del Cinto en donde aparecen tonos magenta que corresponden a valores de IFM de 13, y la estructura de la zona norte de la Sierra de Cabo de Gata, que aparece en tonos amarillos. Si consideramos un valor de corte igual a 9 (IFM=9) el área de interés queda reducida al final de la etapa de detalle a 9 Km² (tonos amarillos-rojos) de los 30 Km² de partida (tabla 9.3, figura 9.8), e incluye el 12% de los indicios conocidos. El área seleccionada supone, aproximadamente, el 30% del área que se seleccionó en la etapa anterior, y se vuelve a reducir en un 70%.

Tabla 9.3. Área ocupada por los distintos valores del Índice de Favorabilidad Minera (IFM) para la mineralización de oro en las tres etapas de una campaña de exploración (Área acum.=Área acumulada).

DEPÓSITOS DE ORO						
	Explor. Preliminar		Explor. Reconocimiento		Explor. Detalle	
IFM	Área Km ²	Área acum.	Área Km ²	Área acum.	Área Km ²	Área acum.
1	133.9894	133.9894	76.18563	76.18563	38.44875	38.44875
2	88.02438	222.0138	72.925	149.1106	111.7288	150.1775
3	71.2225	293.2363	40.62375	189.7344	66.17813	216.3556
4	16.93125	310.1675	45.12	234.8544	29.31813	245.6738
5	1.975	312.1425	32.57063	267.425	17.51375	263.1875
6	0	312.1425	15.03688	282.4619	11.23063	274.4181
7	0	312.1425	7.975625	290.4375	6.233125	280.6513
8	0	312.1425	2.84375	293.2813	6.610625	287.2619
9	0	312.1425	1.88	295.1613	3.489375	290.7513
10	0	312.1425	1.69375	296.855	1.98	292.7313
11	0	312.1425	0.15	297.005	2.365	295.0963
12	0	312.1425	0	297.005	0.938125	296.0344
13	0	312.1425	0	297.005	0.23	296.2644
14	0	312.1425	0	297.005	0	296.2644
15	0	312.1425	0	297.005	0	296.2644
16	0	312.1425	0	297.005	0	296.2644
TOTAL	312.1425		297.005		296.2644	

El área finalmente seleccionada tras realizar las simulaciones correspondientes a las tres etapas de exploración, donde se localizarían preferentemente los estudios de las mineralizaciones de oro más detallados de futuras fases de exploración (sondeos mineros preferenciales), corresponde aproximadamente a un 3% de la superficie inicial

total del área de estudio (figura 9.8). Las reducciones de la superficie a investigar en las sucesivas etapas de exploración se traducirá en una posible reducción de costes de exploración, tal como se comenta en la siguiente sección. Las pequeñas diferencias que aparecen en los cálculos del área total analizada en cada una de las etapas se debe a los bordes irregulares que presentan las distintas capas de información estimadas mediante técnicas geoestadísticas, ya que dependiendo de la capa de información, el tamaño de bloque utilizado es diferente, de acuerdo a la densidad de

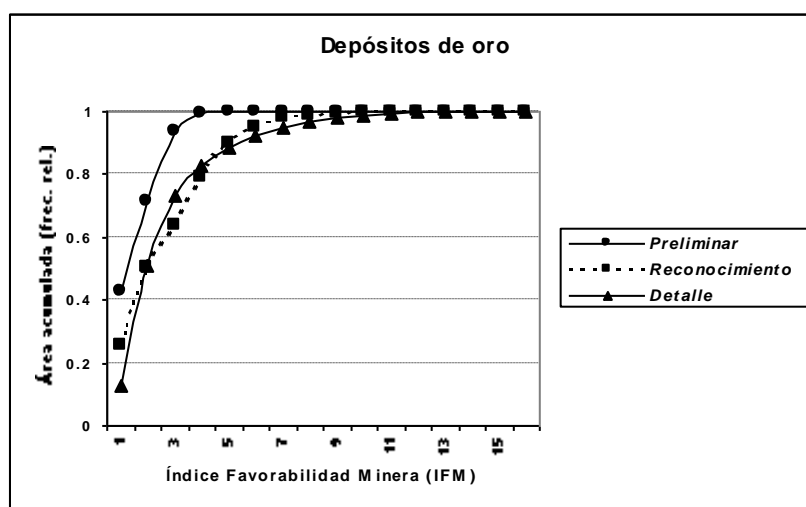


Figura 9.8. Gráfico binario del IFM frente al área acumulada (mineralización de oro).

muestreo de la información.

Expresando los resultados de las simulaciones en un histograma acumulado que muestre el valor temático del IFM frente al área acumulada que ocupa cada valor de IFM, se puede visualizar de manera sintética la distribución de áreas expresada en la tabla 9.3. Así, en la figura 9.8 se muestran dicho gráfico para el caso de las mineralizaciones de oro, utilizando la frecuencia relativa del área acumulada.

Para el caso de la mineralización de sulfuros polimetálicos, el resultado de la simulación correspondiente a la etapa preliminar, que se muestra en forma de mapa en la figura 9.5 permite delimitar fácilmente las zonas más interesantes para ser estudiadas en la siguiente etapa. Así, los tonos azul claro, verde claro y verde medio delimitan las zonas de interés creciente, en ese orden. Esos colores se corresponden con valores de IFM de 3, 4, 5 y 6, de manera que se si utiliza un valor de corte temático de 3 (IFM=3), el área inicial de 312 Km² se reduce a 98 Km² (tabla 9.4,

Capítulo 9

figura 9.9), lo que supone una reducción de la superficie a investigar en torno al 69%. Esta zona incluye el 94% de los indicios mineros conocidos. En la etapa de reconocimiento, la simulación realizada para estos depósitos permite restringir de nuevo el área de interés de los 98 Km² de partida hasta los 34 Km² (tabla 9.4, figura 9.9), lo que supone una reducción del 65%, en el caso de utilizar un valor temático de corte igual a 7 (IFM=7). Esta zona prioritaria incluye el 73% de los indicios y aparece en tonos que van desde el verde oscuro hasta el marrón en el mapa creado para esta simulación (figura 9.7). En dicho mapa se observa como las zonas más interesantes se localizan principalmente en las zonas norte y centro de la Sierra de Cabo de Gata, así como en una pequeña zona al oeste de Rodalquilar.

Tabla 9.4. Área ocupada por los distintos valores del Índice de Favorabilidad Minera (IFM) para la mineralización de sulfuros polimetálicos en las tres etapas de una campaña de exploración (Área acum.=Área acumulada).

DEPÓSITOS DE SULFUROS POLIMETÁLICOS (Pb-Zn-Au-Cu-Ag)						
	Explor. Preliminar		Explor. Reconocimiento		Explor. Detalle	
IFM	Área Km ²	Área acum.	Área Km ²	Área acum.	Área Km ²	Área acum.
1	126.6281	126.6281	86.75688	86.75688	86.73438	86.73438
2	87.60125	214.2294	74.5875	161.3444	86.02563	172.76
3	56.45813	270.6875	32.56	193.9044	34.11813	206.8781
4	37.27938	307.9669	28.85875	222.7631	21.77563	228.6538
5	4.11	312.0769	24.67875	247.4419	24.37813	253.0319
6	0.065625	312.1425	15.19188	262.6338	16.82375	269.8556
7	0	312.1425	20.09625	282.73	11.42	281.2756
8	0	312.1425	9.6675	292.3975	7.2075	288.4831
9	0	312.1425	3.72125	296.1188	4.525	293.0081
10	0	312.1425	0.79625	296.915	1.68125	294.6894
11	0	312.1425	0.09	297.005	1.404375	296.0938
12	0	312.1425	0	297.005	0.51375	296.6075
13	0	312.1425	0	297.005	0.076875	296.6844
14	0	312.1425	0	297.005	0.031875	296.7163
15	0	312.1425	0	297.005	0.000625	296.7169
16	0	312.1425	0	297.005	0	296.7169
TOTAL	312.1425		297.005		296.7169	

En la simulación realizada en la etapa más avanzada, las zonas norte y centro de la Sierra de Cabo de Gata se destacan como las de mayor potencial para las futuras investigaciones de mineralizaciones de sulfuros polimetálicos. Así, en dichas zonas aparecen tonos marrones, naranjas y rojos (figura 8.14), indicando valores de IFM iguales o mayores a 10, lo cual les confiere especial interés. En el área próxima a Rodalquilar el interés se centra en una pequeña zona al suroeste del Cerro del Cinto, aunque presenta valores de IFM menores que las zonas citadas. En este caso, si se

utiliza un valor temático de corte igual a 9 (IFM=9) se puede reducir el área más interesante de cara a realizar futuras investigaciones, de 34 Km² a 8 Km² (tabla 9.4, figura 9.9), lo que supone una reducción del 76% aproximadamente. La zona de interés contiene al 34% de los indicios mineros metálicos conocidos. Por tanto, la superficie seleccionada tras todo el proceso de simulación supone algo menos del 3% de la superficie total inicial de Cabo de Gata (figura 9.9). Al igual que para los depósitos de oro, la figura 9.9 muestra ahora el histograma acumulado de la superficie de las áreas de interés en función de valor del IFM, obtenido a partir de los datos que

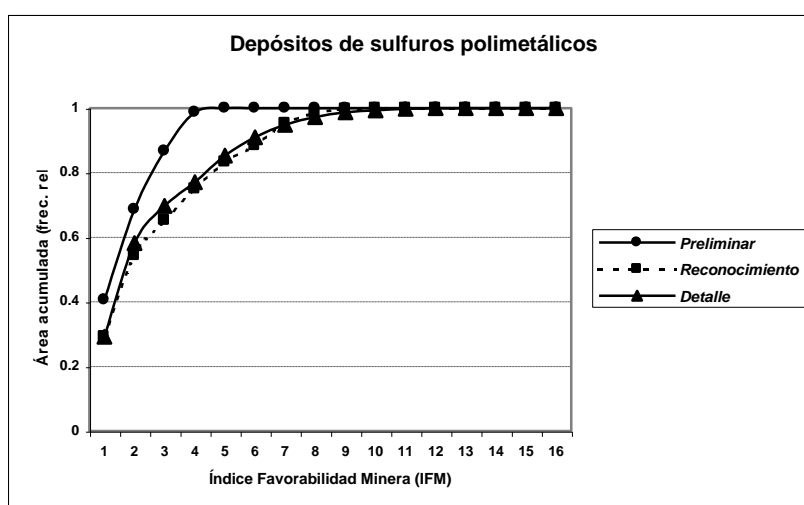


Figura 9.9. Gráfico binario IFM frente a área acumulada (mineralización de sulfuros polimetálicos).

se muestran en la tabla 9.4.

Por otro lado, de las figuras 9.8 y 9.9 se desprende una conclusión que puede ser interesante, ya que se observa que entre la etapa preliminar y de reconocimiento hay una gran diferencia en la distribución de las áreas, indicando una gran ganancia de información, mientras que entre la etapa de reconocimiento y de detalle las diferencias son menores, indicando que la ganancia de información es relativamente menor al pasar de una fase a otra. Esta circunstancia apunta la posibilidad de que se podría llegar a unos resultados equiparables a los de la etapa de detalle utilizando fundamentalmente la información de la etapa de reconocimiento más algún tipo de información más avanzada. Esta circunstancia podría traducirse en una inmediata reducción de los costes de exploración.

Capítulo 9

Tabla 9.5. Ponderación de las capas de información utilizadas en la simulación para depósitos de oro de una etapa de exploración de detalle realizada eliminando la geofísica de detalle.

CAPA	PESOS
	Depósitos Au
Geología Fotointerpretación	10
Geología clasificación TM	3
Clasificación ATM	3
<i>Subtotal teledetección</i>	<i>16</i>
Geología Detalle	14
Lineamientos, Fracturas	12
Estructuras volcánicas	5
Indicios mineros	--
<i>Subtotal Geología</i>	<i>31</i>
Mineralogía	3
CP1 Geoquímica Detalle	14
CP2 Geoquímica Detalle	25
CP3 Geoquímica Detalle	1
<i>Subtotal Geoquímica</i>	<i>43</i>
Aeromagnetometría	5
Magnetometría	--
Gravimetría	--
Radiometría campo	5
<i>Subtotal Geofísica</i>	<i>10</i>
<i>TOTAL</i>	<i>100</i>

De este análisis comparativo cabe destacar además que uno de los puntos fuertes del SIG de exploración lo constituye la posibilidad de hacer intervenir o eliminar distintos tipos de información correspondiente a distintas fases de la exploración minera, todo ello de forma interactiva. Así, se obtienen mapas de IFM para cada ensayo, que pueden ser comparados estadísticamente con la información de indicios mineros disponible, y así ir ajustando escenarios de exploración teóricos, de manera que nos permita llegar a unos resultados óptimos tanto desde el punto de vista prospectivo como económico. Se realizaron diversos ensayos en esta línea para comprobar la influencia de la eliminación de algunas capas de información en los resultados de las simulaciones. También se llevaron a cabo ensayos sustituyendo alguna capa de información de una etapa de exploración por su equivalente, con menor densidad de muestreo, correspondiente a etapas anteriores. Esta flexibilidad es otra circunstancia que podría traducirse en la reducción de los costes de exploración mediante la utilización del SIG de exploración, como se verá en secciones siguientes. Como ejemplo, en la figura 9.10 se muestra un mapa temático resultado de una simulación, para el caso de la mineralización de oro, en la que se eliminaron expresamente las capas de información geofísica correspondientes a las campañas de gravimetría y magnetometría de campo. Para realizar esta simulación los pesos correspondientes a

Simulación de Escenarios de Exploración

estas capas se redistribuyeron entre el resto, de manera que la suma de ponderadores fuera 100, como se aprecia en la tabla 9.5, donde se muestran los pesos utilizados.

Tabla 9.6. Ponderación de las capas de información utilizadas para la simulación de una etapa de detalle con eliminación de la geofísica y sustitución de geoquímica de detalle por geoquímica de reconocimiento (depósitos de sulfuros polimetálicos).

	PESOS
CAPA	Depósitos sulfuros
Geología Fotointerpretación	11
Geología clasificación TM	5
Clasificación ATM	-
<i>Subtotal teledetección</i>	16
Geología Detalle	12
Lineamientos, Fracturas	10
Estructuras volcánicas	22
Indicios mineros	--
<i>Subtotal Geología</i>	44
Mineralogía	8
CP1 Geoquímica Reconocimiento	2
CP2 Geoquímica Reconocimiento	20
CP3 Geoquímica Reconocimiento	2
<i>Subtotal Geoquímica</i>	32
Aeromagnetometría	-
Magnetometría	--
Gravimetría	--
Radiometría campo	8
<i>Subtotal Geofísica</i>	8
<i>TOTAL</i>	100

Si se compara la figura 8.13 correspondiente a la simulación a nivel de información completa, con la citada figura 9.10, se observa que coinciden en ambas la mayor parte de las áreas de interés, y concretamente que todas las zonas de máximo interés que aparecen en la primera aparecen también, aparte de algunas más, como zonas de alto potencial minero en la segunda. Esto indica que, aunque el área prioritaria sea algo mayor, no se ha producido una pérdida de información significativa de cara a la delimitación de las principales áreas de interés minero. Si se utiliza un valor de corte temático igual a 9 (IFM=9), se seleccionaría en este caso una superficie de 12 Km², lo que supone un incremento del 25% respecto a la simulación a nivel de información completa, e incluiría un 24% de los indicios mineros conocidos.

Otro ejemplo que muestra el interés del SIG de exploración, es el que se realizó para la mineralización de sulfuros polimetálicos. En este ensayo se intentó reducir de manera importante la información de partida. Concretamente, en la simulación de la prospección de detalle se sustituyó la información geoquímica por la correspondiente a

Capítulo 9

la etapa de reconocimiento, a la vez que se eliminó el vuelo de teledetección aerotransportada (ATM) y toda la información geofísica, salvo la correspondiente a la radiometría de campo. En la tabla 9.6 se muestran los pesos utilizados para esta

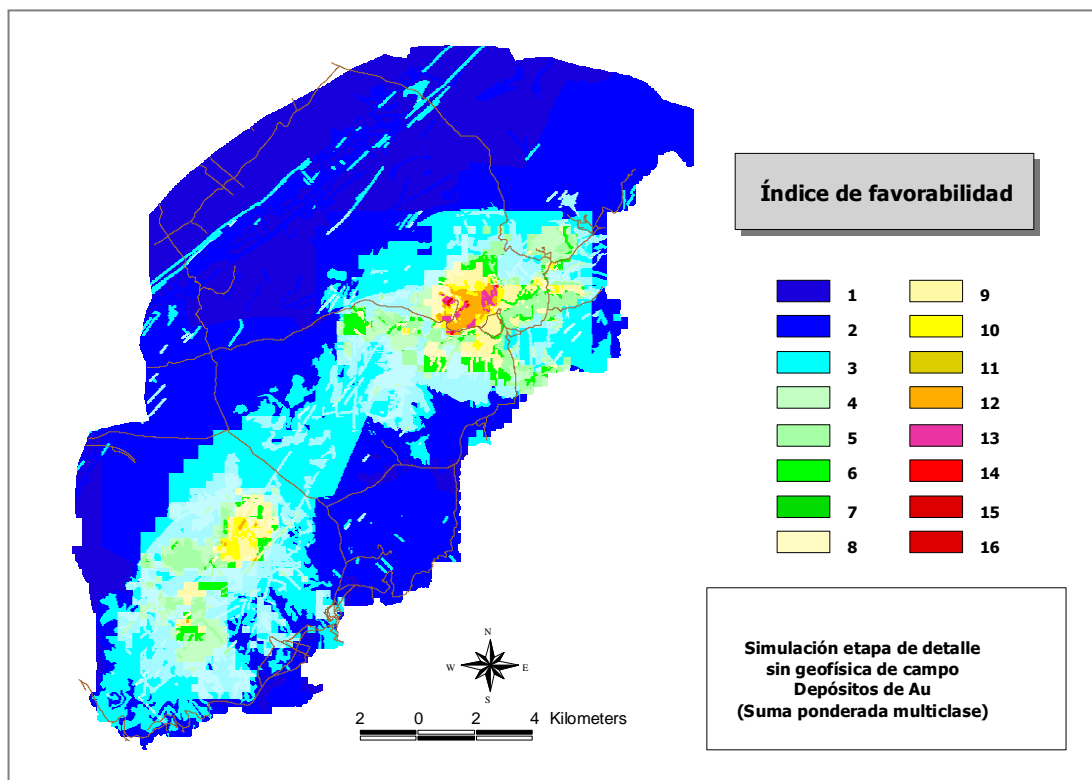


Figura 9.10. Mapa de favorabilidad para los depósitos de oro generado usando las capas de la etapa de detalle con la excepción de los datos geofísicos de campo.

simulación, en la que se han redistribuido los pesos entre las capas de información que intervienen para hacer su suma igual a 100.

El resultado de esta simulación se muestra en forma de mapa en la figura 9.11, en donde se observa que la distribución de las áreas de interés es ligeramente diferente a la que aparece en la figura 8.14, correspondiente a la simulación a nivel de información completa, aunque esto es debido en parte a la nueva configuración de pesos utilizados. Se observa, sin embargo, como todas las áreas de mayor interés en la figura 8.14, excepto una, al sureste de la Sierra de Cabo de Gata, aparecen también como zonas prioritarias en la figura 9.11. Se observa también como, en general, la superficie de interés es mayor ahora, y concretamente como el borde sur de la Caldera de Rodalquilar ha pasado a ser una zona prioritaria. Concretamente, si se utiliza un

Simulación de Escenarios de Exploración

valor temático de corte igual a 10 (IFM=10) el área de interés ocupa unos 15 Km², lo que corresponde a un 46% más que en el caso de la simulación a nivel de información completa. Esta zona incluye el 55% de los indicios mineros conocidos en el área.

Para comprobar la validez de esta simulación, se calculó el coeficiente de correlación no paramétrico de Spearman R, entre el IFM simulado y el número de indicios mineros de sulfuros polimetálicos en la zona de la Sierra del Cabo de Gata, como ya se hizo para la simulación a nivel de información completa (sección 8.2.2). Este coeficiente toma un valor muy parecido al obtenido para la simulación a nivel de información completa. Esta circunstancia, aunque requiere un análisis más detallado, parece indicar que se podría eliminar gran parte de la información geofísica, así como, reducir el número de muestras geoquímicas sin que ello signifique una pérdida importante de

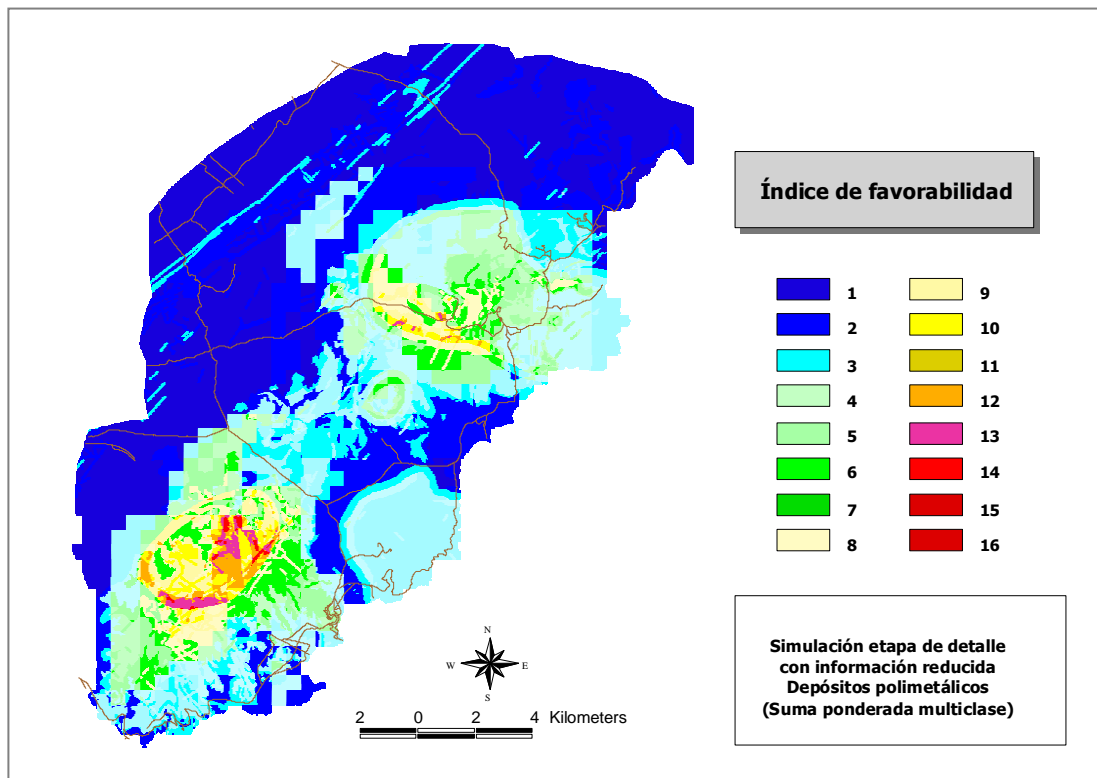


Figura 9.11. Mapa de favorabilidad para los depósitos de sulfuros polimetálicos generado usando algunas capas de la etapa de detalle y de reconocimiento.

información. Es evidente que la realización de este tipo de estudios se ve facilitada por la utilización de un SIG para exploración minera.

Capítulo 9

En estos dos últimos ejemplos de simulación destaca la reducción importante de costes que se podría conseguir debido a la no adquisición de diversas capas de información, a pesar del aumento del área de interés que implica la no utilización de estas capas en el proceso de simulación. La incidencia económica de la reducción de información en el coste final de una hipotética campaña de exploración en el área de estudio es objeto de estudio en la sección siguiente.

9.4 Evaluación de costes de exploración

En secciones precedentes se han descrito las etapas de construcción y aplicación del SIG de exploración a la simulación de diferentes escenarios de prospección minera. En esta sección se efectúa una valoración general en términos técnicos y económicos de la metodología implementada en el SIG. Los objetivos perseguidos con esto son (Chica Olmo y Rigol, 1997):

- a) Valoración del coste de implantación de la metodología aplicada en esta investigación.
- b) Análisis de la repercusión de este coste en el total de un proyecto de exploración minera, teniendo presente su incidencia en la reducción del tiempo de investigación así como en la disminución del coste de las fases iniciales.
- c) Análisis de las ventajas que implica la utilización del SIG de exploración en comparación con los métodos tradicionales.

Para alcanzar estos objetivos se procedió de la siguiente forma: primero se realizó una evaluación del coste económico de una campaña de exploración minera tradicional ("exploración tipo") en los distritos mineros de Rodalquilar y San José, segundo se realizó una evaluación de los costes del SIG de exploración, para finalmente llevar a cabo un análisis comparativo entre la susodicha campaña de exploración minera tradicional y la metodología seguida con el SIG de exploración.

9.4.1 Coste económico de una campaña de exploración tradicional

La elaboración y cálculo del coste económico de una campaña tipo presenta numerosos problemas y supone un proceso bastante laborioso. El primer problema a afrontar es el

Simulación de Escenarios de Exploración

propio concepto de campaña de investigación tradicional tipo, y en particular, cuales son los parámetros o variables a utilizar y los costes a aplicar. Como es bien sabido, una campaña de investigación minera depende de diversos, y a su vez, complejos factores que implican una gran dificultad para poder establecer de una manera genérica el concepto de exploración tipo, capaz de ser extrapolada a otros casos de exploración minera y con igual desarrollo de todas sus fases. Por lo tanto, es muy difícil definir a priori de forma detallada el coste económico que conlleva una campaña de investigación, ya que en ello inciden de forma muy directa, como se ha apuntado anteriormente, factores tan específicos como:

- Factores geográficos: situación de la zona, distancia al punto de origen, infraestructuras, facilidad de comunicaciones, etc.
- Factores de la sustancia a investigar: yacimiento diseminado, en filones, plurimetales, rocas industriales u ornamentales, etc.
- Factores del yacimiento: aflorante, oculto, yacimientos complejos, yacimientos asociados a diversas capas o estructura, etc.
- Factores geológicos: ligados a las estructuras, estratos, fracturas o zonas de falla, etc.
- Otros factores diversos que influyen de forma directa o indirecta en la investigación.

Dadas estas circunstancias el objetivo principal consistió en realizar un supuesto que permitiera hacer una valoración preliminar sobre la viabilidad técnica y costes económicos de la aplicación del SIG de exploración. Estos primeros cálculos se realizaron sobre los distritos de Rodalquilar y San José y para la búsqueda de mineralizaciones de oro y sulfuros polimetálicos, con costes referidos a 1995. Se ha de tener presente que la elección de este área puede estar afectada por algunos errores, o más bien distorsiones de base, que sería preciso tener presente al extrapolar la metodología a otros futuros casos. Al respecto, la zona de Cabo de Gata se localiza en una región que cuenta con excelentes infraestructuras y dispone de información geológica de base abundante en algunos casos, bien conocida en su detalle cuando se inició la investigación. Por otro lado, no se ha de olvidar que el SIG de exploración se presenta como un sistema, o si se quiere metodología, a aplicar fundamentalmente en las primeras fases de la investigación minera, y no para la definición ni caracterización de los cuerpos a explotar. Por lo tanto, para la realización de los cálculos que permitan efectuar unas primeras comparaciones se parte de los siguientes supuestos básicos:

1. Se parte de una zona con una superficie similar a los distritos de Rodalquilar y San José, con topografía y vegetación semejantes.

Capítulo 9

2. No se tienen en cuenta los gastos de desplazamiento externos, es decir, los que implicaría la aproximación y primer establecimiento en la zona.
3. La zona "tipo" se encuentra en fase inicial de investigación tanto geológica como minera.
4. Se emplean precios y costes medios existentes en España, sin desglosar los costes en detalle.
5. Se calculan cifras globales que permitan posteriormente comparar y estimar los efectos que produciría la implantación del SIG de exploración en varios supuestos ligados a las expectativas de éxito.

Para la definición de las etapas de exploración minera se emplean los criterios aportados anteriormente, por lo que la campaña de prospección "tipo" constará de las siguientes etapas clásicas y subetapas operativas:

1. Etapa de exploración preliminar
 - i. Recogida de datos e información.
 - ii. Estudios de teledetección.
 - iii. Estudios fotogeológicos básicos.
 - iv. Comparación de la zona con otras zonas similares ya conocidas.
 - v. Elaboración de la cartografía geológica a pequeña escala (1:200,000 a 1:100,000).
 - vi. Primer recorrido de campo.
 - vii. Primera campaña mineralógica y geoquímica (por ejemplo, 40-50 muestras).
 - viii. Integración de la información y primer análisis de resultados.
2. Etapa de exploración de reconocimiento
 - i. Cartografía geológica a escala 1: 50,000.
 - ii. Estudios de teledetección avanzados.
 - iii. Mapa de explotaciones e indicios.
 - iv. Primeros estudios sobre posibles estructuras mineralizadas.
 - v. Prospección geoquímica estratégica (por ejemplo, 100 muestras de litogeoquímica).
 - vi. Prospección geofísica: Magnetometría aerotransportada.

Simulación de Escenarios de Exploración

- vii. Integración de datos y análisis de resultados.
3. Etapa de exploración de detalle
- i. Cartografías geológicas de áreas preferenciales (1: 25.000).
 - ii. Estudios tectónicos-estructurales específicos.
 - iii. Estudios de morfologías concretas.
 - iv. Prospección geoquímica táctica (por ejemplo, 300 muestras de litogeoquímica).
 - v. Prospección geofísica de detalle: magnetometría, gravimetría.
 - vi. Teledetección aerotransportada (imágenes ATM).
 - vii. Integración de datos y análisis de resultados.

Tabla 9.7. Costes (referidos a 1995) de la etapa preliminar de una campaña de exploración tipo. Téc. Med.: Técnico Medio. Téc. Sen.: Técnico Senior. Téc. Exp.: Técnico Experto (fuente E.N. ADARO).

Exploración Preliminar	Costes (Ptas.)
1. Recopilación bibliográfica y de información	
Adquisición material	50,000
Gastos personal: 5 días Téc. Sen. x 35,000 Ptas./día	175,000
Gastos varios	100,000
<i>Subtotal</i>	<i>325,000</i>
2. Estudios fotogeológicos	
Adquisición fotografías aéreas	50,000
Interpretación fotografías: 22 días Téc. Sen. x 35,000 Ptas./día	770,000
<i>Subtotal</i>	<i>820,000</i>
3. Estudios de teledetección	
Adquisición imágenes satélite (Landsat)	500,000
Tratamiento e interpretación de imágenes: 45 días Téc. Exp. x 50,000 Ptas./día	2,250,000
Gastos varios	100,000
<i>Subtotal</i>	<i>2,850,000</i>
4. Comparación del área con otras ya conocidas	
10 jornadas Téc. Exp. x 50,000 Ptas./día	500,000
Recopilación bibliográfica y varios	100,000
Reunión expertos	250,000
<i>Subtotal</i>	<i>850,000</i>
5. Cartografía geológica (1:100,000)	
310 Kms ² x 5,000 Ptas./Km ²	1,550,000
10 días Téc. Sen. x 28,000 Ptas./día	280,000
Dietas y gastos desplazamiento	100,000
<i>Subtotal</i>	<i>1,930,000</i>
6. Muestreo de geoquímica/mineralogía	
Toma de muestras (considerado en cartografía geológica)	-
Análisis químicos: 40 muestras x 20,000 Ptas./muestra	800,000
Análisis mineralógicos	600,000
<i>Subtotal</i>	<i>1,400,000</i>
7. Análisis de resultados	
5 días Téc. Exp. x 50,000 Ptas./día	250,000
10 días Téc. Sen. x 35,000 Ptas./día	350,000
Reunión expertos	250,000
<i>Subtotal</i>	<i>850,000</i>
8. Otros gastos	
Edición informes, gastos varios e imprevistos	200,000
<i>Subtotal</i>	<i>200,000</i>

Capítulo 9

Tabla 9.8. Costes (año 1995) de la etapa de reconocimiento de una campaña de exploración tipo. Téc. Med.: Técnico Medio. Téc. Sen.: Técnico Senior. Téc. Exp.: Técnico Experto (fuente E.N. ADARO).

Exploración de Reconocimiento	Costes (Ptas.)
1. Cartografía geológica (1:50,000)	
240 Km ² x 18,000 Ptas./Km ²	4,320,000
<i>Subtotal</i>	<i>4,320,000</i>
2. Estudios de teledetección	
Adquisición imágenes satélite (SPOT)	500,000
Tratamiento, integración e interpretación: 45 días Téc. Exp. x 50,000 Ptas./día	2,250,000
Gastos varios	100,000
<i>Subtotal</i>	<i>2,850,000</i>
3. Mapas litológicos y mapa de estructuras (1:50,000)	
Realización mapas litológico y estructural	800,000
<i>Subtotal</i>	<i>800,000</i>
4. Mapa explotaciones e indicios mineros	
Recopilación datos mineros: 5 días Téc. Med. x 28,000 Ptas./día	140,000
Reconocimiento explotaciones e indicios y realización fichas indicios: 15 días Téc. Med. x 28,000 Ptas./día	420,000
Realización mapa explotaciones e indicios	150,000
<i>Subtotal</i>	<i>710,000</i>
5. Estudios sobre posibles estructuras mineralizadas	
5 días Téc. Exp. x 50,000 Ptas./día	250,000
10 días Téc. Sen. x 35,000 Ptas./día	350,000
Equipos auxiliares	250,000
<i>Subtotal</i>	<i>950,000</i>
6. Prospección geoquímica estratégica	
Desmuestres: 10 días Téc. Med. x 28,000 Ptas./día	280,000
Dietas, gastos de desplazamiento y varios	200,000
Análisis laboratorio: 60 muestras x 20,000 Ptas./muestra	1,200,000
Gastos varios	150,000
<i>Subtotal</i>	<i>1,830,000</i>
7. Prospección geofísica	
Campaña de magnetometría aerotransportada sobre todo el área	2,000,000
<i>Subtotal</i>	<i>2,000,000</i>
8. Integración de datos y análisis de resultados	
10 días Téc. Exp. x 50,000 Ptas./día	500,000
15 días Téc. Sen. x 35,000 Ptas./día	525,000
15 días Téc. Med. x 28,000 Ptas./día	420,000
Reunión expertos	250,000
<i>Subtotal</i>	<i>1,695,000</i>
9. Otros gastos	
Edición informes, gastos varios e imprevistos	1,000,000
<i>Subtotal</i>	<i>1,000,000</i>

Es importante recordar de nuevo que la fase indicada de exploración de detalle hay que considerarla dentro de las fases iniciales de investigación, y no como exploración de detalle dentro de una fase de caracterización de la futura explotación. Como se ha apuntado anteriormente, el área de la zona a investigar sería similar al área de estudio de Cabo de Gata, es decir, aproximadamente 310 Km². Además, se tienen en cuenta únicamente costes de desplazamientos internos, sin incluir los gastos de desplazamiento de la oficina central al área de trabajo. A la hora de considerar los costes, las unidades de trabajo y precios de las mismas se indicarán en el cálculo de cada partida. Con estos cálculos no se pretende dar el coste real absoluto de una campaña de investigación tradicional, sino dar únicamente unos valores de referencia que sirvan de base en el análisis de la variación de costes que puede suponer la

Simulación de Escenarios de Exploración

aplicación del SIG de exploración. Por tanto, a grandes rasgos, los costes operacionales en la campaña de investigación "tipo", considerados a fecha de 1995, son los que se muestran en las tablas 9.7, 9.8 y 9.9 para las tres etapas de exploración, preliminar, reconocimiento y detalle, respectivamente (elaborado conjuntamente con E.N. ADARO).

Tabla 9.9. Costes (año 1995) de la etapa de detalle de una campaña de exploración tipo. Téc. Med.: Técnico Medio. Téc. Sen.: Técnico Senior. Téc. Exp.: Técnico Experto (fuente E.N. ADARO).

Exploración de Detalle	Costes (Ptas.)
1. Cartografía geológica (1:25,000)	
120 Km ² x 25,000 Ptas./Km ²	3,000,000
<i>Subtotal</i>	3,000,000
2. teledetección aerotransportada	
Realización vuelo y preparación material	3,000,000
Análisis imágenes ATM	1,500,000
<i>Subtotal</i>	4,500,000
3. Estudios tectónico-estructurales y de morfologías concretas	
15 días Téc. Exp. x 50,000 Ptas./día	750,000
25 días Téc. Sen. x 35,000 Ptas./día	875,000
Dietas, gastos desplazamiento y varios	500,000
<i>Subtotal</i>	2,125,000
4. Prospección geoquímica táctica	
Desmuestres: 20 días Téc. Med. x 28,000 Ptas./día	560,000
Dietas, gastos desplazamiento y varios	340,000
<i>Subtotal</i>	900,000
Análisis laboratorio: 275 muestras x 16,000 Ptas./muestra	4,400,000
Envío muestrs y varios	500,000
<i>Subtotal</i>	5,570,000
5. Prospección geofísica	
Magnetometría terrestre	2,500,000
Gravimetría	2,500,000
<i>Subtotal</i>	5,000,000
6. integración de datos y análisis de resultados	
15 días Téc. Exp. x 50,000 Ptas./día	750,000
30 días Téc. Sen. x 35,000 Ptas./día	1,050,000
30 días Téc. Med. x 28,000 Ptas./día	840,000
Reunión expertos	500,000
<i>Subtotal</i>	3,140,000
7. Otros gastos	
Edición informes, gastos varios e imprevistos	1,500,000
<i>Subtotal</i>	1,500,000

9.4.2 Valoración de costes con el SIG de exploración

9.4.2.1 Costes de implantación

En este punto se aborda la evaluación técnica-económica del sistema haciendo de nuevo una serie de supuestos. En concreto, se considera que los costes económicos de implantación del SIG de exploración, en sentido estricto, están ligados a la adquisición

Capítulo 9

del software, ya que se supone que los medios técnicos anteriormente descritos están disponibles en la totalidad de las empresas dedicadas a la investigación minera. Por tanto, y teniendo en cuenta los precios convencionales de mercado de software científico, se pueden ofrecer las siguientes cifras aproximativas: (a) adquisición de software SIG-Exploración: 850,000 Ptas., (b) amortización (dos años): 150,000 Ptas. y (c) formación de personal técnico: 250,000 Ptas. Lo que supone un subtotal de 1,250,000 Ptas.

9.4.2.2 Costes operativos

Para que el SIG de exploración constituya un sistema operativo es necesario que se den una serie de circunstancias. En primer lugar, se ha de establecer el marco conceptual (organizativo), dentro del cual se va aplicar el sistema. Este marco o esquema de trabajo sería un tanto semejante al que se establecería en un estudio o proyecto clásico de exploración minera. La diferencia en el caso de utilización del SIG de exploración es la disponibilidad de uno o varios técnicos especializados en el manejo de este software, cuya formación implicaría unos costes relativamente moderados que se han incluido en los costes de implantación anteriores. En segundo lugar, dentro de la aplicación del sistema se distinguen dos fases que conllevan sus correspondientes costes operativos: (1) Pre-SIG de exploración: adquisición de información y (2) SIG de exploración: preparación de la información y tratamiento y análisis de la información/resultados. Como se ha indicado en secciones anteriores es difícil hacer una evaluación exhaustiva de los costes económicos de estas fases, y aún más complicado si se desea hacer una comparación con los costes operativos de una campaña de exploración clásica. Así, en la parte de adquisición de información (Pre-SIG de exploración) no se deberían aplicar estos gastos tan importantes como costes propios del sistema, sino al proyecto general de investigación minera. En la parte de preparación de la información (creación base de datos, digitalización, conversión de formatos, etc.), los costes a imputar al SIG de exploración son los costes laborales específicos asociados a la disponibilidad de uno o varios técnicos dedicados a esta tarea. Si se compara con un proyecto de investigación clásico, estos costes pueden equipararse, parcialmente, a los derivados de los trabajos de delineación de mapas y trabajos cartográficos en general. No obstante, cuantificar este apartado sigue siendo problemático, pues dependerá del proyecto concreto a realizar. Los datos económicos de costes laborales ya se han indicado en apartados anteriores. Por último, en la etapa

de tratamiento y análisis, los costes son igualmente los de los costes laborales de uno o varios técnicos dedicados al proyecto.

En definitiva, sería inverosímil hacer una valoración detallada de los costes operativos absolutos del SIG de exploración, por lo que sería igualmente problemático hacer una valoración en términos económicos de las diferencias entre el SIG de exploración y una prospección clásica. Esta comparación sólo puede hacerse si se establecen uno o varios casos prácticos sobre los que se lleve a cabo una comparación de resultados, tanto técnicos como económicos. Para conseguir esto se utilizarán los ejemplos de las simulaciones y resultados obtenidos en la sección anterior.

9.4.3 Análisis comparativo

En este apartado se analiza de forma genérica la incidencia de la implementación de la metodología SIG de exploración en el contexto de una exploración minera. Para ello se tendrá en consideración las dos fases que se han distinguido para la puesta en marcha de la metodología: Pre-SIG de exploración y aplicación del SIG de exploración. A partir de este análisis se realizará un estudio comparativo entre esta metodología y los resultados técnicos-económicos obtenidos en un proyecto de exploración-explotación minera clásico. Para ello se utilizarán los resultados obtenidos en los ejemplo de simulación presentados en la sección precedente. Como elementos básicos de este análisis comparativo se utilizará el efecto de reducción de superficie a investigar y el efecto producido por la posibilidad de eliminación de información en las diferentes etapas de exploración. Estos dos aspectos son los que se pueden considerar como aportaciones más importantes del SIG de exploración.

9.4.3.1 Etapa I: Pre-SIG de exploración

Como ya se ha indicado anteriormente, en esta etapa se aborda fundamentalmente el tema de adquisición de la información. Este proceso de adquisición no se va a realizar de una sola vez, sino que se va a producir escalonadamente a lo largo de las diferentes etapas de exploración minera (2-4 años). Los costes económicos implicados son importantes y dependerán de cada caso de estudio, aunque en términos generales podrían ser equivalentes a los que se tendrían en una exploración minera tipo. En este

Capítulo 9

punto realizar una comparación económica entre el SIG de exploración y la prospección tradicional es prácticamente imposible y puede resultar más conveniente hablar de la aportación que el SIG de exploración podría tener en este proceso de adquisición de información. En concreto, se podría considerar si el SIG de exploración permite la optimización de la secuencia lógica de adquisición de la información minera necesaria en cada momento, y en particular, si en un momento determinado conviene o no realizar una campaña de reconocimiento específica.

En conclusión, el punto de vista adecuado en este sentido es que los costes generales de adquisición de información no se deben cargar al SIG de exploración como gastos propios, sino al proyecto general de investigación minera. Eso sí, el SIG de exploración ayudaría a optimizar la recogida de datos.

9.4.3.2 Etapa II: Aplicación del SIG de exploración

Desde el momento que se dispone de alguna información geominera se puede pasar a esta etapa de aplicación del SIG de exploración. En la aplicación de la metodología a un caso de estudio concreto, se considerarán dos partes que pueden ser susceptibles de ser comparadas con la exploración tipo. En primer lugar, está la parte de preparación de la información, cuyo desarrollo se lleva a cabo una vez ha sido adquirida y analizada la información obtenida durante la correspondiente etapa de exploración, y que concluye con la digitalización y elaboración de mapas "geotemáticos" y creación de la base de datos. Esta fase tendría su equivalencia parcial con los trabajos de delineación, cartografía automática y creación de bases de datos que se realizan en un proyecto clásico de investigación minera. No obstante, se puede considerar que los costes podrían ser algo superiores debido a una mayor participación del técnico o los técnicos especializados en esta tarea dentro de SIG de exploración, con el consiguiente aumento de costes laborales. En cualquier caso, sigue siendo difícil evaluar estas diferencias de costes porque dependerán de cada caso particular. En el caso del área de estudio en Cabo de Gata el porcentaje no ha sido significativo.

En la segunda parte de la aplicación, consistente en el tratamiento y análisis espacial es donde se encuentran las grandes diferencias, en este caso ventajas, de la metodología con respecto a los estudios más clásicos de exploración. Si se analizan los resultados de los ensayos realizados en la sección anterior, se puede deducir con mayor facilidad dónde se pueden reducir los costes de exploración, es decir,

Simulación de Escenarios de Exploración

determinar las ventajas de utilización del sistema, que en síntesis son: reducción de superficie de investigación (disminución de costes de exploración) y eliminación o sustitución de determinadas capas de información geominera (reducción de costes por eliminación de muestreo). A continuación se exponen los resultados de los casos concretos de las simulaciones realizadas en la etapa anterior.

En cuanto a la exploración preliminar, los mapas de referencia se muestran en las figuras 9.4 y 9.5, correspondientes a los dos tipos de mineralizaciones. En el caso de la aproximación con el SIG de exploración, y utilizando la información temática descrita en apartados anteriores, se observa que en el caso de la mineralización de oro, el área original de 312 Km² se ha reducido aproximadamente a 90 Km², que corresponde a una reducción del 71% de superficie. En el caso de la mineralización de sulfuros polimetálicos (Pb-Zn-Cu-Ag-Au), el área de interés después de la simulación se reduce a 98 Km² (69% de reducción de la superficie). Por otro lado, en el caso de una exploración tradicional, estas superficies se hubieran reducido de forma aproximada, de acuerdo al análisis de los datos realizado por técnicos de ADARO con experiencia en el área, a 120 Km² y 125 Km², respectivamente, lo que supone una reducción del 61% y del 60%. Por tanto, es posible deducir que esta ganancia en términos de reducción de la superficie de los sectores a investigar, puede traducirse en términos económicos considerando los precios unitarios descritos al principio de este capítulo, por ejemplo, en el ámbito de la cartografía geológica.

En lo referente a la exploración de reconocimiento, los mapas de referencia para las mineralizaciones de oro y sulfuros polimetálicos se muestran en las figuras 9.6 y 9.7, respectivamente. En este caso, al disponer de un mayor volumen de información geominera y con mejor calidad, se consigue reducir las áreas de los sectores con mayor potencialidad o interés prospectivo. Así, se puede cuantificar para las dos mineralizaciones estudiadas, que las áreas anteriormente seleccionadas como interesantes han quedado reducidas a 30 Km² y 34 Km², lo que supone una reducción del 66% y del 65%, respectivamente. En el caso de una exploración tradicional, la selección de las áreas a investigar con más detalle depende del criterio de los expertos, y en este caso la reducción de superficie se puede estimar en un 50% y un 44 %, aproximadamente, lo que supone unos 60 Km² para el oro y 70 Km² para los sulfuros polimetálicos. Se observa de nuevo una ganancia en términos de reducción de la superficie de los sectores a investigar, o lo que es lo mismo una reducción de costes, por ejemplo, en muestreo geoquímico o en cartografía geológica de más detalle. Se han realizado además simulaciones suprimiendo en esta etapa algún tipo de información (por ejemplo, información geofísica aerotransportada), habiendo obtenido resultados muy satisfactorios. Esto sugiere la posibilidad de eliminación de capas de

Capítulo 9

información poco significativas para obtener resultados aceptables a la vez que se produce una reducción de costes (por ejemplo, prospección geofísica aerotransportada: 2,000,000 Ptas).

Las simulaciones correspondientes a la exploración de detalle para los dos tipos de depósitos se muestran en las figuras 8.13, y 8.14. Empleando el SIG de exploración se consiguió reducir el área de interés para la realización de futuras investigaciones mineras (como sondeos o geofísica eléctrica) de forma significativa. Para el caso de la mineralización de oro, el análisis de los resultados de la simulación a nivel de información completa que se realizaron permiten delimitar varias zonas con gran potencial minero, que ocupan una superficie de 9 Km². Esta reducción supone un 70% respecto al área seleccionada en la etapa de reconocimiento. Para el caso de los sulfuros polimetálicos, la reducción supone un 76%, quedando un área aproximada de 8 Km². Por otro lado, mediante la metodología tradicional, el área seleccionada tras esta etapa se reduce a 16 Km², para el caso de la mineralización de oro, mientras que para los sulfuros polimetálicos el área supone 15 Km². Estas superficies suponen una reducción del 73% y del 78% respecto al área seleccionada en la etapa de reconocimiento, respectivamente.

Tabla 9.10. Costes económicos aproximados de la metodología SIG y la metodología tradicional para exploración de depósitos de oro (Chica Olmo y Rigol, 1997).

DEPÓSITOS DE ORO						
Fase Exploración	Área objetivo (Km ²)			Inversión (Ptas.)		
	Tradicional	SIG-E	Reducción	Tradicional	SIG-E	Reducción
Preliminar	312	312	0 %	9,225,000	9,225,000	0 %
Reconocimiento	120	90	25 %	16,155,000	14,000,000	13 %
Detalle	60	30	50 %	25,735,000	17,437,000	32 %
Evaluación	16	9	44 %	-	-	-

Como se observa, la reducción de costes que se produciría como consecuencia de la reducción del área de interés mediante el SIG de exploración puede suponer un punto importante dentro del capítulo de gastos en las fases iniciales de un proyecto de exploración minera. Concretamente, esta reducción puede estimarse en un 20%, de acuerdo a los costes unitarios expuestos anteriormente. Se ha de tener en cuenta que también se produce una reducción importante en el área a estudiar en futuras fases de exploración más detalladas (sondeos, etc) que, aunque no han sido evaluadas en detalle, podrían oscilar en torno al porcentaje de reducción citado. En la tabla 9.10 se detallan los costes aproximados que supondrían ambas metodologías para el caso de la

Simulación de Escenarios de Exploración

mineralización de oro, teniendo en cuenta la reducción del área prioritaria en cada una de las etapas de exploración, así como el porcentaje de reducción de costes que introduce la utilización del SIG de exploración. En el caso de las simulaciones realizadas para los depósitos de sulfuros polimetálicos la reducción es muy similar, como se detalla en la tabla 9.11.

Tabla 9.11. Costes económicos aproximados de la metodología SIG y la metodología tradicional para exploración de depósitos de sulfuros polimetálicos.

DEPÓSITOS DE SULFUROS POLIMETÁLICOS						
Fase Exploración	Área objetivo (Km ²)			Inversión (Ptas.)		
	Tradicional	SIG-E	Reducción	Tradicional	SIG-E	Reducción
Preliminar	312	312	0 %	9,225,000	9,225,000	0 %
Reconocimiento	125	98	22 %	16,155,000	14,260,000	12 %
Detalle	70	34	51 %	25,735,000	17,271,000	33 %
Evaluación	15	8	47 %	-	-	-

Se analizaron también las simulaciones realizadas eliminando algunas capas de información o sustituyendo capas por capas equivalentes, pero correspondientes a etapas de exploración anteriores. Por ejemplo, la simulación realizada anteriormente para las mineralizaciones de oro eliminando la información geofísica de detalle (gravimetría y magnetometría de campo), supondría una reducción de costes de 5,000,000 Ptas. El resultado de esta simulación (figura 9.10) es muy aceptable en comparación al obtenido en la simulación a nivel de información completa, como se expuso en secciones anteriores. Realmente, a la reducción citada habría que restarle el incremento de costes que se produciría en la siguiente fase de exploración (sondeos, etc) debido al aumento del área seleccionada como prioritaria, con respecto a la simulación a nivel de información completa, por lo que la reducción sería algo menor. En el caso de la simulación realizada para las mineralizaciones de sulfuros polimetálicos eliminando toda la información geofísica, salvo la radiometría de campo, y sustituyendo además la información geoquímica de detalle por la correspondiente a la etapa de reconocimiento (figura 9.11), el resultado es similar al obtenido con la simulación a nivel de información completo, como se discutió en anteriormente. En cambio, este escenario supone una reducción de costes que se puede estimar en un principio en un 48% (13,470,000 Ptas.), ya que se habrían dejado de recoger 275 muestras geoquímicas, y no se incluirían tampoco las campañas geofísicas de campo ni el vuelo aeromagnético. Por otro lado, habría que tener en cuenta el incremento en el área seleccionada para futuras fases de exploración, aproximadamente del 46% respecto al área seleccionada en la simulación a nivel de información completa, por lo

Capítulo 9

que esa reducción sería menor. A pesar de esta circunstancia, la reducción de coste final podría ascender al 20-25%, aproximadamente.

De todo lo anterior se deduce que la reducción de costes que puede producirse por la utilización del SIG de exploración es muy variable dependiendo del escenario de exploración que se simule. Así, se comprobó que mediante la reducción de áreas prioritarias en las sucesivas etapas de la exploración, se podría llegar a una reducción de costes del 15-20%, respecto a la metodología tradicional. Si en las simulaciones se eliminan capas de información y/o se sustituyen capas por sus correspondientes menos detalladas, la reducción se puede incrementar en un buen porcentaje (hasta 20-25%), aunque es difícil cuantificarlo debido a la incidencia que tendría en la siguiente fase de exploración minera, en la que se incluyen sondeos mecánicos, trincheras, catas, etc.

Parte IV. Conclusiones

10. Discusión y Conclusiones Generales

El objetivo principal de esta tesis era la elaboración de una metodología integrada para la construcción de mapas de potencialidad minera con capacidad predictiva en la evaluación de la probabilidad de presencia de depósitos minerales. El término integrada se refiere aquí a la integración de distintas técnicas de análisis de la información, incluyendo teledetección, análisis espacial de datos (estadístico y no estadístico) y modelización espacial mediante SIG. La metodología desarrollada puede facilitar a los geólogos de exploración la interpretación y delimitación de zonas óptimas para la fase de evaluación minera, es decir, de objetivos (*targets*) de exploración. Esto se ha abordado mediante: (a) la investigación de técnicas de teledetección orientadas a la localización y caracterización de zonas de interés metalogénico, (b) la investigación de métodos con potencial para caracterizar estadística y espacialmente diferentes datos de exploración, (c) el desarrollo de modelos de integración y simulación de datos de exploración, y (d) la evaluación de la capacidad de la metodología para la modelización de datos espaciales de exploración. Este capítulo recorre cada uno de estos aspectos revisando las metodologías utilizadas y los resultados fundamentales obtenidos, así como las principales implicaciones de esta tesis en términos del análisis y modelización de datos de exploración. Se discuten además las limitaciones encontradas en la elaboración de la metodología y en las técnicas utilizadas. Se analizan finalmente las posibilidades futuras de investigación.

A lo largo del trabajo se ha insistido en que el modelo conceptual del fenómeno que se investiga y modeliza debe guiar todo el proceso en cualquier investigación relacionada con los recursos naturales. En este caso, la identificación de los criterios de exploración a partir de los modelos de depósito disponibles es uno de los pasos iniciales importantes. En la zona de Cabo de Gata, ciertas características como son la predominancia de magmatismo dacítico y riolítico y erupciones piroclásticas, la abundancia de zonas permeables a lo largo de fracturas relacionadas con distintas calderas y el emplazamiento de un foco póstumo de calor en profundidad, han contribuido a la génesis de depósitos epitermales de oro y sulfuros polimetálicos. Así, dada la tipología de los depósitos y la peculiaridad del clima de la zona (semiárido), la teledetección puede ser identificada como una de las fuentes de información

Capítulo 10

potencialmente importantes, junto a la geología, geoquímica y geofísica, para la delimitación y caracterización de zonas de interés metalogenético.

Los resultados obtenidos en el estudio han demostrado el papel clave que la teledetección puede tener en geología y en exploración minera. En particular, la utilización conjunta de imágenes de teledetección y datos geológicos almacenados en la base de datos SIG ha supuesto uno de los aspectos relevantes de la investigación. Por otro lado, no es extraño que se produzca la utilización conjunta de imágenes de teledetección y datos SIG, ya que una imagen en el contexto de la teledetección es una capa raster en el contexto SIG. Además de los clásicos, pero efectivos, cocientes de bandas TM, el análisis de componentes principales orientado a la cartografía de alteraciones realizado sobre imágenes TM se ha mostrado como una técnica muy útil para la delimitación de zonas de interés prospectivo. El análisis visual de composiciones de color sigue siendo, sin embargo, un aspecto básico e imprescindible en las aplicaciones geológicas de la teledetección debido a la alta variabilidad espacial y espectral que las unidades litológicas presentan habitualmente en superficie.

Esta última circunstancia destaca el potencial que tienen las técnicas de integración de imágenes multiresolución en geología y minería. En la investigación ha quedado demostrado que las imágenes integradas son especialmente adecuadas para la interpretación visual al heredar las mejores características de las imágenes de partida. En este caso la fusión de imágenes TM con SPOT Pancromático y foto aérea permitió mejorar sustancialmente el número de afloramientos volcánicos y sedimentarios identificados en la interpretación realizada sobre las imágenes individuales. Por otra parte, la comparación entre los métodos de integración de imágenes más comunes permitió identificar al método basado en el análisis de componentes principales como uno de los más adecuados y versátiles en aplicaciones geológicas de la teledetección, el cual permite generar documentos de gran calidad. La posibilidad de aplicar realces óptimos de color a la vez que se realiza la integración de las imágenes supone una de las ventajas más importantes del método identificadas en esta investigación. El análisis de las distintas imágenes permitió elaborar una cartografía geológica mostrando con precisión considerable las zonas de alteración hidrotermal, coincidentes en buena parte con antiguas explotaciones mineras. La información derivada de los distintas técnicas de teledetección, tanto temática como continua, puede suponer de este modo buena parte del conjunto de capas o variables geognósticas que integran las bases de datos de exploración minera.

La literatura especializada muestra que la utilización de los SIG en la gestión y evaluación de recursos naturales y el medio ambiente se está convirtiendo en un

hecho habitual, aunque en nuestro país es en la actualidad cuando se está generalizado su uso. La utilización de los SIG en exploración minera es prácticamente obligada si se dispone de un número apreciable de mapas predictores. Las aplicaciones SIG son efectivas herramientas de exploración minera cuando se combinan con métodos adecuados de manipulación de la información y análisis estadístico. Los métodos de análisis espacial con SIG pueden relacionar información proveniente de distintas fuentes, constituyendo una metodología de exploración integrada al ampliar el abanico de técnicas clásicas de exploración. El análisis espacial de datos es un aspecto crucial en todo el proceso y no debe circunscribirse al análisis estadístico clásico. Este debe incluir también análisis que, aunque no permitan contrastar la significación de las hipótesis, sí proporcionen información relevante sobre las posibles relaciones espaciales entre las variables. En este sentido, los índices de asociación entre mapas son una herramienta muy eficaz tanto en la caracterización de esas relaciones como en la binarización de mapas para generar mapas de anomalías. Así, mediante la comparación del valor de los índices producidos con distintos umbrales de anomalía es posible identificar la binarización que mejor explica la distribución espacial de los datos de indicios mineros conocidos. Esta información enriquece desde un punto de vista espacial los resultados obtenidos mediante las aproximaciones estadísticas clásicas (a menudo subjetivas) que hacen uso de estadísticos de distribución y gráficos de probabilidad. Los análisis así realizados utilizando los indicios mineros y la anomalía de oro como capas dependientes, señalaron a variables tanto de naturaleza geoquímica, de teledetección, geológica y geofísica como covariables interesantes. Existen, sin embargo, diversos aspectos que permanecen sin solucionar en este campo, como es la adaptación de las técnicas de análisis estadístico a los datos espaciales. Se ha visto que en muchos casos los análisis han de abordarse desde un punto de vista exploratorio y no como análisis confirmatorios.

Las distintas capas de información derivadas de los datos de exploración tras aplicar toda la batería de análisis disponibles han de ser finalmente integradas en un modelo espacial que permita realizar predicciones. En este trabajo se han analizado distintos métodos de integración de capas, incluyendo métodos basados en el conocimiento, tales como la suma ponderada o la lógica difusa, y basados en los datos, tales como métodos bayesianos, regresión logística y redes neuronales. Los resultados obtenidos indican que aunque los mapas de favorabilidad obtenidos con los distintos métodos son parecidos, existen diferencias notables entre ellos. No obstante, el rendimiento de los distintos modelos es similar en muchos de los casos (exceptuando el modelo lógico booleano que no es directamente comparable), con porcentajes de acierto sólo un poco superiores en los modelos basados en regresión logística y sobre todo en redes neuronales artificiales. Esto parece por otra parte lógico, puesto que estos métodos

Capítulo 10

utilizan directamente las observaciones para ajustar los parámetros del modelo, mientras que en los basados en el conocimiento pasan por el tamiz de la interpretación subjetiva del investigador. Esto, no obstante, puede ser una ventaja o una desventaja dependiendo de la aplicación. El método más habitual de suma ponderada multiclase puede ser aceptable en muchos casos. Este método permite la incorporación en el modelo de una gran cantidad de información, a pesar de su sencillez y facilidad de aplicación, utilizando las funciones básicas proporcionadas por todos los paquetes SIG. La modelización espacial mediante reglas lógicas difusas se caracteriza por la posibilidad de utilización de reglas de combinación no lineales, aspecto criticado en la modelización mediante suma ponderada. En ambos métodos los parámetros de la función de integración son elegidos en base al juicio subjetivo del investigador sobre la importancia relativa de las distintas capas y clases, aunque se ha comprobado aquí que el proceso puede resultar mucho más costoso con el modelo de lógica difusa.

El método de ponderación de evidencias, basado en reglas probabilísticas, presenta algunas características que lo hacen muy atractivo. En concreto, el método permite conocer la intensidad de la asociación espacial entre variables dependiente e independientes a la vez que deriva de forma objetiva los pesos que emplea. Sin embargo, los supuestos que realiza sobre los datos, como son la independencia condicional y distribuciones normales, pueden suponer un obstáculo importante para su aplicación. En el estudio se ha comprobado que el supuesto de independencia condicional es frecuentemente violado cuando se utilizan más de 4 o 5 capas predictoras de exploración, ya que las capas están casi siempre relacionadas de alguna forma. Esto resulta posiblemente agravado por el hecho de que todas se han generado ajustando su distribución espacial a la distribución de indicios conocida.

Los modelos basados en la regresión logística y en las redes neuronales artificiales de retropropagación presentan algunas características comunes. En ambos casos se trata de modelos de regresión, en sentido amplio, que ajustan sus parámetros, en un caso denominados coeficientes y en otro pesos, en función de las observaciones. Sin embargo, las redes neuronales resultan a priori más adecuadas para el análisis de datos espaciales dado que no realizan supuestos sobre los datos ni el tipo de relación entre las variables. Una de las mayores ventajas de las redes neuronales es su habilidad para generalizar. Esto significa que una red convenientemente entrenada puede clasificar o estimar datos de la misma clase que la de los datos de entrenamiento que no ha visto anteriormente (totalmente independientes). Sin embargo, en aplicaciones geológicas reales los investigadores disponen normalmente sólo de una pequeña parte de todos los patrones posibles para la generación de una red neuronal. Los experimentos realizados en la investigación sobre el distrito de

Discusión y Conclusiones Generales

Rodalquilar indican, no obstante, que el rendimiento del modelo de regresión logística y la red neuronal es similar. Esta afirmación ha de matizarse ya que las superficies de probabilidad (favorabilidad) generadas con los dos modelos difieren sensiblemente. Por otra parte, la arquitectura de la red neuronal de retropropagación más adecuada al problema presenta 4 unidades en la capa oculta, lo que sugiere que la relación existente entre la presencia de depósitos y las variables independientes utilizadas en el modelo está posiblemente lejos de ser lineal. El examen (informal) de los valores que presentan los parámetros de ambos modelos sugiere que la distancia a estructuras de fracturación, el cociente de bandas TM 5/7, la anomalía gravimétrica residual y el componente principal 2 (indicando As, Sb, Sn) de la geoquímica, son las variables predictoras más importantes. Estos resultados parecen estar de acuerdo con el modelo de depósito, lo que confirma la validez de los modelos como herramientas predictivas. No se ha podido, sin embargo, confirmar en este estudio la asociación entre mineralizaciones y direcciones particulares de fracturación. A pesar de todo, la naturaleza computacional de todas estas metodologías es ideal para la producción de mapas finales integrados de objetivos de exploración. Esta estrategia integrada parece ser el camino a seguir en la tarea crecientemente difícil de la exploración minera rentable para depósitos de oro o polimetálicos en las etapas iniciales de la exploración.

La valoración económica realizada en el estudio, aunque es de naturaleza relativa y aproximada, sugiere que la utilización de un sistema de toma de decisiones para exploración minera basado en SIG puede reducir sensiblemente los costes de operación. La valoración económica de la metodología de exploración integrada era uno de los aspectos clave del proyecto de investigación DARSTIMEX en el que se enmarca esta investigación. La reducción de costes que puede producirse por la utilización de un SIG de exploración es muy variable dependiendo del escenario de exploración que se simule. Así, se comprobó que mediante la reducción de áreas prioritarias en las sucesivas etapas de la exploración, se podría llegar a una reducción de costes del 15-20%, respecto a la metodología tradicional. Este resultado deriva de la integración global de la información que proporciona el sistema, favoreciendo los criterios de decisión de los expertos al delimitar las áreas mineras de interés con mayor aproximación y precisión. El sistema ofrece además la posibilidad de analizar la importancia de cada capa de información en el valor del índice de favorabilidad minera resultante, lo cual puede sugerir la eliminación de determinado tipo de información con el consiguiente ahorro de costes. El SIG de exploración facilita el estudio comparativo de diferentes escenarios de exploración mediante técnicas de simulación de escenarios, a partir del estudio de mapas obtenidos de índice de favorabilidad minera, con el fin de realizar una gestión económica más adecuada. Puede que la metodología desarrollada no siempre conduzca a la localización de un depósito, pero permitirá

Capítulo 10

posiblemente ahorrar tiempo y recursos. Si en las simulaciones se eliminan capas de información, y/o se sustituyen capas por sus correspondientes versiones menos detalladas, la reducción de costes se puede incrementar en un buen porcentaje, aunque es difícil cuantificarlo debido a la incidencia que tendría en la siguiente fase de exploración minera, en la que se incluyen sondeos mecánicos, calicatas, etc. En definitiva, el SIG de exploración es una herramienta de simulación espacial versátil e interactiva, que permite simular diversos escenarios de exploración minera, y ayuda a la optimización de la recogida de datos de prospección. También permite simular el "efecto de información", contribuyendo a reducir los costes de prospección y facilitando la selección óptima de áreas prioritarias para prospección minera. Sin embargo, aún quedan numeros asuntos abiertos a futuros desarrollos. Así, por ejemplo, la incorporación del tamaño de los depósitos en los análisis puede suponer una ventaja importante para la toma de decisiones al incorporar expectativas de beneficio. En este caso es previsible que los resultados sean algo diferentes a los aquí obtenidos ya que frecuentemente los depósitos importantes presentan controles diferentes a los pequeños indicios mineros. Esta aproximación podría permitir además la estimación de potenciales rentabilidades si se logra relacionar las predicciones con el tamaño esperado.

Las perspectivas futuras de las distintas técnicas que componen la metodología integrada de exploración son, por otra parte, excelentes. La teledetección se está convirtiendo, y tiene visos de serlo aún mucho más en el futuro próximo, en una fuente de información extraordinariamente valiosa para las investigaciones geológicas y de recursos naturales. La disponibilidad creciente de imágenes y el buen número de satélites para estudios de la superficie terrestre que está previsto lanzar, convierten a las técnicas de teledetección en uno de los campos con mayor futuro e interés dentro del ámbito de los estudios geocientíficos. En este contexto, las técnicas de integración de imágenes pueden desempeñar un importante papel. El advenimiento de la teledetección hiperespectral, cada vez más accesible, facilitará enormemente las investigaciones geológicas, de forma que será posible identificar rocas e incluso especies minerales a partir de las imágenes. La disponibilidad cada vez mayor de grandes volúmenes de datos geológicos y ambientales en formato digital augura también un saludable futuro para las técnicas de integración y modelización espacial con SIG. Entre los posibles métodos "estrella" destaca el empleo de técnicas de inteligencia artificial, en especial de redes neuronales, aspecto que ya está suscitando gran interés.

Por otra parte, las técnicas y métodos analizados en el trabajo tienen una aplicación directa en otros ámbitos de las ciencias de la tierra. La metodología puede aplicarse a

Discusión y Conclusiones Generales

la detección de cualquier objeto de interés en la superficie terrestre. Así, de igual forma que la metodología se ha aplicado a la predicción de depósitos, ésta podría ser empleada para el análisis de la distribución espacial de especies vegetales o animales, o de zonas propicias para situar cualquier servicio.

11. Referencias

a

Agterberg, F. P., 1992. Combining indicator patterns in weights of evidence modelling for resource evaluation. *Nonrenewable Resources*, 1(1), 39-50.

Agterberg, F. P., Cabilio, P., 1969. Two-stage least-squares model for the relationship between mapable geological variables. *Mathematical Geology*, 1(2), 137-153.

Agterberg, F. P., Bonham-Carter, G. F., Cheng, Q., Wright, D. F., 1993. Weights of evidence modeling and weighted logistic regression for mineral potential mapping. In: Davis, J. C., Herzfeld, U. C., (Eds.), *Computers in Geology – 25 Years of Progress*. Oxford University Press, New York, USA, pp. 13-32.

Agterberg, F. P., Chung, C. F., Fabbri, A. G., Kelly, A. M., Springer, J. S., 1972. Geomathematical evaluation of copper and zinc potential of the Abitibi area, Ontario and Quebec. *Geological Survey of Canada Paper*, 71-41.

Aiken, L. S., West, S. G., 1991. *Multiple regression: testing and interpreting interactions*. Sage Publications, California, USA (212 pp.).

An, P., Moon, W. M., Rencz, A., 1991. Application of fuzzy set theory for integration of geological, geophysical and remote sensing data. *Canadian Journal of Exploration Geophysics*, 27, 1-11.

Anselin, L., Getis, A., 1993. Spatial statistical analysis and geographic information systems. In: Fisher, M. M., Nijkamp, P., (Eds.), *Geographic information systems, spatial modelling and policy evaluation*. Springer-Verlag, Berlin, Germany, pp. 35-49.

Antenucci, J. C., Brown, K., Croswell, P. L., Kevany, M J., Archer, H., 1991. *Geographic Information Systems: A Guide to the Technology*. Van Nostrand Reinhold, New York (301 pp.).

Araña, V., Vegas, R., 1974. Plate tectonics and volcanism in the Gibraltar arc. *Tectonophysics*, 24, 197-212.

Arbia, G., Griffith, D., Haining, R., 1998. Error propagation modelling in raster GIS: overlay operations. *International Journal of Geographical Information Science*, 12(2), 145-167.

Aronoff, S., 1989. *Geographic Information System: a management perspective*. WDL Publ., Ottawa, Canada (294 pp.).

Arribas Jr., A., 1992. *Geology and geochemistry of the Rodalquilar gold-alunite deposit: relationship to other hydrothermal ore deposits in southern Spain*, Unpublished PhD Thesis, University of Michigan, USA (320 pp.).

Referencias

Arribas Rosado, A., 1992. Los yacimientos de oro del Sureste Peninsular. En: García Guinea, J., Martínez Frías, J., (Coords.), Recursos Minerales de España. Consejo Superior de Investigaciones Científicas, Madrid, España, pp. 875-890.

Arribas Jr., A., 1993. Mapa geológico escala 1:25,000 del distrito minero de Rodalquilar, Almería. Instituto Geológico TecnoMinero de España, Madrid, España.

Arribas Rosado, A., Arribas Moreno, A., 1995. Caracteres metalogénicos y geoquímica isotópica del azufre y del plomo de los yacimientos de minerales metálicos del sureste de España. Boletín Geológico y Minero, 106(1), 23-62.

Arribas Jr., A., Rytuba, J.J., Cunningham, C.G., Kelly, W.C., Rye, R.O., Castroviejo, R., 1988. Rodalquilar deposits, Spain, first example of caldera-related epithermal mineralization in Europe: Part 2, Ore genesis. Geological Society of America Abstracts with Programs, 20(7), USA (351 pp.).

Arribas Jr., A., Rytuba, J.J., Rye, R.O., Cunningham, C.G., Podwysoki, M.H., Kelly, W.C., Arribas, A., Mckee, E.H., Smith, J.G., 1989. Preliminary study of the ore deposits and hydrothermal alteration in the Rodalquilar caldera complex, southeastern Spain. U.S. Geol. Survey Open-File Report 89-327, USA (39 pp.).

Ashley, R. P., 1974. Goldfield mining district. In: Nevada Bureau of Mines and Geology Report 19, Guidebook to the geology of four Tertiary volcanic centers in central Nevada, Nevada, USA, pp. 49-66.

Atkinson, P. M., Tatnall, A. R. L., 1997. Neural networks in remote sensing. International Journal of Remote Sensing 18(4), 699-709.

Atkinson, P. M., Tate, N. J., 1999. Techniques for the analysis of spatial data. In: Atkinson, P. M., Tate, N. J., (Eds.), Advances in remote sensing and GIS analysis. John Wiley & Sons, Chichester, UK, pp. 1-5.

b

Bailey, T. C., Gatrell, A. C., 1995. Interactive Spatial Data Analysis. Longman Scientific & Technical, Essex, UK (413 pp.).

Balanyá Roure, J. C., 1991. Estructura del dominio de Alborán en la parte N del Arco de Gibraltar. Tesis Doctoral (Inédita), Universidad de Granada, España (210 pp.).

Balanyá, J.C., García-Dueñas, V., 1986. Grandes fallas de contracción y de extensión implicadas en el contacto entre los dominios de Alborán y Sudibérico en el Arco de Gibraltar. Geogaceta 1, 19-21.

Balanyá J. C., García-Dueñas, V., 1988. El Cabalgamiento Cortical de Gibraltar y la tectónica de Béticas y Rif. Simposio Cinturones Orogénicos, II Congr. Geol. España, pp. 35-44.

Banai, R. 1983. Fuzziness in geographical information systems: contributions from the analytical hierarchy process. International Journal of Geographical Information Systems, 7, 315-329.

Barredo, J. I., 1996. Sistemas de información geográfica y evaluación multicriterio en la ordenación del territorio. RA-MA, Madrid (261 pp.).

- Batty, P., 1992. Exploiting relational database technology in a GIS. *Computers & Geosciences*, 18(4), 453-462.
- Ben-Dor, E., Irons, J. R., Epema, G., 1999. Soil reflectance. In: Rencz, A. (Ed.), *Remote Sensing for the Earth Sciences, Manual of Remote Sensing, Vol 3, 3rd ed.* John Wiley & Sons, New York, USA, pp. 111-188.
- Bentley, C., 1992. *Introducing PRINCE: The Structured Project Management Method.* NCC Blackwell, Oxford, UK (128 pp.).
- Berry, J. K., 1993. *Beyond Mapping: Concepts, Algorithms, and Issues in GIS.* GIS World Inc., Colorado, USA (246 pp.).
- Berry, J. K., 1995. *Spatial reasoning for effective GIS.* GIS World Inc., Colorado, USA (207 pp.).
- Berry, J. K., 1996. Don't forget the human factor in GIS. *GIS World*, 9(7), 28-29.
- Biermann, C., 1995. The Betic Cordilleras (SE Spain). Anatomy of a duallistic colision-type orogenic belt. *Geologie en Mijnbouw*, 74, 167-182.
- Bishop, C. M., 1995. *Neural Networks for Pattern Recognition.* Clarendon Press, Oxford, UK (482 pp.).
- Bishop, M. M., Fienberg, S. E., Holland, P. W., 1975. *Discrete multivariate analysis: theory and practice.* MIT Press, Cambridge, Massachusetts, USA (587 pp.).
- Blamire, P. A., 1996. The influence of relative sample size in training artificial neural networks. *International Journal of Remote Sensing*, 17(1), 223-230.
- Bonham-Carter, G. F., 1991. Integration of geoscientific data using GIS. In: Maguire, D. J., Goodchild, M. F., Rhind, D. W., (Eds.), *Geographical Information Systems: Principles and Applications, Vol. 2.* Longman Scientific & Technical, Essex, UK, pp. 171-184.
- Bonham-Carter, G. F., 1994. *Geographic Information Systems for geoscientists: modelling with GIS, 1st ed.* Pergamon, Ottawa, Canada (398 pp.).
- Bonham-Carter, G. F., Chung, C. F., 1983. Integration of mineral resource data for Kasmere Lake area, Northwest Manitoba, with emphasis on uranium. *Journal of Mathematical Geology*, 15(1), 15-45.
- Bonham-Carter, G. F., Agterberg, F. P., Wright, D. F., 1988. Integration of geological datasets for gold exploration in Nova Scotia. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 54(11), 1585-1592.
- Bonham-Carter, G. F., Agterberg, F. P., Wright, D. F., 1989. Weights of evidence modelling: a new approach to mapping mineral potential. In: Agterberg, F. P., Bonham-Carter, G. F., (Eds.), *Statistical applications in the earth sciences.* Geology Survey of Canada Paper 89-9, Canada, pp. 171-183.
- Bosque Sendra, J., 1997. *Sistemas de Información Geográfica.* Rialp, Madrid, España (451 pp.).

Referencias

- Bosque Sendra, J., Moreno Jiménez, A., 1994. Prácticas de análisis exploratorio y multivariante de datos. Oikos-Tau, Barcelona (214 pp.).
- Botbol, J. M., Sinding-Larsen, R., McCammon, R. B., Gott, G. B., 1978. A regionalized multivariate approach to target selection in geochemical exploration. *Economic Geology*, 73, 534-546.
- Buchanan, M.D., Pendergrass, R., 1980. Digital Image Processing: Can Intensity, Hue and Saturation Replace Red, Green and Blue? *Electro-Optical System Design*, 12(3), 29-36.
- Burrough, P. A., 1986. Principles of Geographical Information Systems for Land resources assessment. Clarendon Press, Oxford University Press, Oxford, UK (194 pp.).
- Burrough, P. A., 1989. Fuzzy mathematical methods for soil survey and land evaluation. *Journal of Soil Science*, 40, 477-492.
- Burrough, P. A., 1992. Are GIS data structures too simple minded?. *Computers & Geosciences*, 18(4), 395-400.
- Burrough, P. A., MacMillan, R. A., Van Deursen, W., 1992. Fuzzy classification methods for determining land suitability from soil profile observations and topography. *Journal of Soil Science*, 43, 193-210.
- Burrough, P. A., McDonnell, R. A., 1998. Principles of Geographical Information Systems. Oxford University Press, Oxford, UK (333 pp.).
- Bustillo Revuelta, M., López Jimeno, C., 1996. Recursos Minerales: Tipología, Prospección, Evaluación, Mineralurgia e Impacto Ambiental. Gráficas Arias Montano, Madrid (372 pp.).

C

- Carper, W. J., Lillesand, T. M., Kiefer, R. W., 1990. The Use of Intensity-Hue-Saturation Transformations for Merging SPOT Panchromatic and Multispectral Image Data, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 56(4), 459-467.
- Carver, S. J., 1991. Integrating multi-criteria evaluation with geographical information systems. *International Journal of Geographical Information Systems*, 5(3), 321-339.
- Castroviejo, R., 1992. Ore Geology of the Santa Barbara Pb-Ag and Au District (SE Spain). Min. Dep. Studies Group, Aberdeen, Scotland, UK.
- Chavez, P. S. Jr., 1988. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sensing of the Environment*, 24(3), 459-479.
- Chavez, P. S. Jr., 1989. Radiometric calibration of Landsat Thematic Mapper multispectral images. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 55(9), 1285-1294.
- Chavez, P. S. Jr., Bowell, J., 1988. Comparison of the spectral information content of Landsat Thematic Mapper and SPOT for three different sites in the Phoenix, Arizona region. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 54(12), 1699-1708.

Referencias

- Chavez, P. S. Jr., Kwarteng, A., 1989. Extracting spectral contrast in Landsat Thematic Mapper image data using selective principal component analysis. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 55(3), 339-348.
- Chavez, P. S. Jr., Sides, S. C., Anderson, J. A., 1991. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: Landsat TM and SPOT Panchromatic. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 57(3), 295-303.
- Chica Olmo, M., 1987. Análisis Geoestadístico en el estudio de la explotación de los recursos minerales. Ed. Chica-Olmo, Granada, España, (387 pp.).
- Chica Olmo, M., Delgado García, J., Abarca Hernández, F., Rigol Sánchez, J. P., 1994. Elementos básicos para la construcción de un SIG para exploración minera. Comunicación III Congreso de la Asociación Española de Sistemas de Información Geográfica. Madrid, España.
- Chica Olmo, M., Abarca Hernández, F., Rigol Sánchez, J. P., Delgado García, J., 1996a. Etapas del diseño de un sistema de información para exploración de recursos minerales. *Proceedings VI Congreso Nacional y Conferencia Internacional de Geología Ambiental y Ordenación del Territorio*. Granada, España, 2, pp. 23-26.
- Chica Olmo, M., Delgado García, J., Rigol Sánchez, J. P., Abarca Hernández, F., 1996b. Development of Advanced Remote Sensing Technology in the Initial Phases of Mineral Exploration. Informe Técnico Proyecto DARSTIMEX (Inédito), Programa BRITE/EURAM C.E. (650 pp.).
- Chica Olmo, M., Rigol Sánchez, J. P., Abarca Hernández, F., 1996c. Aplicación de la teledetección a la Caracterización Geológica del Área de Cabo de Gata, Almería. *Proceedings VI Congreso Nacional y Conferencia Internacional de Geología Ambiental y Ordenación del Territorio*. Granada, España, 2, pp. 37-54.
- Chica Olmo, M., Rigol Sánchez, J. P., Abarca Hernández, F., Delgado García, J., 1997. Desarrollo de un Sistema de Información para exploración de recursos minerales. En: Casanova, J. L., Sanz Justo, J., (Eds.), *Teledetección: Usos y Aplicaciones* Valladolid. Secretariado de publicaciones e Intercambio Científico, Universidad de Valladolid, España, pp. 317-322.
- Chica Olmo, M., Rigol, J. P., 1997. Valoración de costes de exploración minera utilizando SIG. En: Hernández Sande, C., Arias Rodríguez, J. F., (Eds.), *Teledetección aplicada a la gestión de recursos naturales y medio litoral marino*. Asociación Española de Teledetección, Universidad de Santiago de Compostela, España, pp. 308-311.
- Chica-Olmo, M., Abarca-Hernández, F., Rigol-Sánchez, J. P., *en prensa*. Development of a decision support system based on remote sensing and GIS techniques for gold-rich areas identification in SE Spain. *International Journal of Remote Sensing*.
- Chung, C. F., Agterberg, F. P., 1980. Regression models for mineral resources from geological map data. *Mathematical Geology*, 12(5), 473-488.
- Chung, C. F., Moon, W. M., 1991. Combination rules of spatial geoscience data for mineral exploration. *Geoinformatics*, 2(2), 159-169.
- Chug, C. F., Fabbri, A. G., 1993. The representation of geoscience information for data integration. *Nonrenewable Resources*, 2(2), 122-139.

Referencias

Chuvieco, E., 1996. Fundamentos de Teledetección Espacial, 3rd ed. Rialp, Madrid, España, (568 pp.).

Clark, R. N., 1999. Spectroscopy of rocks and minerals and principles of spectroscopy. In: Rencz, A. (Ed.), Remote Sensing for the Earth Sciences, Manual of Remote Sensing, Vol 3, 3rd ed. John Wiley & Sons, New York, USA, pp. 3-58.

Clarke, A. L., 1991. GIS specification, evaluation, and implementation. In: Maguire, D. J., Goodchild, M. F., Rhind, D. W., (Eds.), Geographical Information Systems. Longman Scientific & Technical, Essex, UK, pp. 477-488.

Cowen, D. J., Jensen, J. R., Bresnahan, P. J., Ehler, G. B., Graves, D., Huang, X., Wiesner, C., Mackey, H. E. Jr., 1995. The design and implementation of an integrated geographic information system for environmental applications. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 61(11), 1393-1404.

Cox, E., 1994. The Fuzzy Systems Handbook: A Practitioner's Guide to Building, Using, and Maintaining Fuzzy Systems. Academic Press, Boston, USA (615 pp.).

Cox, D. P., Singer, D., 1986. Mineral Deposit Models, U.S. Geol. Surv. Bull. 1693 (379 pp.).

Cressie, N. A. C., 1993. Statistics for Spatial Data, Revised ed. John Wiley & Sons, New York, USA (900 pp.).

Crosta, A. P., Moore, J. McM., 1989a. Enhancement of Landsat Thematic Mapper imagery for residual soil mapping in SW Minas Gerais state, Brazil: A prospecting case story in Greenstone Belt terrain. Proceedings Seventh Thematic Conference on Remote Sensing for Exploration Geology. Calgary, Alberta, Canada, pp. 1173-1187.

Crosta, A. P., Moore, J. McM., 1989b. Geological mapping using Landsat Thematic Mapper imagery in Almeria Province, south-east Spain. International Journal of Remote Sensing, 10(3), 505-514.

Cunningham, C. G., Arribas Jr., A., Rytuba, J. J., Arribas, A., 1990. Mineralized and unmineralized calderas in Spain, Part I, evolution of the Los Frailes Caldera. Mineralium Deposita, 25(Suppl), 21-28.

d

Date, C. J., 1995. An Introduction to Database Systems, 6th ed. Addison-Wesley, Reading, Massachusetts, USA (839 pp.).

Davis, J. C., 1986. Statistics and data analysis in geology, 2nd ed. John Wiley & Sons, New York, USA (646 pp.).

De Larouziere, F. D., Bolze, J., Bordet, P., Hernández, J., Montenat, C., Ott D'estevou, P., 1988. The Betic segment of the lithospheric Trans-Alboran shear zone during the Later Miocene. Tectonophysics, 52, 41-52.

Di Battistini, G., Toscani, L., Iaccarino, S., Villa, I.M., 1987. K/Ar ages and the geological setting of calc-alkaline volcanic rocks from Sierra de Gata, SE Spain. Neues Jahrbuch Für Mineralogie Monashefte, 8, 369-383.

Doblas M., Oyarzun, R., 1989. Neogene extensional collapse in the western Mediterranean (Betic-Rif Alpine orogenic belt): Implications for the genesis of the Gibraltar Arc and magmatic activity. *Geology*, 17, 430-433.

Donnelly, K. P., Simulations to determine the variance and edge effect of total neighbour distance. In: Hodder, I., (Ed.), *Simulation studies in archaeology*. Cambridge University Press, Cambridge, UK, pp. 91-95.

Dowd, P. A., 1994. The use of neural networks for spatial simulation. In: Dimitrakopoulos, R., (Ed.), *Geostatistics for the Next Century*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, Nederland, pp. 173-184.

Dowd, P. A., Sarac, C., 1994. A neural network approach to geostatistical simulation. *Mathematical Geology* 26(4), 491-503.

Drury, S. A., 1993. *Image Interpretation in Geology*, 2nd ed. Chapman & Hall, London, UK (283 pp.).

e

Eastman, J. R., Jin, W., Kyem, P. A. K., Toledano, J., 1995. Raster procedures for multi-criteria/multi-objective decisions. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 61(5), 539-547.

Egeler, C.G., Simon, O.J., 1969. Orogenic evolution of the Betic zone (Betic Cordilleras, Spain), with emphasis on the nappe structures. *Geologie en Mijnbouw*, 48, 296-305.

Ehlers, M., 1991. Multisensor Image Fusion Techniques in Remote Sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 46, 19-30.

ESRI, 1994. *ARC Macro Language: Developing ARC/INFO menus and macros with AML*, Environmental Systems Research Institute Inc, Redmond, USA.

ESRI, 1995. *Understanding GIS: the ARC/INFO method*, 3rd ed. Environmental Systems Research Institute Inc., Redmond, USA.

Evans, A. M., 1995. Ore, Mineral Economics and Mineral Exploration. In: Evans, A. M., (Ed.), *Introduction to Mineral Exploration*. Blackwell Science, Oxford, UK, pp. 3-15.

f

Fabbri, A. G., Chung, C. F., 1996. Predictive spatial data analysis in the geosciences. In: Fisher, M., Scholten, H. J., Unwin, D., (Eds.), *Spatial analytical perspectives on GIS*. Taylor and Francis, London, UK, pp. 147-159.

Fernández Soler, J. M., 1996. El volcanismo calco-alcalino del Parque Natural Cabo de Gata-Níjar (Almería): Estudio volcanológico y petrológico, Sociedad Almeriense de Historia Natural, Consejería de Medio Ambiente, Junta de Andalucía (295 pp.).

Ferrier, G., Wadge, G., 1996. The application of imaging spectrometry data to mapping alteration zones associated with gold mineralization in southern Spain. *International Journal of Remote Sensing* 17(2), 331-350.

Referencias

Fisher, M. M., Scholten, H. J., Unwin, D., 1996. Geographic information systems, spatial data analysis and spatial modelling: an introduction. In: Fisher, M. M., Scholten, H. J., Unwin, D., (Eds.) Spatial analytical perspectives on GIS. Taylor and Francis, London, UK, pp. 3-19.

Fleiss, J. L., 1991. Statistical methods for rates and proportions, 2nd ed. John Wiley & Sons, New York, USA (321 pp.).

Foody, G. M., McCulloch, M. B., Yates, W. B., 1995. Classification of remotely sensed data by an artificial neural network: issues related to training data characteristics. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 61(4), 391-401.

g

García-Dueñas V., Martínez Martínez, J. M., 1988. Sobre el adelgazamiento mioceno del Dominio Cortical de Alborán. El despegue Extensional de Filabres (Béticas Orientales). Geogaceta, 5, 53-55.

García-Dueñas V., Balanyá, J. C., Martínez Martínez, J. M., 1992. Miocene extensional detachments in the outcropping basement of the northern Alboran Basin (Betics) and their tectonic implications. Geo-Marine Letters, 12, 88-95.

Garguet-Duport, B., Girel, J., Chassery, J. M., Pautou, G., 1996. The Use of Multiresolution Analysis and Wavelets Transform for Merging SPOT Panchromatic and Multispectral Image Data. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 62(9), 1057-1066.

Gittings, B. M., Sloan, T. M., Healey, R. G., Dowers, S. Waugh, T. C., 1993. Meeting expectations: a review of GIS performance issues. In: Mather, P. M., (Ed.), Geographical information handling - Research and Applications. John Wiley & Sons, Chichester, UK, pp. 33-46.

Gittings, B. M., *en prensa*. Integrating Information Infrastructures with GI Technology. In: Innovations in GIS 6. Taylor and Francis, London, UK.

Gocht, W. R., Zantop, H., Eggert, R. G., 1988. International Mineral Economics, Springer-Verlag, Berlin, Germany (271 pp).

Gong, P., 1996. Integrated analysis of spatial data from multiple sources: using evidential reasoning and artificial neural network techniques for geological mapping. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 62(5), 513-523.

Gong, P., Pu, R., Chen, J., 1996. Mapping ecological land systems and classification uncertainties from digital elevation and forest-cover data using neural networks. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 62(11), 1249-1260.

Goodacre, A. K., Bonham-Carter, G. F., Agterberg, F. P. Wright, D. F., 1993. A statistical analysis of the spatial association of seismicity with drainage patterns and magnetic anomalies in western Quebec. Tectonophysics, 217, 285-305.

Goodchild, M. F., 1986. Spatial Autocorrelation. Catmog 47, Geo Books, Norwich, UK (136 pp.).

- Goodchild, M., 1987. A spatial analytical perspective on geographical information systems. *International Journal of Geographical Information Systems*, 1(4), 327-334.
- Goodchild, M. F., 1992. Geographic Data Modeling. *Computers & Geosciences*, 18(4), 401-408.
- Goodchild, M. F., Gopal, S. (Eds.), 1989. *The Accuracy of Spatial Databases*, NCGIA Core Curriculum in GIS, National Center for Geographic Information and Analysis, University of California, Santa Barbara, USA.
- Goodchild, M. F., Kemp, K. K. (Eds.) 1990. *NCGIA Core Curriculum in GIS*, National Center for Geographic Information and Analysis, University of California, Santa Barbara, USA.
- Goodchild, M. F., Parks, B. O., Steyaert, L. T., 1993. *Environmental modelling with GIS*. Oxford University Press, Oxford (488 pp.).
- Goovaerts, P., 1997. *Geostatistics for natural resources evaluation*. Oxford University Press, New York (483 pp.).
- Grasso, D. N., 1993. Applications of the IHS Color Transformation for 1 :24,000-Scale Geologic Mapping: A Low Cost SPOT Alternative. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 59(1), 73-80.
- Grimshaw, D. J., 1999. *Bringing Geographical Information Systems into Business*. John Wiley & Sons, New York, USA (360 pp.).
- Grunsky, E. C., 1986. Recognition of alteration in volcanic rocks using statistical analysis of lithochemical data. *Journal of Geochemical Exploration*, 25, 157-183.
- Gumiel, P., Antón-Pacheco, C., Campos, R., 1991. Development of New Multidisciplinary Techniques for Mineral Exploration in Several Areas of the Western Iberian Peninsula. *ITGE, Publicaciones especiales del boletín geológico y minero*, Madrid (109 pp.).
- Gunnink, J. L., Burrough, P. A., 1996. Interactive spatial analysis of soil attribute patterns using Exploratory Data Analysis (EDA) and GIS. In: Fisher, M., Scholten, H. J., Unwin, D., (Eds.), *Spatial analytical perspectives on GIS*. Taylor and Francis, London, UK, pp. 87-99.
- Guo, L. J., Moore, J. McM., 1989. Colour enhancement and shadow supresion techniques for TM images. *Proceedings Seventh Thematic Conference on Remote Sensing for Exploration Geology*. Calgary, Canada, pp. 901-915.
- Gupta, R. P., 1991. *Remote Sensing Geology*. Springer-Verlag, Berlin, Germany (356 pp.).

h

- Haining, R., 1990. *Spatial Data Analysis in the Social and Environmental Sciences*. Cambridge University Press, Cambridge, UK (409 pp.).
- Hair, J. F. Jr., Anderson, R. E., Tatham, R. L., Black, W. C., 1999. *Análisis multivariante*, 5ª ed. Prentice Hall, Madrid (799 pp.).

Referencias

Harris, J. R., 1989. Data integration for gold exploration in eastern Nova Scotia using a GIS. *Proceedings of Remote Sensing for Exploration Geology*, Calgary, Alberta, Canada, pp. 233-249.

Harris, J. R., Rencz, A. N., Ballantyne, B., Sheridan, C., 1998. Mapping altered rocks using Landsat TM and lithogeochemical data: Sulphurets-Brucejack Lake District, British Columbia, Canada. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 64(4), 309-322.

Haykin, S., 1994. *Neural Networks, a Comprehensive Foundation*, 1st ed. Macmillan College Publishing Company, New York, USA (696 pp.).

Hernandez, J., De Larouziere, F. D., Bolze, J., Bordet, P., 1987. Le magmatisme néogène bético-rifain et le couloir de décrochement Trans-Alboran. *Bull. Soc. Géol. Fr.*, 8(2), 257-267.

Herring, J. R., 1992. TIGRIS: a data model for an object-oriented Geographic Information System. *Computers & Geosciences*, 18(4), 443-452.

Hewitson, B. C., Crane, R. G., 1994. Precipitation controls in Southern Mexico. In: Hewitson, B. C., Crane, R. G. (Eds.), *Neural nets: Applications in geography*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, Nederland, pp. 121-143.

Higuera, P., Borrero, J., Urbano, R., Ordóñez, J. L., 1992. Geología y prospección geoquímica para oro, en la zona de Lora del Río (Sevilla). *Boletín Geológico y Minero*, 103(2), 291-308.

Hodgson, C. J., 1990. Uses and abuses of ore deposit models in mineral exploration. *Geoscience Canada*, 17(2), 79-89.

Howarth, R. J., 1984. Statistical applications in geochemical prospecting: a survey of recent developments. *Journal of Geochemical Exploration*, 21, 41-61.

Hutchinson, M. F., 1995. Interpolating mean rainfall using thin plate smoothing splines. *International Journal of Geographical Information Systems*, 9(4), 385-403.

i

IAMG (1998) International Association of Mathematical Geology 1998 Scientific Sessions, URL: <http://www.iamg.org>.

Isaaks, E. H., Srivastava, R. M., 1989. *Applied Geostatistics*, Oxford University Press, New York, USA (561 pp.).

Ito, Y., Omatu, S., 1999. Extended LVQ neural network approach to land cover mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(1), 313-317.

Izawa, E., Cunningham, C. G., 1989. Hydrothermal breccia pipes and gold mineralization in the Iwashita ore body, Iwata Deposit, Kyushu, Japan. *Economic Geology*, 84, 715-724.

j

Jankowski, P., 1995. Integrating geographical information systems and multiple criteria decision-making methods. *International Journal of Geographical Information Systems*, 9(3), 251-273.

Jensen, J. R., 1986. *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, USA (379 pp.).

Jiménez Espinosa, R., 1993. Análisis geoestadístico de la distribución espacial de anomalías geoquímicas en exploración minera. Tesis Doctoral (Inédita), Universidad de Granada, España (442 pp.).

Jiménez Espinosa, R., Sousa, A. J., Chica-Olmo, M., 1993. Identification of geochemical anomalies using Principal Component Análisis and Factorial Kriging Análisis. *Journal of Geochemical Exploration*, 46, 245-256.

Jiménez Espinosa, R., Chica-Olmo, M., 1999. Application of geostatistics to identify gold-rich areas in the Finisterre-Fervenza region, NW Spain. *Applied Geochemistry*, 14(1), 133-145.

Johnson, L. B., Johnston. C. A., Pastor, J., 1988. Raster and vector data in ecological research applications. *Proceedings GIS/LIS '88*. San Antonio, USA, pp. 386-394.

Journel, A. G., Huijbregts, C. J., 1978. *Mining Geostatistics*. Academic Press, New York, USA (600 pp.).

k

Kanellopoulos, I., Wilkinson, G. G., 1997. Strategies and best practice for neural network image classification. *International Journal of Remote Sensing* 18(4), 711-725.

Katz, S. S., 1991. Emulating the Prospector Expert System with a raster GIS. *Computers & Geosciences*, 17(7), 1033-1050.

Kiiveri, H. T., 1997. Assessing, representing and transmitting positional uncertainty in maps. *International Journal of Geographical Information Science*, 11(1),33-52.

Kosko, B. 1995. *Fuzzy engineering*. Prentice Hall, New Jersey, USA (528 pp.).

Kruse, F. A., 1999. Visible-infrared sensors and case studies. In: Rencz, A. (Ed.), *Remote Sensing for the Earth Sciences, Manual of Remote Sensing, Vol 3, 3rd ed*. John Wiley & Sons, New York, USA, pp. 567-611.

l

Laurini, R., Thompson, D., 1992. *Fundamentals of spatial information systems*. Academic Press, London, UK (484 pp.).

Lees, B. G., 1996. Neural networks applications in the geosciences: an introduction. *Computers & Geosciences*, 22(9), 955-957.

Leung, Y., Leung, K. S., He, J. Z., 1999. A generic concept-based object-oriented geographical information system. *International Journal of Geographical Information Science*, 13(5), 475-498.

Referencias

Lillesand, T. M., Kiefer, R. W., 1999. Remote sensing and image interpretation, 4th ed. John Wiley & Sons, New York, USA (736 pp.).

Longley, P. A., Goodchild, M. F., Maguire, D. J., Rhind, D. W., (Eds.), 1999. Geographical Information Systems. John Wiley & Sons, New York, USA (1296 pp.).

López Ruiz, J., Rodríguez Badiola, E., 1980. La región volcánica neógena del SE de España. Estudios Geológicos, 36, 5-63.

Loughlin, W. P., 1991. Principal Component Analysis for Alteration Mapping. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 57(9), 1163-1169.

Luo, J., 1990. Statistical mineral prediction without defining a training area. Mathematical Geology, 22(3), 253-260.

m

Maguire, D. J., Goodchild, M. F., Rhind, D. W., (Eds.), 1991. Geographical Information Systems: Principles and Applications, 2 Vols. Longman Scientific & Technical, Essex, UK (1096 pp.).

Martin, R. J., 1987. Some comments on correction techniques for boundary effects and missing value techniques. Geographical Analysis, 19, 273-282.

Martín Algarra, A., 1987. Evolución Geológica Alpina del contacto entre las zonas Internas y las zonas Externas de la Cordillera Bética (Sector Occidental). Tesis Doctoral (Inédita), Universidad de Granada, España (1368 pp.).

Matheron, G., 1963. Principles of geostatistics. Economic Geology, 58, 1246-1266.

Matheron, G., 1970. La Theorie des Variables Regionalisés et leur Estimation. CGMM-ENSMP, Paris, Francia (212 pp.).

McGinnis, D. L., 1994. Predicting snowfall from synoptic circulation: A comparison of linear regression and neural network methodologies. In: Hewitson, B. C., Crane, R. G. (Eds.), Neural nets: Applications in geography. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, Nederland, pp. 79-100.

McNeill, F. M., Thro, E., 1994. Fuzzy Logic: A practical approach. Academic Press, Boston, USA (350 pp.).

Memmi, J. M., Pride, D. E., 1997. The application of Diamond Exploration Geoscientific Information System (DEGIS) technology for integrated diamond exploration in the north-central United States of America. International Journal of Remote Sensing, 18(7), 1439-1464.

Merelo Guervós, J. J., 1997. Redes neuronales artificiales. Comunicación personal.

Montenat, C., Ott D'estevou, P., Masse, P., 1987. Tectonic-sedimentary characters of the Betic Neogene Basins evolving in a crustal transcurrent shear zone (SE Spain). Bull. Centres Rech. Explor.-Prod. elf-Aquitaine, 11, 1-22.

Moon, C. J., 1995. Exploration geochemistry. In: Evans, A. M., (Ed.), Introduction to Mineral Exploration. Blackwell Science, Oxford, UK, pp. 138-160.

Moon, C. J., 1998. How GIS aids more quantitative interpretation of exploration geochemical data: examples from the UK and Kazakhstan. GIG Conference - Geoscience GIS used in anger. Geology Dept., Leicester University, UK. URL: <http://www.bris.ac.uk/Depts/Geol/gig/conf/gisang/moon.htm>.

Moon, C. J., Whateley, M. K. G., 1995a. Reconnaissance Exploration. In: Evans, A. M., (Ed.), Introduction to Mineral Exploration. Blackwell Science, Oxford, UK, pp. 44-62.

Moon, C. J., Whateley, M. K. G., 1995b. From Prospect to Predevelopment. In: Evans, A. M., (Ed.), Introduction to Mineral Exploration. Blackwell Science, Oxford, UK, pp. 63-91.

Moon, W. M., Chung, C. F., An, P., 1991. Representation and integration of geological, geophysical and remote sensing data. *Geoinformatics*, 2(2), 177-182.

Morehouse, S., 1992. The ARC/INFO Geographic Information System. *Computers & Geosciences*, 18(4), 435-441.

n

Narumalani, S., Jensen, J. R., Althausen, J. D., Burkhalter, S., Mackey, H. E. Jr., 1997. Aquatic macrophyte modeling using GIS and logistic multiple regression. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 63(1), 41-49.

o

Openshaw, S., 1991. Developing appropriate spatial analysis methods for GIS. In: Maguire, D. J., Goodchild, M. F., Rhind, D. W., (Eds.), *Geographical Information Systems*. Longman Scientific & Technical, Essex, UK, pp. 389-402.

Openshaw, S., Openshaw, C., 1997. *Artificial Intelligence in Geography*. John Wiley and Sons Ltd, Chichester, UK (329 pp.).

p

Pan, G., Harris, D. P., 1992. Estimating a favorability equation for the integration of geodata and selection of mineral exploration targets. *Mathematical Geology*, 24(2), 177-202.

Pellemans, A. H. J. M., Jordans, R. W. L., Allewijn, R., 1993. Merging Multispectral and Panchromatic SPOT Images with Respect to the Radiometric Properties of the Sensor. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 59(1), 81-87.

Pendock, N., Nedeljkovic, V., 1997. Integrating geophysical data sets using probabilistic methods. *International Journal of Remote Sensing*, 18(7), 1627-1635.

Peters, W. C., 1978. *Exploration and Mining Geology*, John Wiley & Sons, New York, USA (696 pp.).

Petrucelli, J. D., Nandram, B., Chen, M., 1999. *Applied statistics for engineers and scientists*. Prentice Hall, New Jersey, USA (944 pp.).

Referencias

Peuquet, D. J., 1984. A conceptual framework and comparison of spatial data models. *Cartographica*, 21, 66-113.

Philips, D. L., Dolph, J., Marks, D., 1992. A comparison of geostatistical procedures for spatial analysis of precipitation in mountainous terrain. *Agricultural and Forest Meteorology* 58, 119-141.

Platt, J. P., Vissers, R. L. M., 1989. Extensional collapse of thickened continental lithosphere: A working hypothesis for the Alboran Sea and Gibraltar arc. *Geology*, 17, 540-543.

Press, W. H., Flannery, B. P., Teukolsky, S. A., Vetterling, W. T., 1992. *Numerical Recipes in Fortran 77: The Art of Scientific Computing*. Cambridge University Press, Cambridge, UK (963 pp.).

R

Reddy, R. K., Bonham-Carter, G. F., Galley, A. G., 1992. Developing a geographic expert system for regional mapping of Volcanogenic Massive Sulphides (VMS) deposit potential. *Nonrenewable Resources*, 1(2), 112-124.

Reedman, J. H., 1979. *Techniques in Mineral Exploration*. Applied Science Publishers Ltd., London, UK (533 pp.).

Reeve, D., Petch, J., 1999. *GIS, Organisations and People: A Socio-technical Approach*. Taylor and Francis, London, UK (214 pp.).

Rigol, J. P., 1998. *Spatio-temporal Interpolation of Surface Air Temperature Data Using Artificial Neural Networks*, Unpublished MSc Dissertation, University of Edinburgh, UK (83 pp.).

Rigol Sánchez, J. P., Chica Olmo, M., 1997. Comparación de métodos de integración de imágenes Landsat TM y SPOT en exploración minera. En: Casanova, J. L., Sanz Justo, J., (Eds.), *Teledetección: Usos y Aplicaciones* Valladolid. Secretariado de publicaciones e Intercambio Científico, Universidad de Valladolid, pp. 323-329.

Rigol, J. P., Chica-Olmo, M., 1998. Merging Remote Sensing Images for Geological-Environmental Mapping: Application to the Cabo de Gata-Níjar Natural Park, Spain. *Environmental Geology*, 34(2/3), 194-202.

Rigol, J. P., Chica-Olmo, M., *en prensa*. Integration of remote sensing and geological datasets for mineral potential mapping using GIS and artificial neural networks. *International Journal of Remote Sensing*.

Rigol, J. P., Jarvis, C. H., Stuart, N., *In press*. Artificial neural networks as a tool for spatial interpolation. *International Journal of Geographical Information Science*.

Rizzo, D. M., Dougherty, D. E., 1994. Characterisation of aquifer properties using artificial neural networks: Neural Kriging. *Water Resources Research*, 30(2), 483-497.

Robinson, G. M., Gray, D. A. Healey, R. G., Furley, P. A., 1989. Developing a geographical information system (GIS) for agricultural development in Belize, Central America. *Applied Geography*, 9, 81-94.

Rock, N. M. S., 1988. Summary statistics in geochemistry: a study of the performance of robust estimates. *Mathematical Geology*, 20, 243-275.

Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., Williams, R. J., 1986. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323, 533-536.

Rytuba, J. J., Arribas Jr., A., Cunningham, C. G., Podwysoki, M. H., Mckee, E. H., Arribas Sr., A., 1988. Rodalquilar deposits, Spain, first example of caldera-related epithermal gold mineralization in Europe. Part I. Caldera evolutions. *Geological Society of America Abstracts with Program*, 20 (7), A351.

Rytuba, J. J., Arribas Jr., A., Cunningham, C. G., Mckee, E. H., Podwysoki, M. H., Smith, J. G., Kelly, W. C., Arribas, A., 1990. Mineralized and unmineralized calderas in Spain, Part II, evolution of the Rodalquilar caldera complex and associated gold-alunite deposits. *Mineralium Deposita*, 25 (Suppl), 29-35.

S

Sabine, C., 1999. Strategies for mineral exploration. In: Rencz, A. (Ed.), *Remote Sensing for the Earth Sciences, Manual of Remote Sensing, Vol 3, 3rd ed.* John Wiley & Sons, New York, USA, pp. 375-447.

Sabins, F. F., 1996. *Remote Sensing: Principles and interpretation*, W. H. Freeman and Company, New York, USA (432 pp.).

Sänger-von Oepen, P., Friedrich, G., Vogt, J. H., 1989. Fluid evolution, wallrock alteration, and ore mineralization associated with the Rodalquilar epithermal gold-deposit in southeast Spain. *Mineralium Deposita*, 24, 235-243.

Sänger-von Oepen, P., Friedrich, G., Kisters, A., 1990. Comparison between the fluid characteristics of the Rodalquilar and two neighbouring epithermal gold deposits in Spain. *Mineralium Deposita*, 25 (Suppl), 36-41.

Sanz de Galdeano, C., 1983. Los accidentes y fracturas principales de las Cordilleras Béticas. *Estudios Geológicos* 39, 157-165.

Sarle, W. S., 1997. comp.ai.neural-nets News Group Archive, URL: <ftp://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ.html>.

Schowengerdt, R. A., 1983. *Techniques for Image Processing and Clasification in Remote Sensing*. Academic Press, Boston, USA (249 pp.).

Schowengerdt, R. A., 1997. *Remote Sensing: Models and Methods for Image Processing*. Academic Press, Boston, USA (525 pp.).

Shettigara, K. V., 1992. A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution data set. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 58(5), 561-567.

Short, N. M., 1998. *The Remote Sensing Tutorial CDRom*, NASA Central Operation of Resources for Educators, Maryland, USA.

Sinclair, A. J., 1974. Selection of thresholds in geochemical data using probability graphs. *Journal of Geochemical Exploration*, 3, 129-149.

Referencias

Sinclair, A. J., 1991. A fundamental approach to threshold estimation in exploration geochemistry: probability plots revisited. *Journal of Geochemical Exploration*, 41, 1-22.

Singer, D. A., Kouda, R., 1996. Application of a feedforward neural network in the search for Kuroko deposits in the Hokuroku district, Japan. *Mathematical Geology*, 28(8), 1017-1023.

SNNS, 1995. Stuttgart Neural Network Simulator software user manual, University of Stuttgart, Germany, URL: <http://www.informatik.uni-tuebingen.de/SNNSinfo/UserManual/UserManual.html>.

Stanley, C. R., Sinclair, A. J., 1987. Anomaly recognition for multi-element geochemical data – a background characterization approach. *Journal of Geochemical Exploration*, 29, 333-353.

Star, J., Estes, J., 1990. *Geographic Information Systems: An Introduction*. Prentice Hall, New Jersey, USA (303 pp.).

Stoffregen, R. E., 1987. Genesis of acid-sulfate alteration and Au-Cu-Ag mineralization at Summitville, Colorado. *Economic Geology*, 82, 1575-1591.

Sui, D. Z., 1992. An initial investigation of integrating neural networks with GIS for spatial decision making. *Proceedings GIS/LIS*. San Jose, California, pp. 727-736.

Swan, A. R. H., Sandilands, M., 1995. *Intruction to Geological Data Analysis*. Blackwell Science, Oxford, UK (446 pp.).

t

Tobler, W., 1979. Cellular geography. In: Gale, S., Olsson, G., *Phylosophy in Geography*. Reidel, Dordrecht, pp. 379-386.

Tomlin, C. D., 1990. *Geographic Information Systems and Cartographic Modelling*. Prentice Hall, New Jersey, USA (249 pp.).

Tomlin, C. D., 1991. Cartographic modelling. In: Maguire, D. J., Goodchild, M. F., Rhind, D. W., (Eds.), *Geographical Information Systems*. Longman Scientific & Technical, Essex, UK, pp. 361-374.

Tukey, J. W., 1977. *Exploratory data analysis*. Addison-Wesley, Reading, Massachussets, USA (506 pp.).

u

Unwin, D. J., 1981. *Introductory spatial análisis*. Methuen, London, UK (212 pp.).

v

Venkataraman, G., Madhavan, B. B., Ratha, D. S., Banglani, S., 1997. Integration of geological and geophysical data for the identification of sulphide mineralized zones in Rajpura-Dariba Belt, Rajasthan, India. *International Journal of Remote Sensing*, 18(6), 1221-1232.

Vissers, R. L. M., Platt, J. P., Van der Wal, D., 1995. Late orogenic extension of the Betic Cordillera and Alboran Domain: A lithospheric view. *Tectonics*, 14(4), 786-803.

Vives Ruiz de Lope, E., 1995. Realce de Imágenes Digitales de Teledetección: Aplicación a la fotointerpretación de rasgos geológicos y geomorfológicos en zonas áridas, Tesis Doctoral (Inédita), Universidad de Granada, España (366 pp.).

Vrabel, J., 1996. Multispectral Imagery Band Sharpening Study, *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 62(9), 1075-1083.

W

Wackernagel, H., Sanguinetti, H., 1993. Gold prospecting with factorial cokriging in the Limousin, France. In: Davis, J. C., Herzfeld, U. C., (Eds.), *Computers in Geology - 25 Years of Progress*. Oxford University Press, New York, USA, pp. 33-43.

Wald, L., Ranchin, T., Mangolini, M., 1997. Fusion of satellite images of different spatial resolutions: assessing the quality of resulting images. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63(6), 691-699.

Wang, F., 1992. Incorporating a neural network into GIS for agricultural land suitability analysis. *Proceedings GIS/LIS*. San Jose, California, pp. 804-815.

Wang, F., 1994. The use of artificial neural networks in a geographical information system for agricultural land-suitability assessment. *Environment and Planning*, 26(2), 265-284.

Weijermars, R., 1985. Uplift and subsidence history of the Alboran Basin and a profile of the Alboran Diapir (W-Mediterranean). *Geologie en Mijnbouw*, 64, 349-356.

Whateley, M. K. G., 1995. Remote Sensing and Photogeology. In: Evans, A. M., (Ed.), *Introduction to Mineral Exploration*. Blackwell Science, Oxford, pp. 92-112.

Worboys, M. F., 1995. *GIS: A Computing Perspective*. Taylor & Fancis, London (376 pp.).

Worboys, M. F., Mason, K. T., Dawson, B. R. P., 1993. The object-based paradigm for a geographical database system: modelling, design and implementation issues. In: Mather, P. M., (Ed.), *Geographical information handling - Research and Applications*. John Wiley & Sons, Chichester, UK, pp. 91-102.

Y

Yang, G., Collins, M. J., Gong, P., 1998. Multisource data selection for lithologic classification with artificial neural networks. *International Journal of Remote Sensing*, 19(18), 3675-3680.

Yang, H., Van Der Meer, F., Bakker, W., Tan, Z. J., 1999. A back-propagation neural network for mineralogical mapping from AVIRIS data. *International Journal of Remote Sensing*, 20(1), 97-110.

Yeung, A. K., 1998. Data Organization and Structure, NCGIA Core Curriculum in GIScience, <http://www.ncgia.ucsb.edu/giscc/units/u051/u051.html>.

Referencias

Yocky, D. A., 1996. Multiresolution Wavelet Decomposition Image Merger of Landsat Thematic Mapper and SPOT Panchromatic Data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 62(9), 1067-1074.

Z

Zadeh, L. A., 1965. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338-353.

Zeck, H. P., 1996. Betic-Rif orogeny: subduction of Mesozoic Tethys lithosphere under eastward drifting Iberia, slab detachment shortly before 22 Ma, and subsequent uplift and extensional tectonics. *Tectonophysics*, 254, 1-16.

Zhou, J., Civco, D. L., 1996. Using genetic learning neural networks for spatial decision making in GIS. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 62(11), 1287-1295.

