

**MODELOS DE PREDICCIÓN DE LAS  
COMUNIDADES DE MACROINVERTEBRADOS  
ACUÁTICOS EN RÍOS MEDITERRÁNEOS IBÉRICOS**

---

**MEDPACS**

**MEDITERRANEAN PREDICTION AND CLASSIFICATION SYSTEM**



**UNIVERSIDAD DE GRANADA  
DEPARTAMENTO DE BIOLOGÍA ANIMAL**

*José Manuel Poquet Moreno*

**TESIS DOCTORAL  
Granada 2007**









**UNIVERSIDAD DE GRANADA**  
**DEPARTAMENTO DE BIOLOGÍA ANIMAL**



**MODELOS DE PREDICCIÓN DE LAS**  
**COMUNIDADES DE MACROINVERTEBRADOS**  
**ACUÁTICOS EN RÍOS MEDITERRÁNEOS**  
**IBÉRICOS**

**MEDPACS**  
**MEDITERRANEAN PREDICTION AND**  
**CLASSIFICATION SYSTEM**

Tesis Doctoral  
**José Manuel Poquet Moreno**  
**Granada 2007**



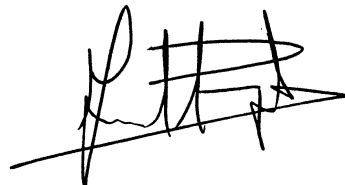
**MODELOS DE PREDICCIÓN DE LAS  
COMUNIDADES DE MACROINVERTEBRADOS  
ACUÁTICOS EN RÍOS MEDITERRÁNEOS  
IBÉRICOS**

**MEDPACS  
MEDITERRANEAN PREDICTION AND  
CLASSIFICATION SYSTEM**

**Memoria que el Licenciado José Manuel Poquet Moreno  
presenta para aspirar al Grado de Doctor por la Universidad de  
Granada**

**Esta memoria ha sido realizada bajo la dirección de:  
Prof. Dr. Javier Alba Tercedor**

**Ldo. José Manuel Poquet Moreno  
Aspirante al Grado de Doctor**



**Granada, a 24 de octubre de 2007**



**Javier Alba Tercedor**, Catedrático de Zoología de la Universidad de Granada. En calidad de director del presente trabajo de investigación

**INFORMA:**

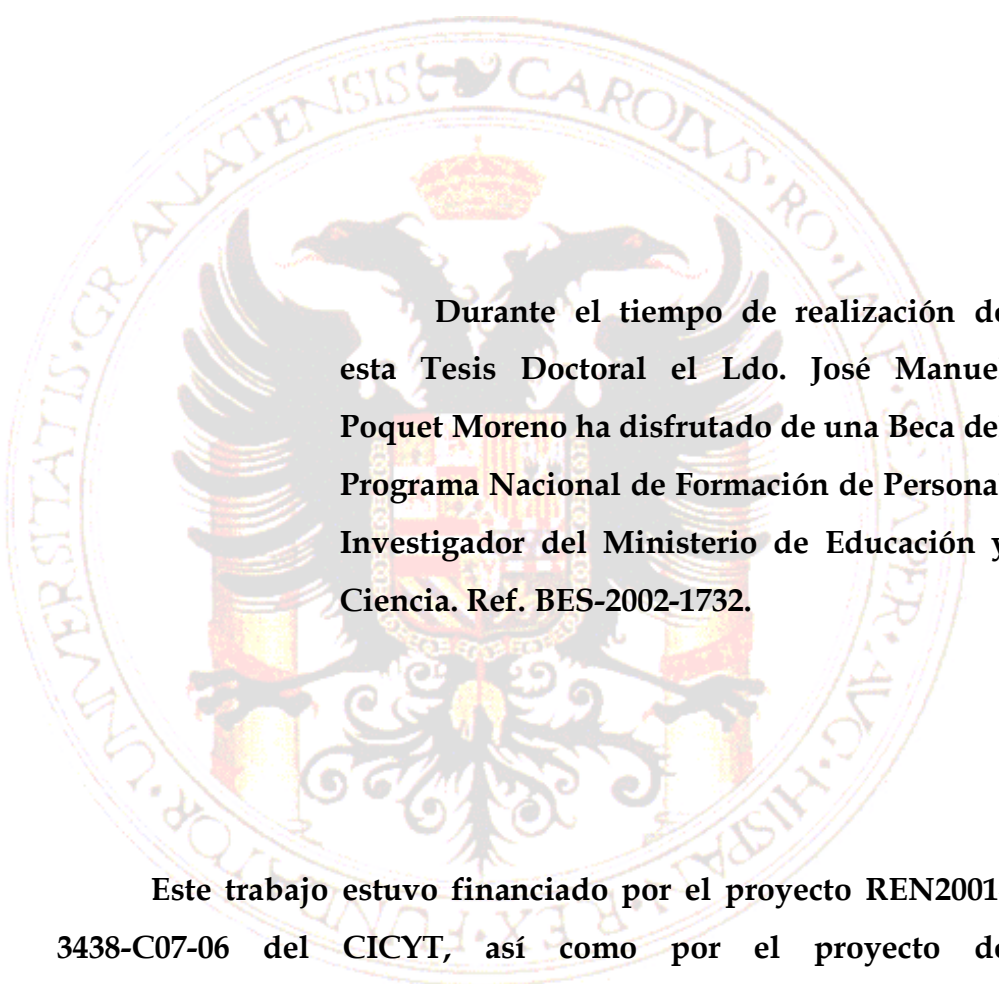
**Que los trabajos de investigación desarrollados en la Memoria de Tesis Doctoral: “Modelos de Predicción de las Comunidades de Macroinvertebrados Acuáticos en Ríos Mediterráneos Ibéricos – MEDPACS (MEDiterranean Prediction And Classification System)”**, son aptos para ser presentados por el Ldo. **José Manuel Poquet Moreno** ante el Tribunal que en su día se designe, para aspirar al Grado de Doctor por la Universidad de Granada.

Y para que así conste, en cumplimiento de las disposiciones vigentes, firmo el presente documento, en Granada a 24 de octubre de 2007.

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'J. Alba', with a long horizontal stroke extending to the right.





The seal of the University of Granada is a circular emblem. It features a central shield with a crown on top, flanked by two lions. The shield is supported by two columns. The entire emblem is surrounded by a circular border containing the Latin text 'UNIVERSITATIS GRANATENSIS CAROLVS RO' and 'ALG. HISPANORVM'.

**Durante el tiempo de realización de esta Tesis Doctoral el Ldo. José Manuel Poquet Moreno ha disfrutado de una Beca del Programa Nacional de Formación de Personal Investigador del Ministerio de Educación y Ciencia. Ref. BES-2002-1732.**

**Este trabajo estuvo financiado por el proyecto REN2001-3438-C07-06 del CICYT, así como por el proyecto de investigación europeo EUROLIMPACS (GOCE-CT-2003-505540).**

**La investigación presentada en esta Tesis Doctoral se ha realizado en el Departamento de Biología Animal de la Universidad de Granada.**



*A mi familia:  
Pepe, M<sup>a</sup> del Carmen,  
Salva, Ximo, Andrés,  
Joaquín, María,  
Gehisa, Noelia*



## INDICE GENERAL

<b>1.- Agradecimientos</b> .....	1
<b>2.- Resumen</b> .....	7
<b>3.- Introducción General</b> .....	13
3.1.- Las políticas de aguas en Europa y los ecosistemas acuáticos.....	15
3.2.- La evaluación biológica de los ecosistemas acuáticos.....	17
3.3.- La evaluación biológica en España .....	20
<b>4.- Objetivos y estructura de la tesis</b> .....	23
<b>5.- Material y Métodos</b> .....	29
5.1.- Área de estudio .....	31
5.2.- Selección del conjunto de referencia .....	34
5.3.- Protocolo de muestreo y recogida de datos .....	35
5.4.- Desarrollo de un modelo de predicción. Modelo combinado (primavera, verano y otoño).....	39
5.4.1.- <i>Análisis multivariantes para el desarrollo de modelos de predicción</i> .....	42
5.4.2.- <i>Medidas de funcionamiento general de los modelos de predicción</i> .....	49
5.4.3.- <i>Evaluación de los valores Observados y Esperados finales. Cálculo para los                 índices bióticos IBMWP-LASPT</i> .....	53
5.5.- ¿Datos cualitativos o semi-cuantitativos? La mejor elección para el desarrollo de modelos de predicción estacionales. Modelo de primavera.....	55
5.6.- Efecto de la variación ambiental interanual del clima mediterráneo sobre las evaluaciones de un modelo de predicción. Modelo de otoño .....	58
5.7.- Los niveles del estado ecológico, selección de criterios para determinar el estado ecológico final en la aproximación MEDPACS .....	61
<b>6.- Resultados</b> .....	69
6.1.- Desarrollo de un modelo de predicción. Modelo combinado (primavera, verano y otoño).....	71
6.1.1.- <i>Las clasificaciones biológicas</i> .....	72
6.1.2.- <i>Selección de los mejores modelos discriminantes</i> .....	74
6.1.3.- <i>Caracterización de los lugares de referencia</i> .....	78

6.1.4.- <i>Valores Observados, Esperados y cocientes O/E</i> .....	80
6.2.- ¿Datos cualitativos o semi-cuantitativos? La mejor elección para el desarrollo de modelos de predicción estacionales. Modelo de primavera.....	84
6.2.1.- <i>Las clasificaciones biológicas</i> .....	85
6.2.2.- <i>La selección de los mejores modelos para los distintos tipos de datos</i> .....	87
6.2.3.- <i>Caracterización de la clasificaciones biológicas seleccionadas</i> .....	90
6.2.4.- <i>El funcionamiento de los modelos y su cercanía al modelo ideal teórico</i> .....	99
6.3.- Efecto de la variación ambiental interanual del clima mediterráneo sobre las evaluaciones de un modelo de predicción. Modelo de otoño .....	102
6.3.1.- <i>El modelo de predicción de otoño</i> .....	103
6.3.2.- <i>Análisis de la variación ambiental interanual</i> .....	111
6.4.- Los niveles del estado ecológico, selección de criterios para determinar el estado ecológico final en la aproximación MEDPACS .....	114
6.4.1.- <i>Los gradientes de presión general</i> .....	115
6.4.2.- <i>Los valores O/E vs. los gradientes de presión</i> .....	117
6.4.3.- <i>Los niveles del estado ecológico</i> .....	119
6.4.4.- <i>Los criterios de combinación</i> .....	121
<b>7.- Discusión General</b> .....	123
7.1.- Los modelos de predicción de los ríos mediterráneos ibéricos.....	125
7.2.- La naturaleza de los datos en los modelos de predicción estacionales .....	136
7.3.- La variación ambiental en los modelos de predicción mediterráneos.....	140
7.4.- Los modelos de predicción en el seno de la Directiva Marco del Agua....	144
7.5.- Perspectivas de futuro.....	149
<b>8.- Conclusiones</b> .....	153
<b>9.- Bibliografía</b> .....	159
<b>10.- Anexos</b> .....	187
Apéndice I. Localización de los 162 puntos de referencia potenciales, pertenecientes a las 35 cuencas hidrográficas estudiadas durante la segunda fase del proyecto GUADALMED .....	189



Apéndice II. Variables ambientales de la base de datos DERIMED registradas a distintas escalas espaciales durante la segunda fase del proyecto GUADALMED.....	193
Apéndice III. Listado de familias de macroinvertebrados presentes en el conjunto de referencia para el desarrollo de los modelos de predicción dentro del sistema MEDPACS. ....	197
Apéndice IV. Mapas del estado ecológico (criterio de combinación EE-3) del arco mediterráneo de la Península Ibérica según los modelos de predicción del sistema MEDPACS.....	200
Apéndice V. Límites del estado ecológico establecidos para los tres indicadores ecológicos en cada modelo de predicción. Valores O/E para cada lugar utilizado en el desarrollo de los gradientes de presión, así como el estado ecológico en base al criterio de combinación seleccionado .....	203



## INDICE DE FIGURAS Y TABLAS

### FIGURAS

Figura 5.1. Distribución del clima en la cuenca occidental del Mar Mediterráneo.....	32
Figura 5.2. Distribución de los 162 lugares muestreados en la segunda fase del proyecto GUADALMED.....	33
Figura 5.3. Resumen de los distintos pasos del protocolo de muestreo de macroinvertebrados.....	38
Figura 5.4. Ejemplo de funcionamiento del análisis discriminante múltiple....	44
Figura 5.5. Ejemplo de un espacio multidimensional derivado de un análisis discriminante múltiple.....	47
Figura 5.6. Pasos a seguir para el establecimiento de los niveles del estado ecológico, en los casos en los que no se de una relación lineal entre el indicador ecológico y el gradiente de presión (basado en Munné y Prat 2006) .....	62
Figura 6.1. Localización de los 122 lugares de referencia utilizados en el desarrollo del modelo de predicción combinado .....	72
Figura 6.2. Clasificación de los 98 lugares de referencia de los ríos mediterráneos ibéricos (conjunto de calibración) para el modelo combinado .....	73
Figura 6.3. Ordenación de las comunidades de referencia del conjunto de calibración del modelo combinado en el espacio bi-dimensional del análisis NMDS.....	74
Figura 6.4. Porcentaje de lugares de calibración clasificados correctamente y valores RMSE (O/E) para el conjunto de calibración y validación del modelo combinado .....	76
Figura 6.5. Diagramas de cajas de las variables ambientales más comunes entre los cinco modelos discriminantes del modelo combinado .....	79

Figura 6.6. Nube de puntos de los valores observados y esperados del número de familias de macroinvertebrados (NFAM), y los dos índices bióticos, IBMWP-IASPT del modelo combinado .....	83
Figura 6.7. Localización de los 123 lugares de referencia utilizados para el desarrollo de los modelos de predicción de primavera.....	84
Figura 6.8. Clasificación de los 98 lugares de los conjuntos de calibración para cada uno de los tipos de datos evaluados en el modelo de primavera.....	85
Figura 6.9. Valores RMSE (O/E) medios de los cinco mejores modelos discriminantes para cada orden de modelo y clasificación biológica, generados con cada tipo de datos de primavera .....	87
Figura 6.10. Diagramas de cajas de las variables ambientales más comunes entre los cinco modelos discriminantes generados a partir de los datos de presencias-ausencias de primavera.....	92
Figura 6.11. Diagramas de cajas de las variables ambientales más comunes entre los cinco modelos discriminantes generados a partir de los datos de categorías de abundancia de primavera.....	93
Figura 6.12. Nube de puntos de los valores observados y esperados del número de familias de macroinvertebrados (NFAM), y los índices bióticos IBMWP-IASPT para los modelos de presencias-ausencias y categorías de abundancia .....	100
Figura 6.13. Localización de los 120 lugares de referencia utilizados para el desarrollo del modelo de predicción de otoño .....	102
Figura 6.14. Clasificación de los 98 lugares de referencia del conjunto de calibración para el desarrollo del modelo de predicción de otoño .....	104
Figura 6.15. Valores RMSE (O/E) medios para el conjunto de calibración y de validación de las distintas clasificaciones para el modelo de otoño	105
Figura 6.16. Diagramas de cajas de las variables ambientales más comunes entre los cinco modelos discriminantes seleccionados para el modelo de predicción de otoño .....	107

Figura 6.17. Nube de puntos de los valores observados y esperados del número de familias de macroinvertebrados (NFAM) y los índices bióticos IBMWP-IASPT para el modelo de otoño.....	110
Figura 6.18. Diagrama de cajas de las estimas de caudal de los 22 lugares de referencia para los otoños de 2003, 2004 y 2005.....	113
Figura 6.19. Proyección en el plano de los dos primeros ejes de los PCAs, de las variables de perturbación utilizadas para obtener los gradientes de presión general.....	117
Figura 6.20. Divisiones de los gradientes O/E de cada indicador ecológico (NFAM, IBMWP-IASPT) en cada modelo de predicción.....	119

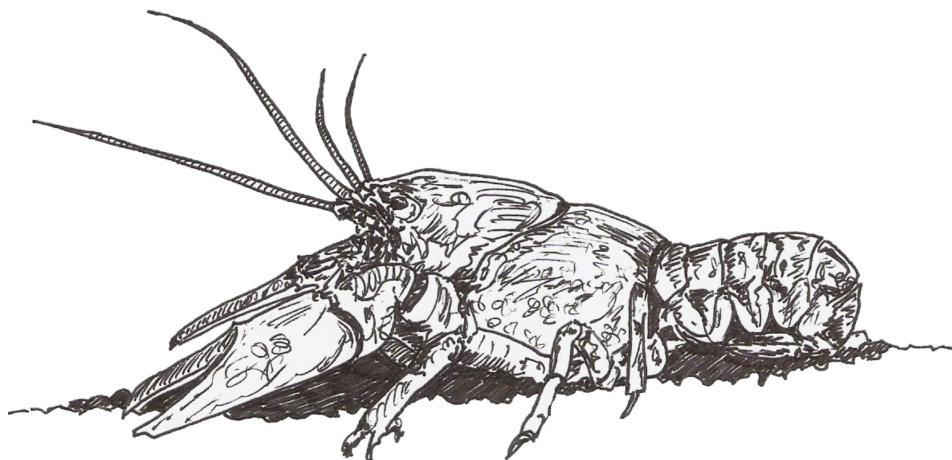
## TABLAS

Tabla 5.1. Variables ambientales seleccionadas de la base de datos DERIMED para el desarrollo de los modelos de predicción.....	41
Tabla 5.2. Variables ambientales de perturbación de la base de datos DERIMED.....	65
Tabla 5.3. Descripción de los criterios de combinación propuestos para determinar el estado ecológico .....	68
Tabla 6.1. Comparación de cada uno de los criterios de referencia para los conjuntos de referencia y no referencia .....	71
Tabla 6.2. Variables ambientales predictoras de los cinco mejores modelos discriminantes seleccionados para el modelo de predicción combinado.	78
Tabla 6.3. Resultados del análisis INDVAL. Familias de macroinvertebrados significativamente indicadoras para cada uno de los cinco grupos biológicos obtenidos en el modelo de predicción combinado .....	81
Tabla 6.4. Variables ambientales predictoras de los cinco mejores modelos discriminantes seleccionados para los modelos de primavera generados con datos de presencias-ausencias y categorías de abundancia .....	91

Tabla 6.5. Resultados del análisis INDVAL. Familias de macroinvertebrados significativamente indicadoras para cada uno de los siete grupos biológicos obtenidos con los datos de presencias-ausencias en el modelo de predicción de primavera. ....	96
Tabla 6.6. Resultados del análisis INDVAL. Familias de macroinvertebrados significativamente indicadoras para cada uno de los siete grupos biológicos obtenidos con datos de categorías de abundancia en el modelo de predicción de primavera.....	97
Tabla 6.7. Variables ambientales predictoras de los cinco mejores modelos discriminantes seleccionados para el modelo de predicción de otoño...	106
Tabla 6.8. Resultados del análisis INDVAL. Familias de macroinvertebrados significativamente indicadoras para cada uno de los ocho grupos biológicos obtenidos en el modelo de predicción de otoño.....	109
Tabla 6.9. Resultados del ANOVA de medidas repetidas para los 22 lugares de referencia muestreados en 2003, 2004 y 2005.....	112
Tabla 6.10. Asimetría de las variables ambientales pre-seleccionadas para cada uno de los tres conjuntos de datos.....	115
Tabla 6.11. Valores BIC ( <i>Bayesian Information Criterion</i> ) para los modelos de regresión lineales y polinomiales entre los valores O/E de los tres indicadores ecológicos y los gradientes de presión general.....	117
Tabla 6.12. Porcentaje de lugares de referencia y no referencia evaluados dentro de los niveles superiores e inferiores del estado ecológico .....	122



# 1.- AGRADECIMIENTOS





9 de septiembre de 2007

Hoy hace 5 años que llegué a esta ciudad, y tal vez sea por eso, o porque estos días empieza a vislumbrarse el final del doctorado, que creo que es un buen momento para recapitular y echar la vista atrás por un instante.

Poco queda ya de aquél José M. que llegó a Granada desde Valencia, después de ocho horas y media de viaje en tren, habiendo dormido no más de dos horas, y hecho un manojo de nervios. Ahora cada vez que pienso en él, se me hace difícil reconocerlo. Durante estos cinco años, esta aventura granadina ha supuesto un cúmulo de experiencias, tanto desde un punto de vista académico, como de lo que creo que es mucho más importante, desde un punto de vista personal.

No creo que sea capaz de enumerar la cantidad de cosas que me han sucedido durante este tiempo, ni como han dejado su huella en mí. Sin embargo lo que sí que puedo, es agradecersele a sus artífices, que de una manera u otra han conseguido hacer que hoy sea como soy y esté donde estoy. Sin su ayuda, apoyo o comprensión jamás habría llegado a finalizar el trabajo de estos años, mi tesis doctoral.

Nunca olvidaré el día que en Valencia, en el laboratorio de microscopía del departamento, Toni Camacho entró y dijo –José M, tienes a Javier Alba Tercedor al teléfono-. Aquella llamada supuso el desencadenante de muchas de las cosas que me han sucedido durante estos años. Desde el primer instante, como mi director de tesis, Javier ha confiado en mí para llevar a cabo este proyecto, potenciándome y animándome en los momentos difíciles, y entusiasmándose con cada buen resultado, lo que ha significado mucho para mí. Por ello, no puedo dejar de darle las gracias por todo lo que me ha enseñado, así como por la cantidad de oportunidades que ha puesto a

mi alcance, y sobretodo por la relación de amistad que nos une. Espero que pronto podamos embarcarnos en nuevos proyectos juntos.

Por muy tópico que suene, y aunque en la portada de esta tesis solamente figure mi nombre, nunca habría sido posible finalizar este trabajo sin la colaboración, comentarios, discusiones y sugerencias de un elevado número de personas, las cuales no quiero dejar de nombrar. Empezando por la gran familia que han sido los compañeros del proyecto GUADALMED: Narcís, el propio Javier, María, Maruxa, Núria, Toni, Santi, Ana, Carmen, Manolo, Chary, Careli, M<sup>a</sup> Luisa, y sobretodo María del Mar y Tura, compañeras, doctorandas-sufridoras y amigas. Sin el trabajo y dedicación de todos ellos esto nunca habría sido posible. Así como tampoco habría sido posible sin la ayuda de “los hidraénidos” (Pablo, Julio y José), que me enseñaron mucho sobre los macroinvertebrados, así como a comer en los mejores sitios a lo largo de toda la provincia, entre punto y punto de muestreo. Gracias a Tomas Derka que me ayudó en los muestreos de campo y que compartió conmigo la experiencia de estar con el barro hasta el cuello (literalmente) en la Sierra de Castril. Gracias a Emilio, guarda forestal y amigo, que siempre estuvo dispuesto a llevarnos allí donde la furgoneta no era capaz de subirnos, al río Torrente.

Gracias a Carmen Zamora por cuidar de mi desde el primer día que llegué a esta ciudad, aconsejando y escuchando, tanto a nivel profesional como personal, sobretodo en los momentos difíciles. Igual que Núria Bonada que me ha animado y apoyado, ayudándome a creer un poquito más en mí. Gracias a Adela (mi musa científica) por motivarme haciendo que las cosas no pareciesen tan graves en los momentos difíciles, por haber soportado todas mis dudas y preguntas de estadística, y por todos sus consejos y sugerencias en esta etapa final de la tesis.

Gracias a los compañeros del departamento: Alberto, Paco, Juanga, Manolo Martín Vivaldi, Luís, Plegue, Felipe, Paqui, etc. que siempre estuvieron dispuestos a ayudar ante cualquier duda, ya fuese sobre ciencia, docencia, o para dar ánimos, esto último no menos importante, ya que a lo largo de una tesis doctoral son muchos los momentos en los que a uno le hacen mucha falta. Gracias a todos los que mostraron interés en algún momento por mi trabajo y pusieron su granito de arena Juan Soler, Jorge Castro, Roca, etc. Un recuerdo especial tengo para Amelia, que siempre me dedicó una sonrisa cada vez que nos cruzamos en el pasillo y que por desgracia ya no esta con nosotros. Gracias a José Antonio y Manolo Martín, secretario y técnico del departamento que me ayudaron con los trámites burocráticos y logísticos. Gracias a todos los amigos que he hecho durante mis estancias en el extranjero, en Inglaterra (Mike Furse, Ralph Clarke, Nick kneebone, Martin Neale), en Australia (Richard Norris, Cate Lemman, Simon Linke, Sue Nichols), y en Canadá (Bob Bailey, John Bailey, Michelle Marcus, Adam Yates). Amigos que me enseñaron mucho de lo que se hoy día sobre modelos de predicción de macroinvertebrados, y que me acogieron y me hicieron sentir como en casa a pesar de estar a miles de kilómetros. Gracias a mis compañeros de laboratorio; Manolo Tierno (ahora ya emigrado a su propio despacho) y Manu, por hacer fácil la convivencia en el laboratorio y porque siempre han tenido un momento para cualquier duda, planteamiento o consulta que me surgiese. Gracias a la *troupe* interdepartamental (Biología Animal-Ecología) y afines: Alex, Rocío, Xavier, Maribel, Pepelu, Irene, Nacho, Asier, Matías, Belén, Paqui, Marisa, Jesús, Merche, María, Cristina, Liesbeth, Andrés Porrás, Jesús Notario, etc. amigos, compañeros de sufrimientos, y la mayoría de cervezas y de cacharros. Como también lo han sido Raúl González, José L. Mesa, Miguel Aguilar, José L. Zurita, Alfonso Ponce, Raúl Bueno, Nicolas Rodríguez, amigos que han

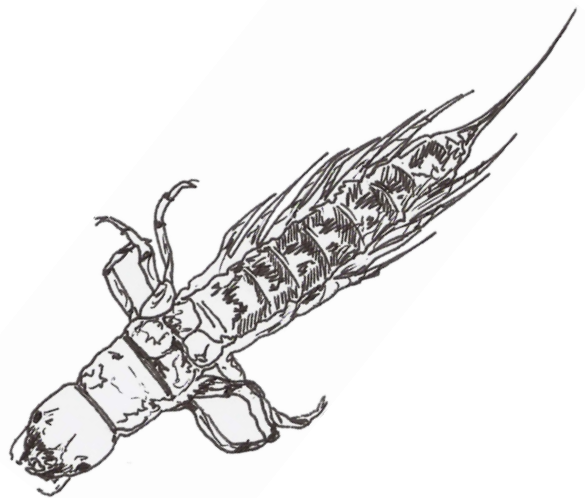
conseguido que me olvidase a ratos del mundo universitario y de esta montaña rusa anímica que es el escribir la tesis doctoral. Gracias a Virginia y a Lola, por haberme enseñado cosas que jamás pensé que llegaría a aprender. Gracias a Juan y Paco, mis padrinos científicos que me iniciaron en esto de la investigación y que desde Valencia, no me han quitado ojo de encima. Gracias a Kike, porque durante estos años ha estado ahí, para celebrar los buenos momentos y aguantar en los malos, por haber sido “el compañero de tesis”, haberse convertido en uno de los mejores amigos y no haber dejado de decirme verdades por muy poco agradables que fuesen de decir. Gracias a David, por su apoyo y su amistad absoluta, para la que no tengo calificativos, y por hacer más fácil la lejanía de casa, trayéndome con cada una de sus visitas (¡que no han sido pocas...!) un pedacito de Valencia.

Por último, no me queda más que agradecerle a mi familia, a quienes dedico el resultado de todos estos años de esfuerzo, todos los sacrificios que han hecho por mí a lo largo de estos treinta años de mi vida, toda su ayuda, y todo su apoyo y amor incondicional, que sin ningún lugar a dudas es mi bien máspreciado.

¡¡¡Muchas gracias a todos, de corazón!!!



## 2.- RESUMEN





La Comisión Europea reconoce con la publicación de la Directiva Marco del Agua (DMA), la necesidad de establecer una herramienta legislativa general que proporcione un marco de política de aguas sostenible.

Este marco legislativo reconoce la importancia de los ecosistemas acuáticos como sistemas que necesitan de la protección y conservación del ser humano.

La DMA establece una visión holística a través de una aproximación integrada de los distintos componentes clave de los hábitats acuáticos. Elementos tanto biológicos (la flora acuática, la fauna de macroinvertebrados acuáticos y la fauna ictiológica) como físico-químicos o hidromorfológicos, que evaluados como desviación respecto de unas condiciones de referencia, establezcan las distintas categorías del “estado ecológico” (Muy Bueno, Bueno, Moderado, Deficiente y Malo).

En la actualidad, existen distintos sistemas de evaluación biológica de los ecosistemas acuáticos. No obstante, empieza a tener gran repercusión el desarrollo de modelos de predicción para las comunidades de macroinvertebrados. Capaces de obtener la probabilidad de captura de cada uno de los taxones que conforman una comunidad a partir un conjunto reducido de variables ambientales. Esta metodología desarrollada en un principio en Gran Bretaña (RIVPACS) a finales de la década de los setenta, ha sido pionera en este campo, y ha experimentado una considerable evolución a lo largo de los años, dando lugar a un considerable número de sistemas de predicción alrededor del mundo (AUSRIVAS, BEAST, SWEPAC<sub>SRI</sub>, PERLA).

En España, la evaluación biológica viene realizandose desde las tres últimas décadas mediante el uso de índices biológicos, pero sin un marcado protagonismo. Es gracias al impulso generado por las exigencias de la DMA

cuando las administraciones los han adoptado y los incluyen en los programas de vigilancia.

Dentro del seno del proyecto GUADALMED, en la presente tesis doctoral se aborda el desarrollo de un sistema de predicción para las comunidades de macroinvertebrados acuáticos de los ríos mediterráneos ibéricos, denominado MEDPACS (*MEDiterranean Prediction And Classification System*). Este sistema de predicción, adaptado a las características del clima mediterráneo presente en la Península Ibérica, se concibe como la base para el desarrollo de un sistema de predicción a nivel nacional. Para ello tiene en cuenta aspectos tales como: la temporalidad del caudal presente en los ríos mediterráneos (debida a la heterogeneidad en los regímenes de temperatura y precipitaciones), que tipo de datos biológicos son la mejor opción en cuanto al desarrollo de modelos de predicción para el área de estudio, o el posible efecto de la variación ambiental interanual del clima mediterráneo sobre las evaluaciones llevadas a cabo por estas metodologías.

El área de estudio para el desarrollo del sistema de predicción MEDPACS abarca aproximadamente 84400 km<sup>2</sup>, comprometiendo 135 cursos de agua (pertenecientes a 35 cuencas hidrográficas) distribuidos a lo largo del arco mediterráneo de la Península Ibérica.

Los modelos de predicción desarrollados, tanto estacionales como basados en la combinación de distintas estaciones del año, se encontraron cerca del modelo ideal teórico, siendo capaces de evaluar lugares independientes, y proporcionando evaluaciones del estado ecológico sensibles a las perturbaciones presentes en el área de estudio, reflejándose en los tres indicadores ecológicos estudiados (el número de familias de macroinvertebrados y los índices bióticos IBMWP e IASPT).

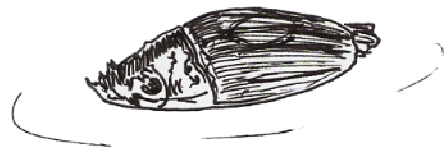
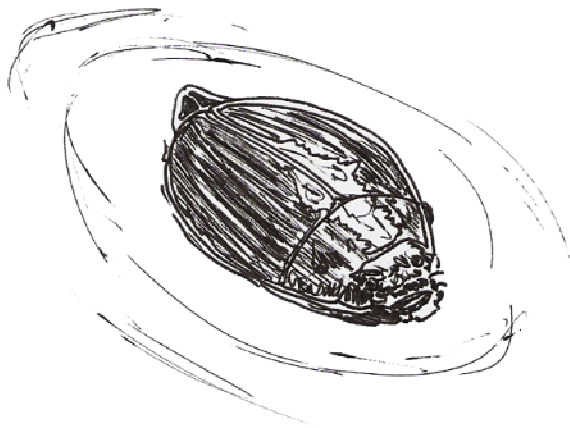
Frente a la necesidad, dentro del marco de la DMA, de evaluar tanto la composición como la abundancia de los taxones que conforman los

distintos elementos de calidad, (ya sea la flora acuática, la fauna bentónica de macroinvertebrados o la fauna ictiológica), en la aproximación MEDPACS, los modelos de predicción desarrollados a partir de datos semi-cuantitativos, incluyeron ambos tipos de información. No obstante, los resultados obtenidos en cuanto al funcionamiento general de los modelos, demostraron que el uso de datos semi-cuantitativos en el desarrollo de los modelos, no proporcionó una mejora en la evaluación del estado ecológico respecto del uso de datos cualitativos. Lo que supone una ventaja en términos de relación coste-efectividad. A su vez, el estudio del efecto de la variación ambiental interanual reveló que los lugares evaluados mediante los modelos de predicción pueden fluctuar a lo largo del tiempo, pero sin una tendencia sólida que implique un sesgo sistemático en las evaluaciones del estado ecológico a través de los años.

Estos resultados revelan como el desarrollo de un sistema de predicción de las comunidades de macroinvertebrados acuáticos, que tenga en cuenta las características propias del clima mediterráneo presente en la Península Ibérica, es completamente factible. A su vez, estos resultados establecen las bases para el desarrollo de una herramienta de evaluación del estado ecológico a nivel nacional, siguiendo las directrices establecidas por la DMA.



### 3.- INTRODUCCIÓN GENERAL







### 3.1.- Las políticas de aguas en Europa y los ecosistemas acuáticos

A lo largo de la historia, la utilización y manejo de los recursos hídricos ha sido una constante dentro de todas las sociedades humanas. Dado su carácter de primera necesidad, gestionar, almacenar o transportar el agua, ha provocado que desde antaño se estableciesen sistemas de regulación, así como políticas para su uso y control. Probablemente uno de los ejemplos más antiguos en Europa, tanto en regulación como en política de aguas, sea el sistema de regadío establecido por los musulmanes en la Vega de Valencia, así como su órgano judicial, el *Tribunal de les Aigües*.

Destinado a regular las disputas entre los regantes de la Vega de Valencia (hurto de suministro de agua, rotura de canales, alteración de turnos, riegos sin solicitud, etc.), el *Tribunal de les Aigües*, cuyo origen se estima alrededor del año 960 (Giménez-Casalduero y Parlem-Viqueira 2007) sigue vigente en la actualidad, y está reconocido por la legislación española, ya sea en la Constitución de 1978, en la ley orgánica de Aguas 29/1985 (Boletín Oficial del Estado 1985), o en el estatuto de autonomía de la Comunidad Valenciana (Boletín Oficial del Estado 2006).

En Europa, existen distintos modelos en políticas de aguas. En el Reino Unido, el modelo de gestión del agua se basa en la gestión centralizada de los recursos, sobretodo tras la privatización en 1989 de la industria del agua (Barraqué 2003). Sin embargo en la mayoría de los países europeos como España, Francia, Portugal o Italia, existe un modelo de gestión regional, basado en instituciones de cuenca tales como las confederaciones hidrográficas. Modelos de gestión que en su mayoría, tienen en común el tratamiento que se le otorga a los ecosistemas acuáticos, considerados hasta la fecha como bienes materiales o recursos a explotar. Sin embargo, es a

partir de la publicación de la Directiva Europea Marco del Agua de 23 de octubre de 2000 (DMA), publicada en diciembre de ese mismo año (Comisión Europea 2000), cuando se establece un marco legislativo general para toda Europa. En esta directiva se reconoce la importancia de los ecosistemas acuáticos como patrimonio que hay que proteger y defender, creando un marco de política de aguas sostenible, que según su artículo 1º, “...prevenga todo deterioro adicional y proteja y mejore el estado de los ecosistemas acuáticos...promueva un uso sostenible del agua basado en la protección a largo plazo de los recursos hídricos disponibles...tenga por objeto una mayor protección y mejora del medio acuático...”, y estableciendo el concepto de “estado ecológico” como “...expresión de la calidad de la estructura y el funcionamiento de los ecosistemas acuáticos asociados a las aguas superficiales...”

Los ecosistemas acuáticos proporcionan beneficios tanto a corto plazo (suministro de agua potable y alimentos, control de inundaciones, purificación de los vertidos urbanos e industriales, disponibilidad de hábitat para la flora y la fauna, etc.), así como beneficios a largo plazo, incluyéndose entre estos últimos la provisión continuada de los beneficios a corto plazo, y la capacidad de los ecosistemas a responder a futuras alteraciones ambientales (Baron *et al.* 2002). La Comisión Europea reconoce la necesidad de una aproximación integrada de los distintos componentes clave de los hábitats acuáticos, estableciendo la necesidad de una visión holística del estado ecológico de las cuencas hidrográficas (Logan y Furse 2002). La DMA establece que la clasificación del estado ecológico de una masa de agua debe estar representada por los valores mínimos (obtenidos de los resultados de los programas de evaluación) para distintos elementos de calidad, tanto biológicos (particularmente la flora acuática, la fauna bentónica de macroinvertebrados y la fauna ictiológica) como físico-químicos, estableciendo en base a ellos las categorías del estado ecológico (Muy Bueno,

Bueno, Moderado, Deficiente y Malo). Dicha evaluación se lleva a cabo como desviación respecto de unas condiciones de referencia, entendiendo por condición de referencia aquella que representa la mejor condición disponible, tanto física como química y biológica, dado el estado actual del medio (Stoddard *et al.* 2006). Esta aproximación, conocida como *The Reference Condition Approach* (Reynoldson *et al.* 1997; Bailey *et al.* 2004), es la base de muchos programas de evaluación biológica llevados a cabo a lo largo de distintos países, e.g. EEUU, Canadá, Gran Bretaña o Australia (e.g. Davis y Simon 1995; Reynoldson *et al.* 1995; Raven *et al.* 1997; Davies 2000).

### **3.2.- La evaluación biológica de los ecosistemas acuáticos**

Durante el s. XX, el uso de organismos como bioindicadores para la evaluación de los ecosistemas, ha aumentado en todas partes (Niemi y McDonald 2004). En el caso de los ecosistemas acuáticos, un elevado número de metodologías se han desarrollado para evaluar la calidad biológica en base a estos indicadores (ver Bonada *et al.* 2006b; Ziglio *et al.* 2006; Flotemersch *et al.* 2006).

Entre los biólogos acuáticos son los macroinvertebrados acuáticos el bioindicador más popular. Este grupo de organismos habitante (al menos durante parte de su ciclo vital) de los substratos del fondo de los sistemas acuáticos (sedimentos, rocas, troncos, hojarasca, macrófitos, etc.), ofrece un elevado número de ventajas para la evaluación biológica. Son organismos ubicuos y abundantes, por lo que pueden verse afectados por perturbaciones ambientales en distintos tipos de sistemas acuáticos (ríos, lagos, humedales, etc.), su elevado número de especies ofrece un elevado número de respuestas a distintos tipos de perturbaciones, tanto físicas como químicas (contaminación orgánica, eutrofización, acidificación, alteración del hábitat,

regulación de caudales, canalizaciones, etc.). Asimismo, su carácter sedentario permite análisis espaciales de las perturbaciones y su largo ciclo de vida, en comparación con otros grupos, permite identificar cambios temporales en dichas perturbaciones (Helawell 1986; Newman *et al.* 1992; Rosenberg y Resh 1993; Hering *et al.* 2004; De Pauw *et al.* 2006).

En el estudio de la evaluación biológica, son varias las aproximaciones metodológicas existentes basadas en bioindicadores; aproximaciones tanto cuantitativas como cualitativas.

En las aproximaciones cuantitativas se realizan test de hipótesis con unidades de muestreo replicadas y minuciosos análisis estadísticos, que producen resultados capaces de detectar ligeros efectos de contaminación, resultando caras y muy laboriosas (Resh y McElravy 1993). En las aproximaciones cualitativas (*Rapid Biological Assessments* – RBA) la presencia, ausencia o abundancia relativa de los taxones se correlaciona con clasificaciones pre-establecidas de la calidad ambiental, presentando una mayor relación coste-efectividad que la anterior (Resh y Jackson 1993; Barbour *et al.* 1999).

Desde principios de los años ochenta, dos de estas últimas aproximaciones han crecido en popularidad en la evaluación biológica de los ecosistemas acuáticos: la aproximación multimétrica (ver Barbour y Yoder 2000) y la aproximación multivariante (ver De Pauw *et al.* 2006). La primera, si bien fue inicialmente desarrollada en EEUU para evaluar las comunidades de peces (Karr 1981), comenzó pronto a utilizarse para evaluar las comunidades de macroinvertebrados acuáticos (e.g. Barbour *et al.* 1999).

La aproximación multimétrica utiliza diferentes métricas que representan características distintas de las comunidades, resumiendo en un índice de valor único la calidad biológica del sistema. Distintos países europeos han seguido esta aproximación con éxito (Hering *et al.* 2006).

Por otra parte, la aproximación multivariante se basa en el uso de índices de similitud, estos índices proporcionan una indicación de cuanto una comunidad biológica de un lugar determinado es similar a la comunidad de otro lugar, o en su caso a la comunidad de referencia (De Pauw *et al.* 2006). De esta manera se pueden establecer clasificaciones u ordenaciones de conjuntos de lugares mediante análisis estadísticos multivariantes, pudiendo establecer la relación entre las comunidades biológicas y las posibles perturbaciones presentes (Norris y Georges 1993). A su vez, este tipo de análisis multivariante permite el desarrollo de modelos de predicción. Siguiendo la *Reference Condition Approach*, estos modelos son capaces de obtener la probabilidad de captura de cada uno de los taxones que conforman una comunidad, a partir de la clasificación biológica de un conjunto de lugares de referencia y su relación con un conjunto de variables ambientales seleccionadas (Wright 2000). Esto permite obtener la comunidad de referencia que se esperaría en condiciones de no perturbación, y compararse con la comunidad actual de cualquier lugar problema. Este tipo de modelos de predicción se desarrollan mediante modelos lineales generales, utilizando desde análisis discriminantes múltiples (e.g. Moss *et al.* 1987; Wright *et al.* 1993; Wright 1995; Simpson y Norris 2000) hasta regresiones logísticas (e.g. Bailey *et al.* 1998; Linke *et al.* 1999), o cualquier otra forma de modelo lineal general (e.g. Chessman 1999). La mayor parte, son modelos desarrollados para evaluar las comunidades de macroinvertebrados acuáticos en ríos, pero también existen ejemplos para dichas comunidades en lagos (e.g. Reynoldson *et al.* 1995; Davis *et al.* 2006), así como para comunidades de peces (Joy y Death 2002; Kennard *et al.* 2006), diatomeas (Chessman *et al.* 1999) o incluso para predecir las características del hábitat (Davies *et al.* 2000).

Este tipo de modelos de predicción tiene su origen en el sistema de predicción para los macroinvertebrados acuáticos de los ríos británicos, RIVPACS (Wright *et al.* 1984; Moss *et al.* 1987), que ha dado lugar a que sistemas de predicción similares se desarrollasen alrededor del mundo, como son: AUSRIVAS en Australia (Marchant *et al.* 1997; Smith *et al.* 1999; Simpson y Norris 2000), BEAST en Canadá (Reynoldson *et al.* 1995, 2000, 2001), SWEPAC<sub>SRI</sub> en Suecia (Johnson y Sandin 2001), PERLA en la República Checa (Kokeš *et al.* 2006). Así como diferentes modelos de predicción desarrollados en países como EEUU, Luxemburgo o Portugal (Hawkins *et al.* 2000b; Ferréol *et al.* 2005; Feio *et al.* 2007; Hargett *et al.* 2007).

Por otra parte, existen metodologías alternativas para el desarrollo de modelos de predicción que se basan en inteligencia artificial, como es el caso de las redes neurales artificiales (*Artificial Neural Networks*), que se han aplicado tanto a comunidades de peces como a comunidades de macroinvertebrados acuáticos (e.g. Céréghino *et al.* 2003; Park *et al.* 2003; Joy y Death 2004; Dedecker *et al.* 2004; 2007), o los modelos de predicción basados en redes bayesianas (*Bayesian Belief Networks*) (Adriaenssens *et al.* 2004). Sin embargo este tipo de metodologías más recientes, a diferencia de los modelos multivariantes, no se encuentran tan extendidas.

### **3.3.- La evaluación biológica en España**

En España, el inicio de los estudios sobre las comunidades de macroinvertebrados acuáticos como bioindicadores tiene su origen en 1969, con la aproximación conceptual llevada a cabo por el Profesor Margalef. Sin embargo, no fue hasta la década de los ochenta, y coincidiendo con la creación de la Sociedad Española de Limnología (actualmente la Sociedad Ibérica de Limnología - AIL), cuando se empezaron a llevar a la práctica y

desarrollar sistemas de evaluación biológica para los ecosistemas fluviales, basados en el uso de índices bióticos (Alba-Tercedor *et al.* 1992). Este tipo de índices siguen el principio establecido de que las comunidades de macroinvertebrados cambian en función de los diferentes tipos de alteración (De Pauw *et al.* 2006). De hecho, los distintos taxones que conforman la comunidad de macroinvertebrados presentan tolerancias distintas a la contaminación, pudiendo caracterizarse con valores dentro de un rango. El objetivo de estos índices es proporcionar una clasificación de la calidad biológica, otorgando un valor único a una comunidad, basado en las puntuaciones individuales de tolerancia de los taxones que la conforman. Durante estos últimos treinta años, un considerable número de índices bióticos basados en macroinvertebrados acuáticos, se han adaptado o desarrollado en España (Alba-Tercedor y Prat 1992), pero es sin duda el BMWP' (Alba-Tercedor y Sánchez-Ortega 1988), una adaptación para la Península Ibérica del sistema británico BMWP/ASPT, y actualmente denominado IBMWP (*Iberian Bio-Monitoring Working Party*, Alba-Tercedor *et al.* 2004), la herramienta más extendida entre la comunidad científica y gestora para la evaluación del estado ecológico de los ríos españoles. No obstante, desde la publicación de la DMA, también se están desarrollando índices basados en macrófitos (e.g. IM, Suárez *et al.* 2005; IVAM, Moreno *et al.* 2006), o en su caso, se están aplicando índices europeos, desarrollados tanto para diatomeas (e.g. IPS, Cemagref 1982; IBD, Prygel y Coste 2000), como para peces (EFI, FAME Consortium 2004).

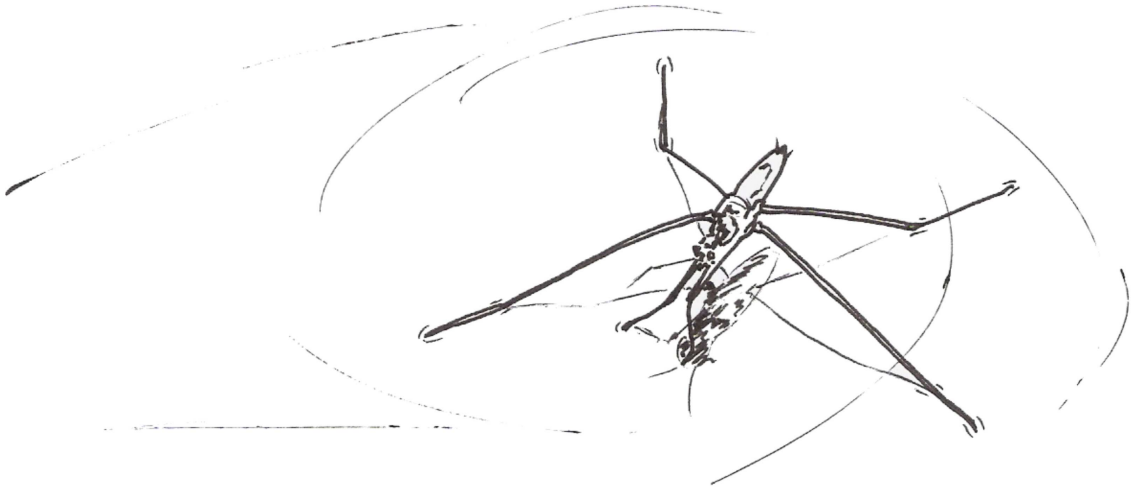
Armitage *et al.* (1990) aplicaron en dos ríos del noroeste de España, los modelos de predicción desarrollados dentro del sistema británico RIVPACS. Estos autores ya por entonces, reconocieron que la aproximación más apropiada para la Península Ibérica sería el desarrollo de un sistema de predicción propio, más que aplicar un sistema de predicción foráneo. La

Península Ibérica representa por si misma un gran bloque zoogeográfico. Su papel de refugio y/o zona de dispersión a lo largo de distintos momentos geológicos ha hecho que su riqueza faunística sea muy elevada (e.g. Sánchez-Ortega y Alba-Tercedor 1987; Sánchez-Ortega *et al.* 2003; Zwick 2003). A su vez, diferencias en las características ambientales, como la heterogeneidad en los regímenes de temperatura y precipitaciones del clima mediterráneo, muy presentes en la península y causa de la temporalidad del caudal de los ríos mediterráneos (Gasith y Resh 1999), justifican la necesidad del desarrollo de modelos predictivos específicos para los ríos mediterráneos ibéricos.

Al comienzo de los años noventa, Alba-Tercedor (1994) hizo una llamada sobre la importancia de estas metodologías. Posteriormente, Alba-Tercedor y Pujante (2000) destacaron que la idea de desarrollar un sistema de predicción propio para España era completamente realista desde un punto de vista científico-técnico, remarcando la falta de recursos financieros para poder llevarlo a cabo. En 1998, durante el proceso de elaboración de la DMA, se empezó a gestar el proyecto GUADALMED, cuya primera fase concluyó en el 2002. Posteriormente, la aprobación de la DMA dió un especial impulso a la evaluación biológica, lo que facilitó el comienzo de una segunda fase del citado proyecto, en el cual se contemplaba el desarrollo de modelos de predicción de macroinvertebrados acuáticos para los ríos mediterráneos ibéricos, y que se materializan en el presente trabajo de investigación.



## 4.- OBJETIVOS Y ESTRUCTURA DE LA TESIS





## OBJETIVOS

El proyecto GUADALMED, coordinado desde la Universidad de Barcelona y formado por grupos de investigación de diferentes universidades españolas (Universidad de Granada, Universidad de las Islas Baleares, Universidad de Murcia, Universidad de Vigo, Universidad de Almería) y el Centro de Estudios Hidrográficos (CEDEX), se propuso como principal objetivo el producir un sistema de evaluación del estado ecológico de los ríos que fuera fiable, sencillo, y adaptado a las características de los ríos mediterráneos, para así satisfacer los requerimientos de la DMA (Prat 2004). Dentro del proyecto, una de sus metas ha sido desarrollar un sistema de predicción basado en los modelos tipo RIVPACS/AUSRIVAS para las comunidades de macroinvertebrados acuáticos de los ríos mediterráneos ibéricos, sistema denominado MEDPACS (*MEDiterranean Prediction And Classification System*).

En la presente tesis se recogen los resultados obtenidos de los trabajos e investigaciones realizadas para el desarrollo de dicho sistema, como base para el desarrollo de un sistema de predicción nacional.

El propio desarrollo del sistema de predicción, ha sido el objetivo básico de la actual tesis, no obstante distintos objetivos se han planteado con el fin de abordar la adaptación de este tipo de metodologías a las características de los ríos mediterráneos ibéricos. Dichos objetivos están relacionados con cuestiones como la viabilidad del sistema de predicción, así como con su eficacia, precisión y sensibilidad en la evaluación del estado ecológico según marca la DMA. Cuatro son los aspectos principales que se plantean a lo largo de esta tesis doctoral:

a).- **La viabilidad del desarrollo de modelos tipo RIVPACS/AUSRIVAS en los ríos mediterráneos ibéricos:** Para evaluar la viabilidad de este tipo de metodologías en los ríos ibéricos y basándose en los sistemas de predicción existentes, se han desarrollado varios modelos de predicción, dos de ellos estacionales (primavera y otoño) y uno combinado (primavera, verano y otoño). Una vez desarrollados dichos modelos, y en base a criterios de precisión, sesgo y eficacia se ha evaluado su funcionamiento general, así como su sensibilidad frente a las perturbaciones presentes en el área de estudio.

b).- **El papel de la naturaleza de los datos biológicos en el funcionamiento de los modelos de predicción:** El protocolo de muestreo establecido dentro del proyecto GUADALMED permite la obtención de datos biológicos de distinta naturaleza (datos cualitativos y semi-cuantitativos). Es por ello que, para evaluar cual de estos tipos de datos proporciona unos modelos más ajustados, se desarrollaron distintos modelos de predicción para cada uno de ellos, utilizando los datos obtenidos de la estación de primavera, para posteriormente compararse entre sí en base a su funcionamiento general.

c).- **La influencia de la variación ambiental interanual del clima mediterráneo sobre las evaluaciones llevadas a cabo por los modelos de predicción:** El clima mediterráneo presenta una variación ambiental interanual que tiene un efecto muy marcado sobre los ríos mediterráneos ibéricos, así como sobre sus comunidades de macroinvertebrados. Dicha interanualidad podría afectar a las evaluaciones llevadas a cabo mediante un modelo de predicción generado con datos de un determinado año, de modo que podrían obtenerse evaluaciones erróneas por parte del modelo para

lugares evaluados en distintos años. Con el objeto de estudiar este aspecto de los ríos mediterráneos ibéricos, el modelo de predicción de otoño, desarrollado con datos recogidos durante el año 2003, se utilizó para realizar evaluaciones del estado ecológico de un conjunto de lugares independiente durante tres años consecutivos (2003-2005), y así estudiar la influencia de dicha variación ambiental en las evaluaciones obtenidas de los tres años estudiados.

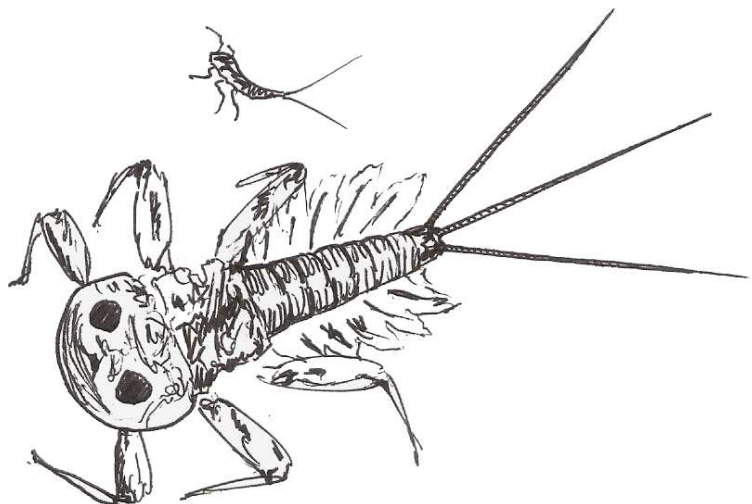
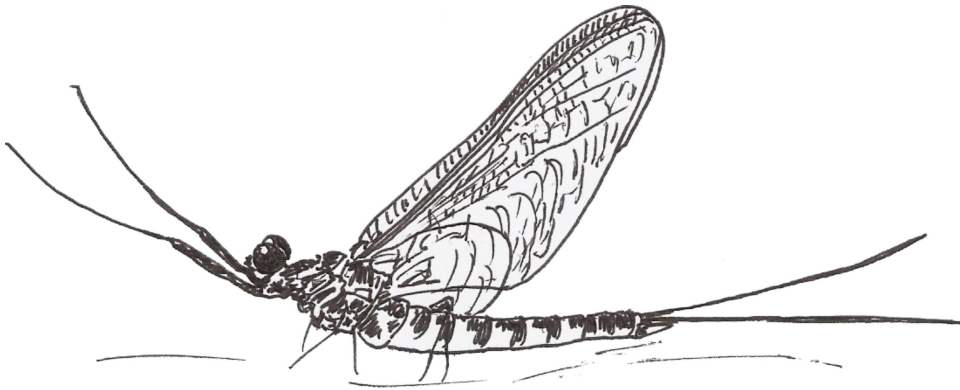
d).- **La sensibilidad de los modelos de predicción a las perturbaciones existentes en los ríos mediterráneos ibéricos:** Los resultados de las evaluaciones llevadas a cabo mediante cualquier modelo de predicción han de estar en concordancia con las perturbaciones presentes en su área de aplicación. Es por ello que se estudió la relación entre las perturbaciones presentes en área de estudio, y las evaluaciones del estado ecológico llevadas a cabo por los tres modelos de predicción desarrollados (combinado, primavera y otoño). Se utilizaron tres conjuntos de datos obtenidos de la base de datos del proyecto GUADALMED, conjuntos que abarcaron el gradiente del estado ecológico para cada uno de los modelos de predicción, y que permitieron establecer los límites de los cinco niveles del estado ecológico que establece la DMA (Muy Bueno, Bueno, Moderado, Deficiente y Malo).

## **ESTRUCTURA DE LA TESIS**

Con la finalidad de dar respuesta a estas cuestiones, la presente tesis está organizada como un trabajo de investigación único, de forma que en la sección de material y métodos, tras la descripción del área de estudio, la selección del conjunto de referencia y el protocolo de muestreo, se

establecen una serie de apartados donde se describen las metodologías empleada para abordar cada uno de los distintos aspectos. Del mismo modo, los resultados de los análisis realizados se recogen en la sección correspondiente, y siguiendo el mismo orden en el que se presentaron en la sección del material y métodos. Por último, el conjunto de resultados se discuten de forma integrada en la sección de la discusión general, dando lugar a un conjunto de conclusiones generales que se recogen al final de la tesis.

## 5.- MATERIAL Y MÉTODOS



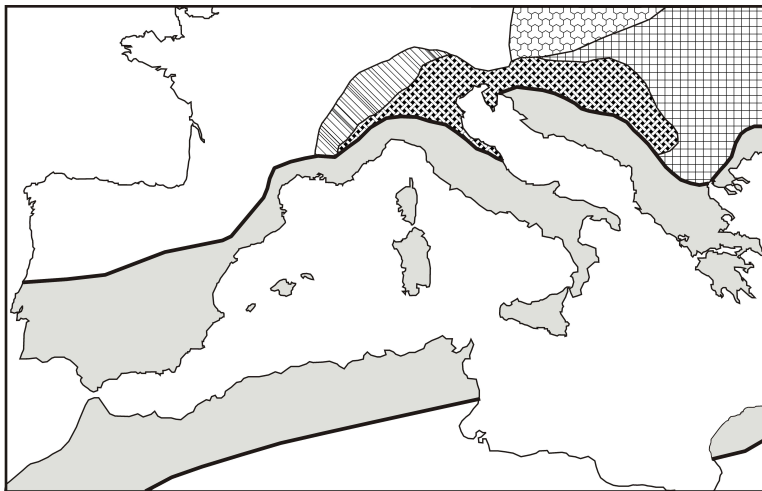




## 5.1.- Área de estudio

Atendiendo a la clasificación climática de Köppen (1923), la Península Ibérica presenta un macroclima Templado-Mesotermal. Con un rango de temperaturas entre 42 y -2°C (valor medio 16-17°C), y un rango de precipitación anual entre 280 y 1000 mm (valor medio 600-650 mm). Con unos veranos cálidos y unos inviernos frescos y húmedos. A su vez, se encuentra dividida principalmente en dos subcategorías climáticas. Una correspondiente al clima mediterráneo, donde la temperatura media del mes más cálido supera los 22°C, con lluvias estacionales, temperaturas cálidas en verano, y que domina los dos tercios meridionales de la península (Figura 5.1). Y otra correspondiente al clima atlántico, donde la media del mes más cálido no llega a los 22°C, superándose los 10°C durante cuatro o más meses al año, sin una estacionalidad en las precipitaciones, y confinada al tercio norte de la península (Oliver y Hidore 2002).

En la zona mediterránea de la Península Ibérica, así como en la del resto de la cuenca del Mar Mediterráneo, la mayoría de las precipitaciones anuales se dan durante la primavera y el otoño (Miller 1983), siendo comunes los fenómenos tormentosos. Por otra parte, las altas temperaturas y la baja precipitación durante el verano, conducen a una escasez natural del agua, y a la pérdida de caudal en algunos ríos de forma natural (Gasith y Resh 1999). Estos fenómenos están influidos en parte por la localización latitudinal de la Península Ibérica (entre 36° y 44° N) así como por la configuración topográfica de los sistemas montañosos circundantes (Romero *et al.* 1998). Esta variación estacional en el régimen de precipitaciones está muy acentuada sobretudo en el sureste de la Península Ibérica, presentando a su vez variaciones de intensidad de año a año, tenien-



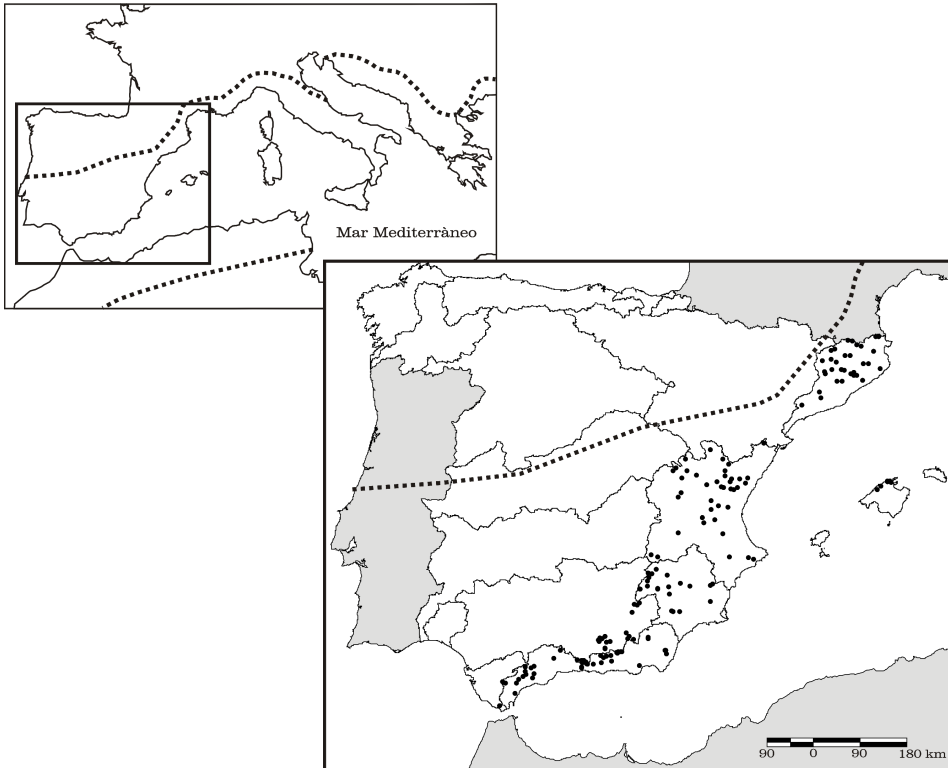
**Figura 5.1.** Distribución del clima en la cuenca occidental del Mar Mediterráneo, basado en la clasificación climática de Köppen (clima mediterráneo en gris).

do lugar importantes (2-5 años) y periódicos (cada 7-10 años) episodios de sequía, así como también intensas inundaciones y riadas (>800 mm en menos de 24h). Estos fenómenos han sido ampliamente estudiados (e.g. Estrela *et al.* 2000; Sumner *et al.* 2001; Peñarrocha *et al.* 2002).

El área de estudio para el desarrollo del sistema de predicción de las comunidades de macroinvertebrados acuáticos de ríos mediterráneos ibéricos comprometió aproximadamente 84400 km<sup>2</sup>, repartidos a lo largo del arco mediterráneo ibérico, desde la provincia de Girona, en los Pirineos, hasta la provincia de Cádiz, al sur de la península, incluyéndose torrentes de las Islas Baleares en Palma de Mallorca. Un total de 135 ríos fueron estudiados a lo largo de 35 cuencas hidrográficas, algunas de ellas de gran tamaño como la del río Júcar, con más de 18000 km<sup>2</sup>, y otras de no más de 12 km<sup>2</sup> como la del río Vicar.

Gran parte de las cuencas estudiadas fueron caracterizadas durante la primera fase del proyecto GUADALMED (<http://www.ecostrimed.net>), evaluando el estado ecológico de sus ríos mediante el índice IBMWP (Alba-

Tercedor *et al.* 2004), así como proporcionando una descripción detallada del hábitat fluvial (Pardo *et al.* 2004), de las características físico-químicas (Toro *et al.* 2004), de la vegetación de ribera (Suárez *et al.* 2004), y de sus características hidrológicas (Robles *et al.* 2004).



**Figura 5.2.** Distribución de los 162 lugares muestreados durante la segunda fase del proyecto GUADALMED, detallándose las principales cuencas hidrográficas españolas. La línea discontinua representa el límite de Köppen para el clima mediterráneo en la Península Ibérica.

Un conjunto de 162 lugares de referencia potenciales (Figura 5.2 y Apéndice I) fue seleccionado a juicio de los investigadores durante la segunda fase del proyecto GUADALMED. Con el objetivo de abarcar la mayor variabilidad ambiental posible para el desarrollo de los modelos de predicción, se cubrió un amplio rango de condiciones; desde pequeños arroyos en localizaciones de alta montaña, hasta ríos ubicados en tramos

medios. Y tanto ríos con un caudal permanente, como arroyos temporales o intermitentes, como por ejemplo las características ramblas del sureste peninsular (Gómez *et al.* 2005).

## 5.2.- Selección del conjunto de referencia

La selección del conjunto de referencia se llevó a cabo de acuerdo con los diez criterios establecidos durante la primera fase del proyecto GUADALMED (Bonada *et al.* 2004b). Estos criterios se utilizaron con el fin de identificar aquellos lugares del conjunto de datos que se pudiesen considerar en muy buenas condiciones ambientales (de referencia), para el posterior desarrollo de los modelos de predicción. Dichos criterios involucran distintos aspectos relacionados con los usos del suelo, la vegetación de ribera, la calidad del hábitat fluvial, así como la calidad del agua. Criterios que se detallan a continuación:

1. Menos del 10% del área de cuenca del lugar expuesta a uso urbano, industrial y/o agrícola.
2. Presencia de una vegetación de ribera apropiada de acuerdo con el tipo de río. En la mayoría de los casos esto se refiere a una vegetación de ribera bien formada con un 100% de cobertura. Sin embargo, en algunos casos como arroyos de alta montaña (>2000 m.s.n.m), la situación natural podría estar representada por una vegetación de ribera con ausencia de árboles, así como también en ríos temporales y ramblas, donde el estrés hídrico de manera natural puede producir una vegetación de ribera con menos del 100% de cobertura arbórea.
3. La vegetación de ribera debe estar formada por especies autóctonas.

4. Las riberas del lugar no deben presentar perturbaciones como estructuras construidas por el hombre (fábricas, edificios, centros deportivos, etc.).
5. El canal fluvial no debe estar modificado, es decir, no puede presentar ninguna modificación como canalizaciones, saltos de agua o estructuras similares.
6. Los ríos no deben estar regulados, el lugar no debe presentar ningún tipo de regulación de caudal, como por ejemplo una presa aguas arriba.
7. El lugar debe presentar un hábitat fluvial sin alterar, el sustrato debe ser el esperado para el tipo de río (rocas en cabeceras, grava y guijarros en tramos medios, y arena o limo en tramos bajos).

Finalmente, los tres últimos criterios están relacionados con la calidad del agua, como concentraciones umbrales de nutrientes.

8. Contenido en nitritos <0.01 mg/L
9. Contenido en amonio <0.5 mg/L
10. Contenido en fosfatos <0.05 mg/L

Para ser considerado de referencia, un lugar debe cumplir al menos siete de los diez criterios descritos. El no cumplimiento de los criterios de no modificación del canal fluvial natural y/o el de no regulación de caudal, se consideran incompatibles con las condiciones de referencia, independientemente de que se cumplan el resto de criterios.

### **5.3.- Protocolo de muestreo y recogida de datos**

El conjunto de lugares de referencia potencial fue muestreado durante la primavera, el verano, y el otoño de 2003 para el posterior desarrollo de los modelos de predicción. Además, un sub-conjunto de 22 lugares de

referencia repartidos por el área de estudio, fueron muestreados durante los otoños de 2004 y 2005, con el fin de estudiar el posible efecto de la variación interanual del clima mediterráneo sobre las evaluaciones del estado ecológico, llevadas a cabo por un modelo de predicción (apartado 5.6 y 6.3).

La metodología de muestreo se basó en un protocolo de evaluación rápida (*Rapid Bioassessment Protocol - RBP*), ampliamente utilizado en España (e.g. Zamora-Muñoz *et al.* 1995; Alba-Tercedor 1996; Zamora-Muñoz y Alba-Tercedor 1996; Alba-Tercedor y Pujante 2000; Alba-Tercedor *et al.* 2005) y recientemente adoptado por la mayoría de las demarcaciones hidrográficas como protocolo para la evaluación de ríos y arroyos vadeables. El diseño de la metodología de muestreo se realizó a partir de un ejercicio de intercalibración (Bonada *et al.* 2004a), llevado a cabo durante la primera fase del proyecto GUADALMED. Dicho protocolo asegura la obtención de un conjunto de datos estandarizado, así como la obtención de la máxima información de las comunidades de macroinvertebrados (Jaimez-Cuéllar *et al.* 2004), habiendo sido utilizado en diversos estudios bentológicos (e.g. Bonada *et al.* 2005; 2006a; 2006c; Sánchez-Montoya *et al.* 2007).

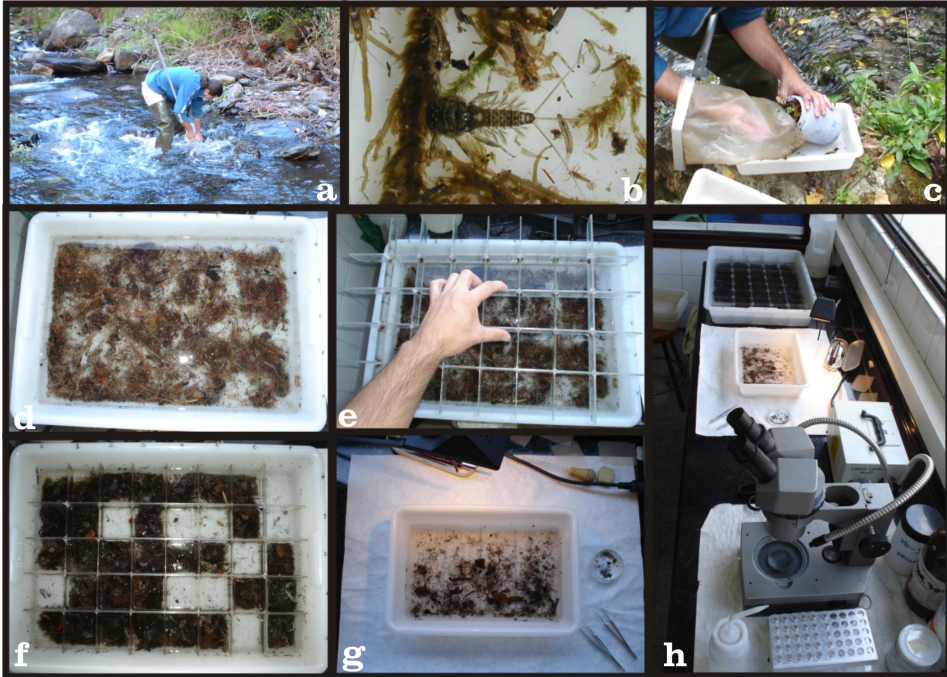
En cada lugar de muestreo, una vez identificados todos los microhábitats presentes, se tomó una muestra multi-hábitat con una manga de muestreo de unos 30cm de diámetro y una luz de malla de 250 $\mu$ m. En la Península Ibérica existen arroyos de alta montaña con influencia nival, dichas condiciones provocan que los arroyos presenten una fuerte corriente de manera natural. En estos casos, durante el muestreo se produce un reflujo en el interior de la red de 250 $\mu$ m, con la consiguiente salida y pérdida de los macroinvertebrados recolectados durante cada redada. Es por ello, que para dichas condiciones de alta velocidad de corriente, se utilizó una red de luz de malla de 400 $\mu$ m. En trabajos a gran escala, como es nuestro caso, este cambio de malla no afecta a los resultados obtenidos, según han demostrado

Statzner *et al.* (2004), pues la variabilidad o el posible error debido al tamaño de malla, es mucho menor en comparación con la variabilidad presente en los propios datos.

En los hábitats de rápidos y zonas de corriente, la red se situó aguas abajo del hábitat a muestrear, las piedras fueron agitadas y limpiadas con el fin de que la corriente desplazase los organismos al interior de la red. En los hábitats leníticos, la vegetación marginal, la grava y el limo fueron barridos con la propia red. El material recolectado se vació en bateas y fue inspeccionado *in situ*, los restos de gran tamaño, piedras, ramas, hojarasca, etc. fueron eliminados y los organismos identificados a nivel de familia (excepto para Hydracarina, Oligochaeta, y Ostracoda). De 1 a 3 individuos de cada familia de macroinvertebrados fueron separados en un vial con alcohol al 70% como registro de campo (Figura 5.3: paso 1). Los organismos no recolectados, pero vistos en el campo (e.g. Heteroptera) fueron también anotados en la hoja de campo. El muestreo finalizó cuando nuevas redadas ya no aportaron nuevos taxones. El contenido restante de las bateas fue fijado con formol al 4% para su posterior procesado en el laboratorio.

Una vez en el laboratorio, cada muestra fue lavada, y tras homogeneizarla, fue situada en una batea compartimentada. Utilizando una lista de números aleatorios generada por ordenador, se separó un número de compartimientos al azar. El contenido de cada compartimiento se situó sucesivamente en una batea de menor tamaño, hasta que 200 individuos como mínimo fueron separados, con el fin de obtener las correspondientes densidades relativas de las familias de macroinvertebrados (Figura 5.3: paso 2). Finalmente del mismo modo, cuatro categorías de abundancia fueron obtenidas semi-cuantitativamente de toda la muestra (Figura 5.3: paso 3), representando las distintas abundancias de los macroinvertebrados como familias raras, escasas, comunes y abundantes (categoría 1 = de 1 a 3

individuos/muestra, categoría 2 = de 4 a 10 individuos/muestra, categoría 3 = de 11 a 100 individuos/muestra, y categoría 4 = más de 100 individuos/muestra).



**Figura 5.3.** Resumen de los distintos pasos del protocolo de muestreo de macroinvertebrados. Paso 1 (a-c): muestreo, separación y almacenaje en el campo. Paso 2 y 3 (d-h): homogeneización, separación aleatoria de 200 individuos en una batea compartimentada y establecimiento de las categorías de abundancia para toda la muestra.

Para cada lugar de muestreo se registraron un conjunto de 87 variables ambientales, medidas a distintas escalas espaciales, a nivel de: lugar, tramo, sub-cuenca y cuenca principal (Apéndice II). Aquellas variables a escala de tramo o lugar de muestreo como son: el índice de hábitat fluvial (IHF; Pardo *et al.* 2004), el índice de calidad de ribera (QBR; Munné *et al.* 2003), la estima puntual del caudal, o la toma de muestras de agua para el posterior análisis de nutrientes, iones o sólidos en suspensión, fueron tomadas *in situ* junto



con los datos de macroinvertebrados. Sin embargo, un gran número de variables ambientales, sobretodo aquellas tomadas a escala de cuenca principal y sub-cuenca (como es el caso del área, el perímetro, o la composición geológica) se obtuvieron mediante sistemas de información geográfica (SIG). Los datos ambientales fueron principalmente obtenidos de la base de datos del Centro de Estudios Hidrográficos (CEDEX).

Toda la información recopilada, tanto biológica como ambiental, formó lo que se conoce como base de datos DERIMED, resultado de la segunda fase del proyecto GUADALMED, y base para el desarrollo de los modelos de predicción de las comunidades de macroinvertebrados en la presente tesis doctoral.

#### **5.4- Desarrollo de un modelo de predicción. Modelo combinado (primavera, verano y otoño)**

Tras la selección del conjunto de referencia mediante los criterios descritos anteriormente (apartado 5.2) y la correspondiente recogida de datos (apartado 5.3), se combinaron para cada lugar de referencia los datos de macroinvertebrados obtenidos en cada uno de los pasos del protocolo de muestreo (registro de campo, densidades relativas y categorías de abundancia). De esta manera, se obtuvo un listado de presencias, en el cual quedaron registradas todas las familias de macroinvertebrados aparecidas durante alguno de los tres pasos del protocolo. Posteriormente, para el desarrollo del modelo de predicción combinado, se creó una matriz de datos compuesta por las presencias acumuladas de los macroinvertebrados, a lo largo de las tres estaciones del año muestreadas.

En la literatura, existen distintos criterios para definir lo que se consideran taxones raros (Cao *et al.* 2001), pero no existe un acuerdo

respecto a si deben ser eliminados o no del conjunto de datos cuando se utilizan análisis multivariantes. Ciertos autores, consideran que estos taxones proporcionan más ruido que información a este tipo de análisis, mientras que otros, defienden la peculiaridad que dichos taxones confieren a las comunidades de macroinvertebrados y de ahí su importancia (Cao *et al.* 1998; Cao y Williams 1999; Marchant 1999; Nijboer y Schmidt-Kloiber 2004). Del mismo modo, se dan situaciones distintas entre los sistemas de predicción existentes. Así, mientras que en el sistema de predicción británico, RIVPACS, se utiliza la totalidad del listado de taxones (e.g. Wright *et al.* 1984, 1993), en el sistema australiano AUSRIVAS, aquellas familias presentes en menos del 10% de los lugares del conjunto de referencia, o presentes en menos de 10 lugares (cuando el conjunto de referencia esta formado por 100 o más lugares), son eliminadas de los análisis posteriores (Simpson y Norris 2000). En el desarrollo de los modelos de predicción de los ríos mediterráneos ibéricos se decidió optar por un compromiso entre ambas posturas, y excluir del conjunto de datos solamente las familias de macroinvertebrados consideradas muy raras, es decir, aquellas familias presentes en menos del 2% de los lugares del conjunto de referencia.

Para el desarrollo de los modelos de predicción solamente 15 variables ambientales de la base de datos DERIMED fueron utilizadas (Tabla 5.1). Las variables ambientales que pudiesen estar influenciadas por actividades humanas (e.g. el contenido de nutrientes) no fueron incluidas debido a que no son adecuadas para este tipo de modelos de predicción, diseñados para predecir los taxones esperados en lugares de referencia (Clarke *et al.* 2003). A su vez, se seleccionaron aquellas variables que no estaban correlacionadas significativamente entre si ( $r < 0.75$ ), con el fin de evitar el uso de información redundante. No obstante, dentro de los grupos de variables correlacionadas entre si, se seleccionaron solamente aquellas que

presentaron una mayor correlación con el número de familias de macroinvertebrados.

La temporalidad del caudal de los ríos se calculó utilizando observaciones de campo durante las tres campañas de muestreo (primavera, verano y otoño), diferenciando entre lugares que presentaron un flujo permanente y lugares que se secaron en alguna de las tres estaciones muestreadas. La presencia de una surgencia aguas arriba del lugar de muestreo, se basó en observaciones de campo, mientras que el rango de la alcalinidad se estableció como la diferencia entre el valor máximo y mínimo para las tres campañas de muestreo.

**Tabla 5.1.** Variables ambientales seleccionadas de la base de datos DERIMED para el desarrollo de los modelos de predicción.

Escala	Código	Variable ambiental	Descripción
<b>Cuenca</b>	C_Area <sup>1</sup>	Área de la cuenca	Superficie total de la cuenca (km <sup>2</sup> )
	Alt_Max <sup>1</sup>	Altitud máxima	Altitud máxima de la cuenca (m.s.n.m)
	C_Pend <sup>1</sup>	Pendiente específica de la cuenca	Pendiente dividida por el área de cuenca (grados acumulados km <sup>2</sup> )
	C_Carb <sup>1</sup>	Cuenca carbonatada	Materiales carbonatados en la cuenca (%)
	C_Evp <sup>1</sup>	Cuenca evaporítica	Materiales evaporíticos en la cuenca (%)
<b>Sub-cuenca</b>	Evp <sup>1</sup>	Sub-cuenca evaporítica	Materiales evaporíticos en la sub-cuenca (%)
	Pend <sup>1</sup>	Pendiente específica	Pendiente dividida por el área de la sub-cuenca (grados acumulados km <sup>2</sup> )
<b>Tramo</b>	Ord <sup>1</sup>	Orden del río	Orden del río (Strahler, escala 1:50000)
	Temp-Aire <sup>1</sup>	Temperatura del aire	Temperatura media anual del aire (°C)
	Temp-rng <sup>1</sup>	Amplitud térmica del aire	Rango de la temperatura media anual del aire (°C)
<b>Lugar</b>	Latitud <sup>1</sup>	Latitud	Latitud del lugar medida en grados
	Altitud <sup>1</sup>	Altitud	Altitud del lugar (m.s.n.m)
	Surg <sup>2</sup>	Surgencia	Surgencia aguas arriba del lugar de muestreo (si/no)
	Seco <sup>2</sup>	Temporalidad del caudal	Temporalidad durante las 3 estaciones del año (si/no)
	Alcal-rng <sup>2</sup>	Alcalinidad	Rango de la alcalinidad del agua de las 3 estaciones del año (meq/L)

(1) Variables medidas utilizando S.I.G. (2) variables medidas durante las campañas de muestreo.

La temperatura del aire se obtuvo utilizando modelos mensuales, proporcionados por la interpolación de datos pertenecientes a estaciones meteorológicas (Instituto Nacional de Meteorología). La amplitud térmica se

definió como la diferencia entre los valores máximo y mínimo de la temperatura del aire. Se utilizó un modelo digital del terreno (DTM 30 x 30 m) y el software Arc/Info, para delimitar el área de la sub-cuenca del tramo, estableciendo un nuevo polígono para cada lugar de muestreo, con el objetivo de calcular las variables ambientales asociadas (e.g. pendiente específica de la cuenca del tramo). Las otras variables morfológicas (latitud, altitud, altitud máxima, orden del río, pendiente y área de la cuenca principal) fueron obtenidas directamente del modelo digital del terreno. Los datos geológicos fueron calculados cruzando la superficie geológica con el área de aplicación, obteniendo el porcentaje del área de la sub-cuenca para cada clase geológica: carbonatada y evaporítica.

Por último, se aplicó la transformación de la raíz cuadrada a aquellas variables ambientales seleccionadas en las que la transformación de sus valores supuso una mejora en su normalidad (i.e. al rango de la alcalinidad).

#### 5.4.1.- *Análisis multivariantes para el desarrollo de modelos de predicción*

Del mismo modo que en trabajos previos, y en base a la composición de las comunidades de macroinvertebrados acuáticos, se realizó una clasificación biológica del conjunto de lugares de referencia (e.g. Wright *et al.* 1984; Parsons y Norris 1996). Para ello, se utilizó un método de agrupación (UPGMA flexible) recomendado por Belbin y MacDonald (1996), utilizando un valor de  $\beta = -0.6$  (Van Sickle *et al.* 2006), y la medida de similaridad de Bray-Curtis. Estos procedimientos han sido ampliamente utilizados en el desarrollo de otros sistemas de predicción, como es el caso del AUSRIVAS (Smith *et al.* 1999; Simpson y Norris 2000) o el BEAST (Reynoldson *et al.* 1995).

Bailey *et al.* (2004) proponen el utilizar un análisis de ordenación, NMDS (*Non-Metric Multi-Dimensional Scaling*) para ayudar en la toma de

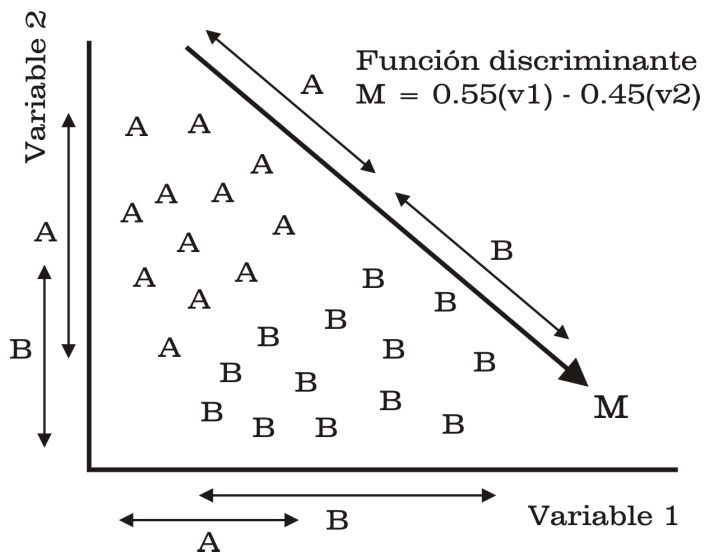
decisión sobre cuantos grupos biológicos utilizar en el desarrollo del modelo de predicción. Aquellas clasificaciones biológicas, que en la ordenación del análisis NMDS presenten un menor grado de solapamiento entre los grupos, así como un menor grado de dispersión de los componentes dentro de cada grupo, se considerarán como una buena elección, asumiendo que resulta más fácil encontrar variables ambientales capaces de discriminar dichos grupos. En nuestro caso se utilizó la función *autopilot* del software PC-Ord<sup>®</sup> v 4.2 (McCune y Mefford 1999) para llevar a cabo dicho análisis. De acuerdo con Wright *et al.* (1993), cada grupo biológico debe presentar como mínimo cinco lugares de referencia, ya que grupos más pequeños producen una baja representación del tipo de lugar y un error en el proceso de modelización (Simpson y Norris 2000).

Por otro lado, como señalaron Bailey *et al.* (2004) la decisión final de cuantos grupos biológicos utilizar en el desarrollo de un modelo de predicción es subjetiva. Por lo tanto, otras clasificaciones cercanas a la elegida podrían ser también apropiadas. Para solucionar este problema, tan objetivamente como fuese posible, distintas clasificaciones biológicas fueron establecidas con diferente número de grupos.

Una vez obtenidas las clasificaciones biológicas, el modelo discriminante para cada una de ellas se genera utilizando un análisis discriminante múltiple (DFA), el cual en base a un conjunto de variables ambientales produce una serie de funciones, de forma que dichas funciones son capaces de discriminar los grupos biológicos obtenidos previamente, ya que en muchos casos las variables ambientales por si solas no son capaces de separarlos (Figura 5.4)

Tradicionalmente, la selección de las variables ambientales predictoras de los grupos biológicos en los modelos de predicción de macroinvertebrados, se han venido realizando mediante métodos conocidos

como “por pasos” (e.g. Parsons y Norris 1996; Reynoldson *et al.* 1997; Hawkins *et al.* 2000b). En general mediante un análisis discriminante múltiple por pasos (*stepwise-DFA*), seguido de un análisis discriminante múltiple generando el modelo discriminante. Sin embargo, como Van Sickle *et al.* (2006) han argumentado, los *stepwise-DFA* son vulnerables a los mismos problemas que presentan los análisis de regresión por pasos. Los procedimientos por pasos solamente exploran un reducido número del total de modelos posibles, donde el orden de entrada (o salida) de las distintas variables ambientales, así como su número, pueden afectar al modelo final seleccionado.



**Figura 5.4.** Ejemplo del funcionamiento del análisis discriminante múltiple, en este caso, tanto la variable 1 como la variable 2 son incapaces de separar los grupos A y B, sin embargo la función M, resultado de ambas variables, si que es capaz de discriminar ambos grupos (adaptado de Moss 2000).

Las reglas de inclusión o exclusión de las variables en este tipo de análisis, se basan en tests de la  $F$  para variables individuales, lo que puede conducir a errores en los parámetros, producir un sobre-ajuste de los datos o

dar lugar a tests significativos incorrectos. Finalmente, la selección de variables ambientales por pasos confía en la selección de un único modelo, cuando otros modelos pueden tener unos ajustes igual de buenos, por lo que conclusiones de un único modelo pueden ser engañosas, ya que un modelo diferente puede ajustar los datos de forma igualmente válida (Whittingham *et al.* 2006). Es por ello que recientemente una aproximación alternativa, conocida como *best-subset*, ha sido implementada por Van Sickle *et al.* (2006) para la selección de las variables ambientales, así como para el desarrollo de los modelos de predicción de macroinvertebrados. Este procedimiento se aplicó al conjunto de lugares de referencia, junto con cada una de las clasificaciones alternativas obtenidas previamente para el desarrollo de los modelos de predicción de los ríos mediterráneos ibéricos. Esta aproximación, escrita como funciones del lenguaje “R” (Ihaka y Gentleman 1996), explora todos los modelos discriminantes posibles para una clasificación biológica dada. A su vez, todos los modelos posibles son ordenados en base a sus valores del estadístico “Lambda de Wilks”, separadamente dentro de cada orden de modelo. El orden del modelo está definido por el número de variables ambientales predictoras incluidas en él, independientemente de su orden de entrada. El programa permite retener un número de los mejores modelos para cada orden, es decir, los modelos con los valores de “Lambda de Wilks” más bajos. Este estadístico mide cuanta de la varianza total es debida a los residuales; valores bajos indicarán mayores diferencias entre los grupos biológicos, y por lo tanto grupos más fáciles de discriminar entre sí. Asimismo, el programa calcula para el conjunto de datos de calibración del modelo una serie de medidas de funcionamiento general (ver apartado 5.4.2), así como para un sub-conjunto de datos de validación formado por lugares de referencia (seleccionados de forma aleatoria a partir del conjunto de referencia inicial), y que previamente

a la construcción del modelo han sido separados (en el sistema MEDPACS, el 18-20% del conjunto de referencia).

Tradicionalmente, en el desarrollo de los modelos de predicción mediante los métodos “por pasos”, se utilizaban los valores de precisión de la clasificación biológica para seleccionar el modelo final. Estos valores de precisión se obtenían mediante los análisis de validación cruzada y re-sustitución (Wright *et al.* 2000). Estos análisis evalúan el buen funcionamiento de los modelos discriminantes, proporcionando el porcentaje de lugares del conjunto de calibración bien clasificados por el modelo en cuestión. En el caso de la validación cruzada, cada lugar por turno es separado del conjunto de calibración, reconstruyéndose el modelo cada vez, y comprobando si el lugar separado (utilizado como problema) es situado en su grupo biológico original. Por su parte, el análisis de re-sustitución comprueba el porcentaje de lugares situados correctamente en su grupo original, utilizando cada vez uno de los lugares del conjunto de calibración, pero en este caso, con el mismo modelo generado en un principio.

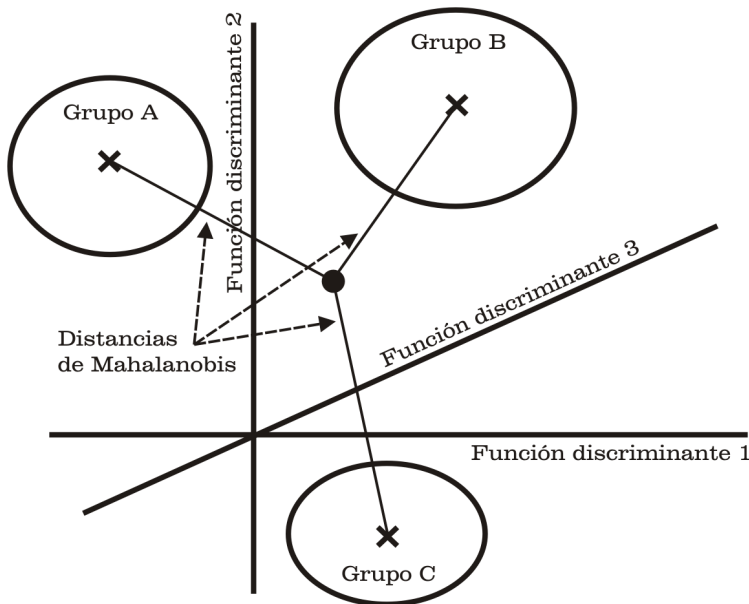
La aproximación *best-subset* también calcula estos valores de precisión de la clasificación biológica, pero en este caso son utilizados como ayuda para identificar los modelos sobre-ajustados, es decir, aquellos modelos que se ajustan muy bien al conjunto de datos con los que se generan, pero que funcionan deficientemente cuando son aplicados a lugares nuevos (Van Sickle *et al.* 2006).

El programa *best-subset*, siguiendo modelos de predicción previos, calcula la probabilidad de un lugar de pertenecer a cada grupo biológico, definida como la distancia de Mahalanobis, es decir, la distancia entre dicho lugar y el centro de cada grupo dentro del espacio multidimensional derivado



por el análisis discriminante múltiple a partir de las variables ambientales predictoras (Figura 5.5).

En muchas situaciones no existen clases naturales discretas, de manera que un lugar puede variar dentro de un continuo ambiental, situándose entre los centros de dos o más grupos biológicos, y obteniendo probabilidades similares de pertenecer a cada uno de esos grupos de referencia (Clarke *et al.* 1996). Como resultado de esta situación, la probabilidad final de captura de una familia de macroinvertebrados en un lugar, se calcula como la suma de las probabilidades de pertenecer a cada grupo biológico de referencia, ponderada por la frecuencia de aparición de dicha familia dentro de cada grupo (Moss *et al.* 1987; Clarke *et al.* 1996). De este modo, distintos grupos y una gran proporción de los lugares de referencia contribuyen activamente en la predicción de las familias de macroinvertebrados de un lugar problema.



**Figura 5.5.** Ejemplo de un espacio multidimensional derivado por un análisis discriminante múltiple. Las probabilidades de pertenecer a cada uno de los tres grupos biológicos presentes, están definidas por las distancias de Mahalanobis del lugar problema al centro de cada uno de los grupos.

El programa *best-subset* calcula para cada modelo seleccionado el número de taxones observados (O) y esperados (E), proporcionando los valores O/E y sus estadísticos asociados (media y desviación estándar). El número de taxones observados está definido por la suma de los taxones capturados durante el muestreo, y el número de taxones esperados se define como la suma de las probabilidades de captura para los diferentes taxones en un lugar dado. Estos valores pueden obtenerse basándose en el listado completo de taxones de referencia predichos (Moss *et al.* 1987), o por el contrario, en el listado de taxones de referencia limitado a diferentes probabilidades de captura umbral, excluyendo taxones con bajas probabilidades de captura ( $P_u = 0.1, 0.2, 0.3, \dots$ ). Simpson y Norris (2000) demostraron que los cocientes O/E calculados utilizando solo las familias con una probabilidad de captura mayor o igual a 0.5, proporcionaron resultados más robustos que aquellos que utilizan la totalidad del listado de taxones, resultados que fueron corroborados posteriormente por Johnson y Sandin (2001) y Ostermiller y Hawkins (2004). Clarke y Murphy (2006) demostraron que a medida que se utilizan distintas probabilidades de captura umbral crecientes, se produce una reducción de la desviación estándar (SD) en los valores O/E de los lugares de referencia, es decir, se da un aumento de la precisión de los modelos. No obstante, este aumento en la precisión no incrementa la sensibilidad de los valores O/E. Dichos autores concluyeron que en conjunto, el poder estadístico para detectar impactos biológicos de las actividades humanas es similar hasta probabilidades umbral de  $P_u = 0.7$ . Recientemente Van Sickle *et al.* (2007) han obtenido resultados similares, sin embargo, así como Clarke y Murphy (2007) obtuvieron una sistemática compresión de la escala de los valores O/E hacia la unidad, Van Sickle *et al.* (2007) observaron que la exclusión de taxones expandía el rango de los valores O/E, concluyendo que los valores numéricos de los cocientes O/E

se alteran de una manera impredecible cuando se excluyen taxones. Es por tanto, que este hecho debe de tenerse en cuenta en comparaciones de los valores O/E para índices calculados en base a diferentes probabilidades umbral.

Para el desarrollo del sistema de predicción MEDPACS, se decidió seguir la aproximación llevada a cabo por el sistema AUSRIVAS (Simpson y Norris 2000), así como por los modelos de predicción desarrollados en EEUU (e.g. Hawkins *et al.* 2000b), utilizando una probabilidad de captura umbral de  $P_u = 0.5$ .

#### 5.4.2.- Medidas de funcionamiento general de los modelos de predicción

Para los mejores modelos seleccionados dentro de cada orden, el programa *best-subset* calcula el error cuadrático medio (*Root Mean Squared Error*, RMSE) de los valores O/E (Van Sickle *et al.* 2006). Este parámetro, destinado a evaluar el funcionamiento general de los modelos, queda definido por la siguiente expresión:

$$\text{RMSE (O/E)} = \sqrt{B^2 + SD^2}$$

B representa el sesgo del modelo de predicción, definido como la diferencia entre la media de los valores O/E (obtenidos con el modelo) para el conjunto de calibración y la unidad ( $B = [\text{Media (O/E)} - 1]$ ). En su caso, la desviación estándar (SD) de los valores O/E representa la precisión del modelo de predicción. Aquellos modelos con una SD (O/E) más pequeña serán capaces de detectar variaciones menores respecto de las condiciones de referencia, y por tanto se considerarán más precisos (Bailey *et al.* 2004).

Debido a que los modelos de predicción están ajustados al conjunto de calibración (de referencia), su sesgo es muy cercano a cero para esos lugares.

En este caso, la desviación estándar de los valores O/E, por si misma, caracteriza la magnitud de los errores de predicción, y por lo tanto el funcionamiento general del modelo. Sin embargo, las predicciones del modelo para un conjunto de validación pueden presentar un sesgo que no es despreciable. Como resultado, el uso del RMSE (O/E) combina el sesgo (B) y la variabilidad de los errores de predicción (SD) en una única medida de funcionamiento general.

Valores bajos del RMSE (O/E) denotarán una mejora en el funcionamiento general de los modelos, sin embargo, existe un rango de variación para este parámetro. En este caso, para el conjunto de calibración, el máximo RMSE (O/E) para que un modelo sea aceptable está establecido en base a lo que se conoce como el modelo nulo (Van Sickle *et al.* 2005). El modelo nulo establece las probabilidades de captura en base a la totalidad del conjunto de calibración, asumiendo que no existen grupos biológicos, y que la aparición de los taxones no está relacionada con ningún gradiente natural ambiental. De esta manera la probabilidad de captura de un taxón, está calculada como la proporción de lugares dentro del conjunto de calibración que presentan dicho taxón, estableciéndose así el límite máximo al cual se llegaría si el modelo fallase en explicar la variación de las comunidades de macroinvertebrados debida a gradientes naturales ambientales.

Van Sickle *et al.* (2006) observaron una disminución en la SD (O/E) para el conjunto de validación, lo que en principio indicaría una mayor precisión de los modelos de predicción en lugares nuevos, lo que es poco probable. Estos autores argumentan, que la variación en el muestreo u otros factores todavía no identificados, juegan un papel importante en las diferencias presentes entre los conjuntos de calibración y validación, respecto a la variabilidad de los valores O/E. Por ello, recomiendan el uso de un modelo nulo propio para el conjunto de validación, ya que una

comparación directa entre los RMSEs de ambos conjuntos, no proporcionaría una medida fiable de cómo varía el funcionamiento de un modelo cuando se aplica a lugares nuevos.

Por otra parte, la formulación de los modelos de predicción, asume que una muestra de macroinvertebrados es uno de los muchos posibles resultados de muestrear una comunidad donde las probabilidades de aparecer de cada taxón son fijas. La desviación estándar teórica de esos múltiples resultados, describe la variabilidad que se podría esperar de un conjunto de muestras replicadas, es decir, tomadas en un mismo lugar y en un mismo momento. Lo que se conoce como la desviación estándar de un muestreo replicado ( $SD_R$ ). Dicha desviación estándar puede derivarse a partir de las probabilidades de aparición de los taxones de una manera teórica, asumiendo que son fijas e independientes unas de otras, es decir, que la probabilidad de aparición de un taxón es independiente a la aparición o no de cualquier otro taxón (Clarke *et al.* 1996). A pesar que la  $SD_R$  se basa en verdaderas probabilidades de aparición, Van Sickle *et al.* (2005) demostraron que puede ser estimada con cierta fiabilidad por las probabilidades de captura, obtenidas con los modelos de predicción para el conjunto de calibración. La  $SD_R$  proporciona el valor mínimo para la SD (O/E), representando la variación mínima residual en los valores O/E que se esperaría en un modelo de predicción perfecto. A su vez, en el caso del conjunto de calibración, también proporciona un valor mínimo para el RMSE (O/E), ya que en este caso el sesgo (B) es prácticamente igual a cero. En el caso del conjunto de validación, puede calcularse una estima análoga de la  $SD_R$ , sin embargo su precisión no está todavía demostrada (Van Sickle *et al.* 2006).

El patrón mostrado por la media de los valores RMSE (O/E) de los mejores modelos seleccionados dentro de cada orden, a medida que este

último aumenta, y dentro de los límites establecidos tanto para el conjunto de calibración (modelo nulo y  $SD_R$ ) como para el de validación (modelo nulo), ayudará a identificar los modelos con un menor error de predicción, así como aquellos modelos sobre-ajustados, permitiendo la selección de las mejores combinaciones de variables ambientales, y consecuentemente los mejores modelos para la predicción de las comunidades de macroinvertebrados acuáticos.

Con el objeto de caracterizar la clasificación biológica finalmente seleccionada en los modelos de predicción dentro del sistema MEDPACS, se realizaron diagramas de cajas utilizando las variables ambientales predictoras más comunes entre los mejores modelos seleccionados. A su vez, se identificaron las familias de macroinvertebrados indicadoras de cada uno de los grupos biológicos mediante el análisis IndVal (IndVal versión 2.0 para PC, Dufrêne y Legendre 1997). Este análisis, para un determinado taxón combina en un valor único (IV), tanto su abundancia en un grupo como su fidelidad a dicho grupo. No obstante, también puede calcularse utilizando datos de presencias-ausencias, en este caso la abundancia se calcula como el cociente entre el número de presencias del taxón dentro de un grupo, respecto del total de presencias de dicho taxón entre todos los grupos. El índice es máximo ( $IV = 100\%$ ) cuando el taxón está presente en todos los lugares de un único grupo de la clasificación. El IV máximo entre los distintos grupos establece el valor IV del taxón y el grupo del cual es indicador. Finalmente el análisis IndVal analiza la significatividad de los valores IV obtenidos mediante la diferencia ( $t$ -test) entre el IV observado y el IV medio de un conjunto obtenido por permutación, y ponderado por la desviación estándar de dicho conjunto, así como mediante el rango del IV observado en la distribución aleatoria, ordenada de forma decreciente. En nuestro caso, para generar el conjunto permutado se utilizaron 1000

iteraciones, con una “semilla de aleatorización” igual a tres, y se utilizó un nivel de significación de  $p < 0.05$ .

#### 5.4.3.- *Evaluación de los valores Observados y Esperados finales: Cálculo para los índices bióticos IBMWP-IASPT*

Una vez que fueron seleccionados los mejores modelos en base a los estadísticos descritos en el apartado anterior, y calculado el número de familias de macroinvertebrados (NFAM) esperadas, pudieron obtenerse los valores esperados para los índices bióticos ibéricos IBMWP-IASPT (Alba-Tercedor *et al.* 2004; Jáimez-Cuéllar *et al.* 2004). Siguiendo el índice británico original BMWP, el IBMWP asigna una puntuación dentro de un rango de uno a diez, a cada familia de macroinvertebrados acuáticos presente en la Península Ibérica de acuerdo con su tolerancia conocida a la contaminación (puntuaciones de diez para las familias más sensibles y puntuaciones de uno para las familias más tolerantes). El valor IBMWP observado para un lugar dado resulta de la suma de las puntuaciones de las familias registradas en dicho lugar. El valor IBMWP esperado es calculado como la suma de las probabilidades de captura de las familias registradas en un lugar dado, cada una de ellas multiplicada por su puntuación IBMWP. Por otra parte, el índice IASPT representa la tolerancia media de una comunidad a la contaminación, y se define como el cociente entre el valor IBMWP dividido por el número de familias que puntúan. Así pues, el valor IASPT esperado resultará del valor IBMWP esperado, dividido por la suma de las probabilidades de captura en un lugar dado.

Los valores observado y esperado para el número de familias (NFAM) y los dos índices bióticos (IBMWP-IASPT) fueron calculados tanto para el conjunto de calibración como para el de validación, en cada uno de los modelos discriminantes dentro del orden de modelo seleccionado. Sin

embargo, con el fin de obtener unos valores finales, se realizó una media ponderada por la calidad de cada uno de los modelos componentes. La calidad de cada modelo discriminante se definió como el porcentaje de reducción del RMSE (O/E) del conjunto de validación respecto de su límite superior (modelo nulo), proporcionando una medida de efectividad en la evaluación de un conjunto de datos independiente (Davy-Bowker *et al.* 2006). Dichos valores medios ponderados se calcularon para el NFAM y el índice IBMWP, y una vez obtenidos, a partir de ellos se calcularon los valores observado y esperado del índice IASPT (IBMWP/NFAM), así como los respectivos cocientes O/E.

Con el objetivo de comprobar como de bien los valores esperados eran capaces de explicar los correspondientes valores observados, se realizaron análisis de regresión (utilizando el software STATISTICA<sup>®</sup> v 7.1, Statsoft 2005) entre los valores observado y esperado finales para el conjunto de calibración, tanto para el número de familias de macroinvertebrados como para los dos índices bióticos. Del mismo modo, estos análisis se utilizaron para evaluar la cercanía de la aproximación MEDPACS al modelo ideal. En un modelo de predicción ideal teórico se esperaría una relación lineal entre los valores observados y esperados. El valor O/E para todo lugar de referencia sería igual a uno, independientemente de la riqueza de familias de los lugares. Esto se traduciría en una recta de regresión con pendiente igual a uno y origen igual a cero (Linke *et al.* 2005), donde los valores esperados explicarían el 100% de la variación de los valores observados ( $r^2 = 1$ ).

Finalmente, se realizó un análisis de la varianza (ANOVA) entre los valores O/E finales de los conjuntos de calibración y validación. De esta forma se analizó la posible existencia de diferencias significativas entre



ambos conjuntos, ya que la presencia de diferencias denotaría modelos incapaces de identificar como tales, lugares de referencia independientes.

Generalmente la distribución de los valores O/E de conjuntos de referencia sigue una distribución normal (Wright 1995, Hawkins *et al.* 2000b), no obstante puede no cumplirse la asunción de homocedasticidad. En esos casos se utilizó un test alternativo (ANOVA de Welch; software JMP IN<sup>®</sup> v 5.1, SAS Institute Inc. 2003), que permite examinar la igualdad de las medias de los conjuntos, controlando el aumento de los errores de Tipo I debidos a la heterogeneidad de la varianza (Quinn y Keough 2002).

### **5.5- ¿Datos cualitativos o semi-cuantitativos? La mejor elección para el desarrollo de modelos de predicción estacionales. Modelo de primavera**

El diseño del protocolo de muestreo de macroinvertebrados GUADALMED (Bonada *et al.* 2004a), permite la obtención de datos tanto cualitativos como semi-cuantitativos de las comunidades de macroinvertebrados acuáticos.

A lo largo de los distintos pasos que componen este protocolo, y como se ha descrito en el apartado 5.3, durante la segunda fase del proyecto GUADALMED se obtuvieron datos de presencias, de densidades relativas, así como de categorías de abundancia, para cada una de las estaciones del año muestreadas (primavera, verano y otoño de 2003).

Para el conjunto de datos de primavera se desarrollaron modelos de predicción utilizando clasificaciones biológicas basadas tanto en los datos cualitativos (presencias), como en los datos semi-cuantitativos (densidades relativas y categorías de abundancia). De esta forma se evaluó si las diferencias en la obtención de las clasificaciones biológicas basadas en distintos tipos de datos, se reflejan en la calidad de los modelos de

predicción, y si es así, poder establecer que tipo de datos representa la mejor elección en el desarrollo de modelos estacionales dentro del sistema MEDPACS.

Con el propósito de que las posibles diferencias encontradas entre los modelos de predicción desarrollados, fuesen debidas exclusivamente a la naturaleza de los mismos, el desarrollo de los modelos siguió los mismos pasos que los llevados a cabo para el desarrollo del modelo combinado, y descritos a lo largo del apartado 5.4. En ese sentido, el uso de la medida de similaridad de Bray-Curtis para la obtención de las clasificaciones biológicas fue idóneo para el objetivo de este trabajo, ya que esta medida de similaridad funciona de una manera consistente para distintos tipos de datos (Thorne *et al.* 1999).

El mismo conjunto de variables ambientales seleccionado, fue utilizado para el desarrollo de los modelos de predicción. A su vez cada tipo de datos estuvo representado por su correspondiente matriz biológica: una matriz de presencias, compuesta por las familias encontradas durante la separación en el campo, una matriz de densidades relativas, basada en la separación aleatoria de los 200 individuos en el laboratorio y una matriz de categorías de abundancia para toda la muestra, basada en los rangos descritos en el apartado 5.3.

Al comparar las tres matrices biológicas, se constató que algunas de las familias de macroinvertebrados se registraron solamente en alguno de los tres pasos del protocolo de muestreo, produciendo la ausencia de datos en las otras matrices (blancos). Por ello, con el propósito de obtener la máxima información de las comunidades de macroinvertebrados en cada matriz biológica, para cada una de las posibles situaciones se establecieron una serie de criterios con el fin de completar dichos blancos:

1. Familias de macroinvertebrados presentes solamente en el paso 1 del protocolo de muestreo (registro de campo): se estableció que para el cómputo de las densidades relativas, dichas familias estuviesen representadas por un único individuo, y se les otorgo la categoría 1 en la matriz de categorías de abundancia.
2. Familias de macroinvertebrados presentes solamente en el paso 2 del protocolo de muestreo (densidades relativas): se estableció que dichas familias se etiquetasen como presentes en la matriz de presencias de macroinvertebrados, así como la categoría apropiada en la matriz de categorías de abundancia.
3. Familias de macroinvertebrados presentes solamente en el paso 3 del protocolo de muestreo (categorías de abundancia): se estableció que dichas familias se etiquetasen como presentes en la matriz de presencias, y que para el cómputo de las densidades relativas estuviesen representadas por un único individuo.

De esta manera, se aseguró el registro en cada matriz de datos de todas las familias presentes en la muestra, especialmente aquellas familias que podían ser fácilmente pasadas por alto en alguno de los tres pasos del protocolo, tales como taxones crípticos (e.g. Acarina) o aquellos con un reducido número de individuos en la muestra.

Finalmente, se evaluó qué tipo de datos proporcionaba los mejores resultados en el desarrollo de los modelos de predicción estacionales, basándose en los resultados obtenidos respecto al sesgo y precisión de los modelos desarrollados (RMSE's), así como en base a su cercanía al modelo ideal teórico.

## **5.6.- Efecto de la variación ambiental interanual del clima mediterráneo sobre las evaluaciones de un modelo de predicción. Modelo de otoño**

Partiendo del conjunto de referencia seleccionado de la base de datos DERIMED, según los criterios descritos en el apartado 5.2, y siguiendo los pasos especificados en el apartado 5.4, se desarrolló un modelo de predicción para la estación de otoño. Este modelo se generó utilizando la matriz biológica de presencias de macroinvertebrados, compuesta por todas las familias encontradas a lo largo de las tres etapas del protocolo de muestreo, junto con el conjunto de variables ambientales utilizadas previamente para el desarrollo de los modelos de predicción anteriores (Tabla 5.1).

Como se ha descrito en el apartado 5.4.1, los modelos de predicción han de ser validados mediante un conjunto de referencia independiente a la propia construcción de los mismos. En el caso del modelo de otoño se utilizó como conjunto de validación un sub-conjunto de 22 lugares de referencia, repartidos a lo largo del área de estudio (Figura 6.13). Este sub-conjunto de referencia, independiente a la construcción del modelo de predicción, fue además muestreado durante los dos otoños posteriores, 2004 y 2005. De esta manera, se obtuvieron los valores O/E finales para los tres indicadores ecológicos (NFAM, IBMWP-IASPT), de un conjunto de datos independiente, durante tres años consecutivos (2003-2005). Estos valores se utilizaron posteriormente para estudiar si la variación ambiental interanual presente en el área de estudio afecta de alguna manera a las evaluaciones del estado ecológico obtenidas mediante este tipo de aproximación.

Diferencias en los valores O/E para los índices bióticos IBMWP-IASPT podrían ser debidas tanto a variaciones interanuales como a la presencia de algún tipo de impacto en alguno de los tres años de estudio

(Zamora-Muñoz y Alba-Tercedor 1996). Con el fin de corroborar que las posibles diferencias entre años no fuesen debidas a diferencias en el contenido orgánico de los ríos, la concentración de tres nutrientes (amonio, nitratos y fosfatos) fue también analizada. Por otra parte, para constatar la existencia de la variación ambiental interanual entre los tres años de estudio, se utilizaron los valores puntuales de caudal como estimas del aporte hídrico, que las precipitaciones de cada año aportaron al conjunto de 22 lugares de referencia.

Para analizar las posibles diferencias significativas entre años se utilizó un ANOVA factorial de dos factores sin réplicas (utilizando el software STATISTICA<sup>®</sup> v 7.1, Statsoft 2005) con un diseño de medidas repetidas. En este tipo de diseño las unidades experimentales (las comunidades de macroinvertebrados) son agrupadas mediante una variable que normalmente refleja unidades de espacio o tiempo (los lugares de referencia), donde el tratamiento (las precipitaciones anuales) es aplicado a todas las unidades experimentales, registrándolas repetidamente a través del tiempo (2003, 2004 y 2005). Este tipo de diseño, se utiliza cuando se sospecha que el trasfondo ambiental es suficientemente desigual como para aumentar sustancialmente la variación de la variable respuesta, como es el caso de comunidades de macroinvertebrados pertenecientes a lugares de referencia distintos. De esta manera, al agrupar las comunidades de macroinvertebrados de condiciones ambientales similares, este diseño permite explicar parte de la variación total de los valores O/E por las diferencias entre los lugares de referencia, y así reducir el porcentaje de variación residual no explicada. Esto permitirá estimas de los parámetros más precisas y un análisis del efecto de las precipitaciones anuales más robusto (Quinn y Keough 2002). En nuestro caso, se establece la hipótesis nula como la ausencia de diferencias

significativas entre las medias marginales de los valores O/E a través de los tres años de estudio.

En este análisis, como parte de la estadística paramétrica, se ha de cumplir la asunción de normalidad así como presentar homogeneidad de varianza e independencia de los residuales de la variable respuesta. Con el propósito de cumplir dichas asunciones, y previamente a la ejecución del ANOVA de medidas repetidas, se aplicó la transformación logarítmica  $[\log_{10}(x+1)]$  en aquellos casos donde fue necesario. No obstante, como opción alternativa a aquellos casos donde dicha transformación no fue efectiva, se utilizó una alternativa no paramétrica, un ANOVA de Friedman (Quinn y Keough 2002).

Por otra parte, los análisis sin replicas deben cumplir que las varianzas de las diferencias de los valores de la variable respuesta (valores O/E) entre los tratamientos (precipitaciones anuales 2003, 2004 y 2005) sean iguales, es decir, deben cumplir la asunción de esfericidad. Sin embargo, esta asunción es poco probable que se cumpla en un diseño de medidas repetidas, ya que al tratarse de observaciones repetidas en el tiempo, aquellas medidas cercanas entre si, temporalmente, estarán más correlacionadas que aquellas que estén más separadas. Por tanto, se optó por la recomendación sugerida por Winer *et al.* (1991), Keselman y Keselman (1993) o Quinn y Keough (2002), que consiste en asumir que esta asunción no se cumple, y utilizar tanto tests de la  $F$  ajustados, más conservadores (ajustes de Greenhouse-Geisser y Huynh-Feldt), así como una aproximación multivariante, que no necesita de la asunción de esfericidad. En este último caso, las diferencias entre los tratamientos dos a dos, se utilizan como múltiples variables respuesta en un análisis múltiple de la varianza (MANOVA), en nuestro caso se utilizó el estadístico de la “Traza de Pillai”, recomendado por Quinn y Keough (2002). Este estadístico mide la varianza entre grupos y es relativamente

robusto a desviaciones de la normalidad multivariante. De esta manera, la hipótesis nula fue rechazada solamente si en ambos casos, tanto en los test univariantes ajustados como en el test multivariante, se indicó un resultado significativo.

Posteriormente, para aquellos casos donde se encontraron diferencias significativas en el ANOVA de medidas repetidas, se realizaron comparaciones *post hoc*, dos a dos, mediante un análisis HSD de Tukey, con el objetivo de identificar a que año/s se debían dichas diferencias.

### **5.7.- Los niveles del estado ecológico, selección de criterios para determinar el estado ecológico final en la aproximación MEDPACS**

Tal y como establece la DMA (Comisión Europea 2000), el gradiente para los valores O/E de cualquier indicador ecológico que se utilice para medir el estado ecológico, debe categorizarse en cinco niveles: Muy Bueno, Bueno, Moderado, Deficiente y Malo. De manera que cada nivel comprenda un rango dentro de dicho gradiente. Por otra parte, es necesario comprobar la sensibilidad del indicador frente a las perturbaciones presentes en el área de estudio, con el fin de establecer unos rangos que sean realistas y reflejen el verdadero grado de degradación de cualquier lugar. Para ello, se ha de establecer el tipo de relación existente entre el gradiente de los valores O/E de cada indicador ecológico y un gradiente de presión, que refleje de forma general las presiones existentes en el área de estudio.

La guía nº 10 de la DMA (REFCOND, European Commission 2003), sugiere el uso de un estadístico apropiado de la distribución del conjunto de referencia (e.g. percentil 10, 25,...) para establecer el límite entre el muy buen estado y el buen estado ecológico. A partir de dicho valor los cuatro niveles del estado ecológico inferiores se establecen como la división equitativa del





Para llevar a cabo esta aproximación en los modelos de predicción, es necesario establecer el tipo de relación de los valores O/E de los indicadores ecológicos (NFAM, IBMWP-IASPT) respecto del grado de alteración del área de estudio. Para ello es necesario un conjunto de datos suficientemente grande que abarque la totalidad de ambos gradientes, es decir, un conjunto de datos que al evaluarse con los modelos de predicción estén representados desde lugares con valores O/E bajos ( $\sim 0.00$ ) hasta lugares con valores O/E altos ( $\sim 1.00$ ), y que a su vez se disponga de información respecto al tipo y grado de las perturbaciones presentes en dichos lugares.

Un conjunto de datos de tales características, se obtuvo a partir de la base de datos del proyecto GUADALMED. A lo largo de los seis años de duración del proyecto (primera fase 1998-2002; segunda fase 2002-2005), se recopilaron datos tanto de la fauna de macroinvertebrados bentónicos como de las características ambientales de los ríos del área de estudio, recogándose además información de presiones y perturbaciones, mediante variables ambientales relacionadas con la calidad del agua, calidad del bosque de ribera, así como usos del suelo (Apéndice II).

En los modelos de predicción de macroinvertebrados, para que un nuevo lugar pueda ser evaluado, se ha de valorar si se encuentra dentro del rango ambiental del conjunto de calibración, o no (Moss *et al.* 1987; Clarke *et al.* 1996). Para cualquier modelo de predicción, la distancia de Mahalanobis basada en  $f$  funciones discriminantes, se comporta aproximadamente como una variable  $\chi^2$  con  $f$  grados de libertad ( $\chi_f^2$ ). De modo que las predicciones para un lugar, que presente una probabilidad  $\chi_f^2$  menor a 0.01 de obtener un valor mayor que la mínima distancia de Mahalanobis entre el lugar y los grupos biológicos de referencia, serán sospechosas de estar fuera del ámbito de aplicación del modelo, y por lo tanto el lugar en cuestión considerado como un *outlier* (Moss *et al.* 1987; Clarke *et al.* 1996; Clarke 2000).

En la aproximación MEDPACS, los modelos de predicción desarrollados (combinado, primavera y otoño) se basan en un conjunto seleccionado de los mejores modelos posibles, pudiendo darse el caso que un mismo lugar problema se encuentre fuera del ámbito de aplicación de alguno de ellos. De esta manera se estableció que aquellos lugares que fueron evaluados como *outliers* en al menos el 50% de los mejores modelos seleccionados, se considerasen fuera del ámbito de aplicación. En el caso de los lugares evaluados como *outliers* en menos del 50% de los mejores modelos seleccionados, los valores observados y esperados finales se obtuvieron mediante la media ponderada (ver apartado 5.4.3) basada en los modelos que no los consideraron como tales.

El conjunto de datos disponible para cada uno de los modelos de predicción varió en su composición y número, ya que diferente número de *outliers* fueron registrados en cada uno de ellos. Una vez obtenido el gradiente de los valores O/E para cada indicador ecológico en cada uno de los tres modelos de predicción, se generaron los correspondientes gradientes de presión general. Estos tres gradientes se generaron utilizando un análisis de componentes principales (PCA). Este análisis permite la reducción de un conjunto de variables, obteniéndose un grupo reducido de nuevas variables derivadas de las originales, que recopilan la información original (Quinn y Keough 2002). Es por ello, que resulta idóneo para la obtención de un gradiente de presión general, a partir de un conjunto de variables ambientales que denoten distintos tipos de perturbaciones. Anteriormente, esta metodología ha sido utilizada en estudios similares en modelos de predicción (Kennard *et al.* 2006), así como generando un gradiente de contaminación para varios índices bióticos dentro del proceso de intercalibración de la DMA (e.g. Sandin y Hering 2004; Birk *et al.* 2006; Birk y Hering 2006).

Originalmente el análisis de componentes principales fue diseñado para datos con distribuciones multinormales, sin embargo, desviaciones respecto de la normalidad no significan precisamente un sesgo del análisis. No obstante, es importante que las distribuciones de las variables sean razonadamente simétricas (Legendre y Legendre 1998), es por ello que se utilizaron distintas transformaciones para mejorar su simetría. La inclusión de las variables ambientales en el análisis se llevó a cabo siguiendo distintos criterios. En primer lugar, partiendo del conjunto de variables ambientales destinadas a confeccionar el gradiente de presión (Tabla 5.2), se identificaron aquellas que estaban correlacionadas entre sí ( $r > 0.75$ ) con el objetivo de no utilizar información redundante.

**Tabla 5.2.** Variables ambientales de perturbación de la base de datos DERIMED destinadas a confeccionar los gradientes de presión de los modelos combinado, primavera y otoño.

Tipo	Variable ambiental	Código	Descripción
<b>Usos del suelo<sup>1</sup></b>	Aeropuertos	%AERO	Superficie de sub-cuenca de aeropuertos (%)
	Praderas	%PRAD	Superficie de sub-cuenca de praderas (%)
	Suelos contaminados	%SCON	Superficie de sub-cuenca de suelos contaminados (%)
	Vías de transporte	%VDTR	Superficie de sub-cuenca de vías de transporte (%)
	Minas	%ZMIN	Superficie de sub-cuenca de minas (%)
	Zona quemadas	%ZQUEM	Superficie de sub-cuenca quemada (%)
	Zonas recreativas	%ZREC	Superficie de sub-cuenca de zonas recreativas (%)
	Zonas regadío	%ZREG	Superficie de sub-cuenca de regadío (%)
	Zonas secano	%ZSEC	Superficie de sub-cuenca de cultivos de secano (%)
	Zonas urbanas	%ZURB	Superficie de sub-cuenca urbanizada (%)
	Usos no naturales	%Total usos	Total de usos no naturales de la sub-cuenca (%)
Usos naturales	%Total natural	Total de usos de naturales de la sub-cuenca (%)	
<b>Índice de calidad</b>	Calidad de Ribera	QBR	Índice de Calidad de la Vegetación de Ribera (Munné <i>et al.</i> 2003)
<b>Nutrientes</b>	Contenido en Amonio	Amonio	Concentración de Amonio en el río (mg/L)
	Contenido en Nitritos	Nitritos	Concentración de Nitritos en el río (mg/L)
	Contenido en Nitratos	Nitratos	Concentración de Nitratos en el río (mg/L)
	Contenido en Fosfatos	Fosfatos	Concentración de Fosfatos en el río (mg/L)
	Contenido en Sulfatos	Sulfatos	Concentración de Sulfatos en el río (mg/L)
	Contenido en Cloruros	Cloruros	Concentración de Cloruros en el río (mg/L)
<b>Contenido en O<sub>2</sub></b>	Contenido en Oxígeno	Oxígeno	Concentración de Oxígeno en el río (mg/L)
	Saturación de Oxígeno	Oxígeno%	Porcentaje de saturación del Oxígeno en el río (%)

(1) Variables ambientales obtenidas de la capa de usos del suelo CORINE LAND COVER 2000

Tanto el contenido en sulfatos como el de cloruros fueron excluidos del análisis, así como el contenido en nitratos, ya que estos nutrientes aunque normalmente denotan perturbaciones antrópicas relacionadas con la agricultura (e.g. Martin *et al.* 2004), pueden encontrarse de manera natural debido a la geología del área de estudio (e.g. Holloway *et al.* 1998; Williard *et al.* 2005), como es el caso de la vertiente mediterránea de la Península Ibérica, concretamente en la cuenca del río Segura (García-García *et al.* 2005; Gómez *et al.* 2005). Es por ello que podrían enmascarar los gradientes de presión resultantes. Por otra parte no se incluyó en el conjunto de variables de perturbación el Índice de Hábitat Fluvial (IHF; Pardo *et al.* 2004) como variable que mide la degradación del hábitat, ya que este índice fue diseñado durante la primera fase del proyecto GUADALMED, y para muchos de los puntos de los conjuntos de datos utilizados en este apartado, todavía no existían datos disponibles.

Posteriormente, se descartaron aquellas variables con un elevado grado de asimetría a lo largo de los tres conjuntos de datos (valores de asimetría  $> |3.5|$ ) y el resto se utilizó para generar los distintos gradientes de presión. Debido a que las variables utilizadas eran de distinta naturaleza; usos del suelo, nutrientes, índices de calidad, etc., medidas en unidades muy diferentes (Tabla 5.2), se utilizaron las matrices de correlaciones basadas en las variables estandarizadas (media cero y varianza uno), como la matriz de asociación de las variables en los PCAs (Quinn y Keough 2002).

Una vez obtenido el gradiente de presión para el conjunto de datos de cada uno de los modelos de predicción, se estudió su relación con los correspondientes valores O/E mediante análisis de regresión lineales y polinomiales. Con el objetivo de identificar el mejor ajuste de los valores O/E (NFAM, IBMWP e IASPT) con los gradientes de presión, se compararon los modelos de regresión obtenidos mediante el criterio de

información bayesiano o de Schwarz (BIC, *Bayesian Information Criterion*; Schwarz 1978). Este criterio, a diferencia que el criterio de información de Akaike (AIC, *Akaike Information Criterion*; Akaike 1978), se ajusta teniendo en cuenta el tamaño del conjunto de datos, siendo más restrictivo con aquellos modelos con un mayor número de variables predictoras (o en este caso términos). La varianza no explicada en la variable respuesta y el número de variables predictoras (o términos) aumentan los valores BIC, por tanto, los mejores modelos y más parsimoniosos serán aquellos con valores BIC menores (Quinn y Keough 2002).

Una vez establecidos los rangos de cada uno de los niveles del estado ecológico para los valores O/E de los indicadores NFAM, IBMWP-IASPT, es necesario el establecimiento de un criterio que combine los resultados obtenidos, tal y como establece la DMA en su guía nº 13 (ECOSTAT, European Commission 2005). Los distintos indicadores utilizados para un elemento de calidad (e.g. los macroinvertebrados acuáticos) han de combinarse en un valor único que junto con otros elementos, tanto biológicos (diatomeas, macrófitos y peces), como hidro-morfológicos y físico-químicos establecerán el estado ecológico final para una masa de agua.

Para obtener el criterio de combinación que mejor representase el estado ecológico de los ríos mediterráneos ibéricos utilizando la aproximación MEDPACS, se decidió comprobar cinco criterios de combinación distintos (Tabla 5.3) utilizando los datos disponibles de los tres modelos de predicción desarrollados.

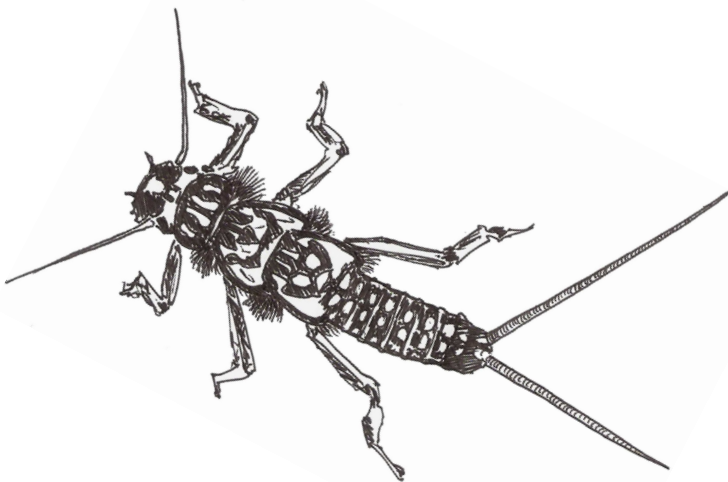
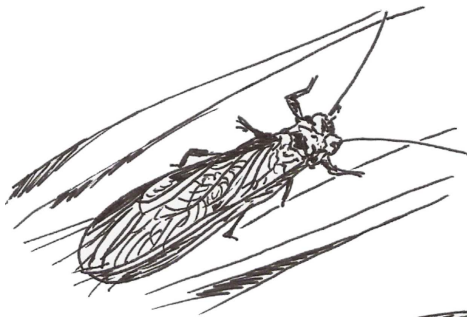
Para evaluar que criterio de combinación reflejaría mejor el estado ecológico de los ríos mediterráneos, se utilizó la condición de referencia como criterio independiente a las evaluaciones llevadas a cabo por los modelos de predicción.

**Tabla 5.3.** Descripción de los criterios de combinación propuestos para determinar el estado ecológico mediante la aproximación MEDPACS, a partir de los tres indicadores ecológicos estudiados.

<b>Criterios de combinación</b>	<b>Nivel del estado ecológico final determinado por...</b>
EE-0	La mediana de los tres indicadores, excepto cuando el IASPT es el menor, entonces él determina el EE final.
EE-1	El menor de los tres indicadores ecológicos (NFAM, IBMWP e IASPT)
EE-2	La mediana de los tres indicadores ecológicos (NFAM, IBMWP e IASPT)
EE-3	El menor de los indicadores NFAM e IASPT
EE-4	El menor de los indicadores IBMWP e IASPT

La DMA (Comisión Europea 2000) establece que el muy buen estado ecológico debe corresponderse a lo que se considera la condición de referencia. En el caso de la aproximación MEDPACS dicho nivel corresponde al 75% del conjunto de referencia, ya que el límite entre el muy buen estado y el buen estado, esta establecido en el percentil 25 de dicha distribución, de forma análoga al índice IBMWP (Alba-Tercedor *et al.* 2004). Es por ello que la totalidad de los lugares de referencia debería situarse en estos dos niveles superiores, mientras que los tres niveles del estado ecológico inferiores (Moderado, Deficiente, y Malo) deberían estar representados por aquellos lugares alejados de las condiciones de referencia. En base a este criterio y para cada uno de los cinco criterios de combinación, se estudió la magnitud tanto de los errores de Tipo I como de Tipo II, es decir, se estudió el porcentaje de lugares de referencia que era evaluado como perteneciente a los niveles inferiores del estado ecológico; Moderado, Deficiente, y Malo (error Tipo I), así como el porcentaje de lugares de no referencia evaluados como pertenecientes a los niveles superiores del estado ecológico; Bueno y Muy Bueno (error Tipo II).

## 6.- RESULTADOS







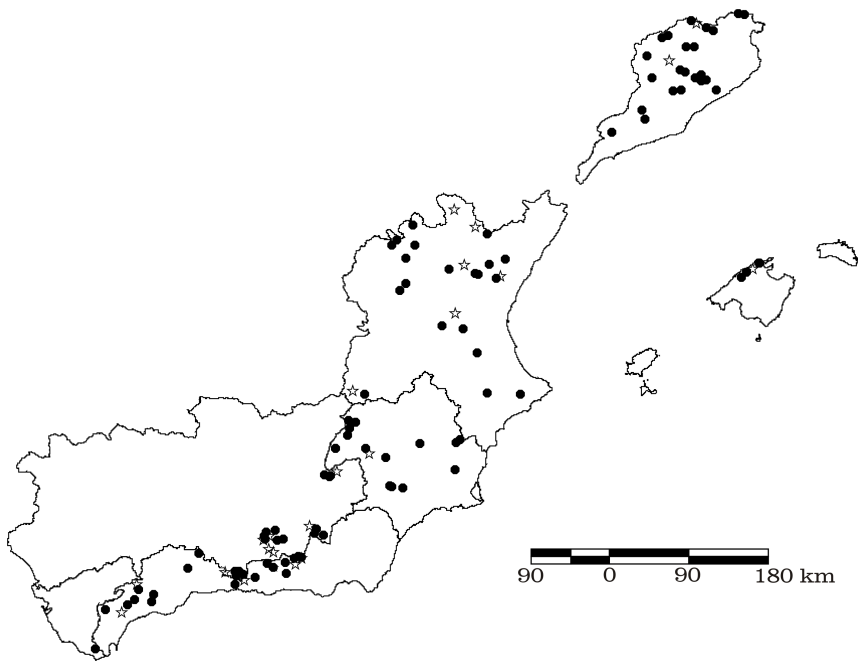
## 6.1.- Desarrollo de un modelo de predicción. Modelo combinado (primavera, verano y otoño)

Tras aplicar los criterios de referencia del proyecto GUADALMED, un total de 128 lugares (de los 162 potenciales) fue seleccionado como conjunto de referencia. Para este conjunto, cada criterio individual se cumplió en más del 80% de los lugares, exceptuando los criterios de usos antrópicos del suelo y la concentración umbral de amonio, cuyos porcentajes fueron menores. Los restantes 34 lugares del conjunto inicial, fallaron en más de tres criterios de referencia, en el criterio de no modificación del canal fluvial natural o en el de no regulación del caudal, por lo que fueron clasificados como lugares de no referencia (Tabla 6.1). Posteriormente, seis de los lugares de referencia fueron descartados debido a problemas en los registros de las variables ambientales o en la recolección de los datos de macroinvertebrados durante alguna de las tres campañas de muestreo. Por lo tanto, un total de 122 lugares quedaron disponibles para el desarrollo del modelo de predicción combinado.

**Tabla 6.1.** Comparación de cada uno de los criterios de referencia (en porcentaje) para los conjuntos de referencia y no referencia, obtenidos al aplicar los criterios de Bonada *et al.* (2004b). Se muestra la media y el error estándar del número de criterios cumplidos.

<b>CRITERIOS DE REFERENCIA</b>	<b>128 lugares de referencia</b>	<b>34 lugares de no referencia</b>
< 10% de la cuenca destinado a usos antrópicos	71	18
Vegetación de ribera natural	95	88
Vegetación de ribera autóctona	97	79
Riberas sin perturbación	95	79
Canal fluvial natural	99	97
No regulación del caudal	100	38
Hábitat fluvial natural	100	100
Concentración de Amonio (<0.5 mg/L)	34	9
Concentración de Nitritos (<0.01 mg/L)	85	53
Concentración de Fosfatos (<0.05 mg/L)	81	44
Media de los criterios de referencia cumplidos	8.05	6.06
Error estándar de la media	0.09	0.22

El conjunto de referencia final fue dividido aleatoriamente en los conjuntos de calibración (80% - 98 lugares de referencia) y validación (20% - 24 lugares de referencia) del modelo (Figura 6.1), este último sub-conjunto fue utilizado como conjunto de referencia independiente a la construcción del modelo de predicción. Por otro lado, 21 familias de macroinvertebrados de un total de 124 registradas en el conjunto de referencia, fueron consideradas como muy raras y excluidas de los análisis posteriores (Apéndice III).



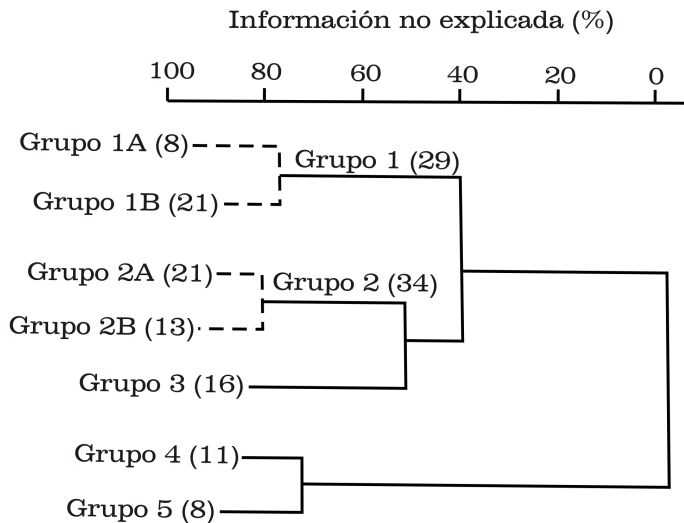
**Figura 6.1.** Localización de los 122 lugares de referencia utilizados para el desarrollo del modelo de predicción combinado (primavera, verano y otoño), diferenciando los conjuntos de calibración (círculos negros) y validación (estrellas).

#### 6.1.1.- *Las clasificaciones biológicas*

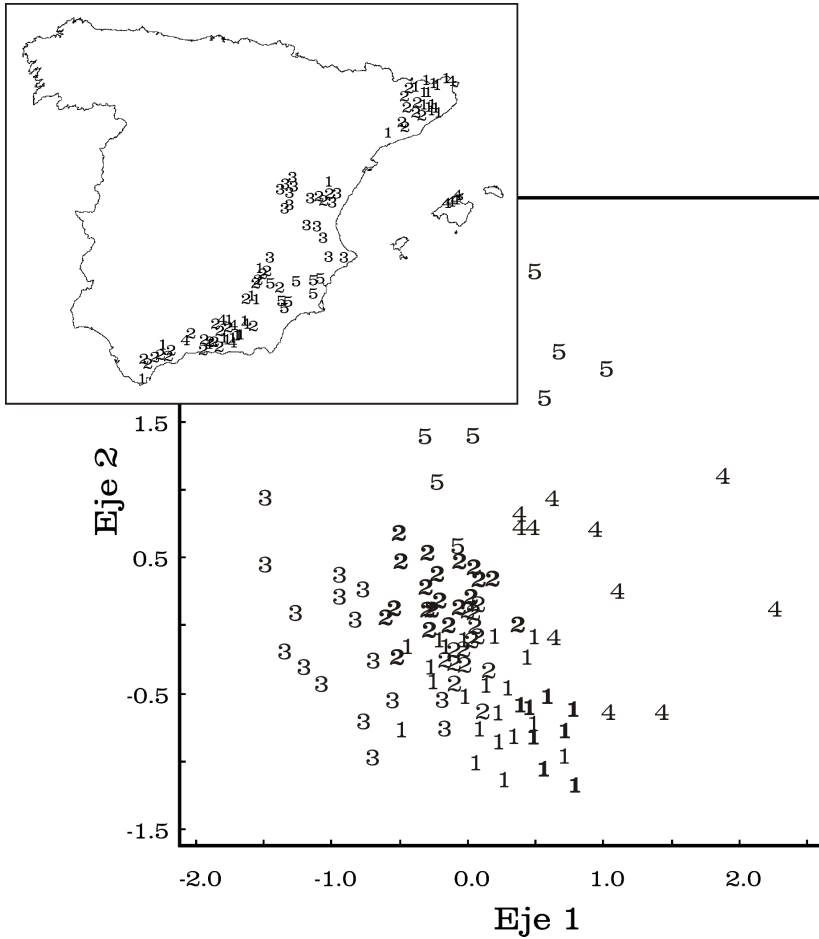
El análisis de agrupación llevado a cabo con la matriz de presencias acumuladas para las tres estaciones del año (primavera, verano y otoño) proporcionó cinco grupos biológicos a un nivel del 76% de información no explicada (Figura 6.2). La ordenación de esos cinco grupos en el espacio

dimensional generado por los dos primeros ejes del análisis NMDS (nivel de estrés 20.21%) se muestra en la Figura 6.3. Puede observarse como existe un escaso solapamiento entre los grupos establecidos, siendo los Grupos 4 y 5 los más dispersos, mientras que los Grupos 1 y 2 fueron los que presentaron una mayor concentración de sus lugares componentes.

Además de esta clasificación de cinco grupos, otras clasificaciones alternativas fueron también posibles, existiendo pequeñas diferencias con una clasificación de seis grupos (corte al 77% de información no explicada) y con una clasificación de siete grupos (corte al 80% de información no explicada). En la clasificación de seis grupos, el Grupo 1 (29 lugares de referencia) puede dividirse en dos grupos (Figura 6.2), uno compuesto por 8 lugares (Grupo 1A) y otro compuesto por 21 lugares (Grupo 1B). En el caso de la clasificación de siete grupos, también el Grupo 2 (34 lugares) puede dividirse en dos grupos, uno compuesto por 21 lugares (Grupo 2A) y otro compuesto por 13 lugares (Grupo 2B).



**Figura 6.2.** Clasificación de los 98 lugares de referencia de los ríos mediterráneos ibéricos (conjunto de calibración) utilizando el análisis de agrupación UPGMA flexible ( $\beta = - 0.6$ ) y la medida de similitud de Bray-Curtis. Entre paréntesis el número de lugares de cada grupo.



**Figura 6.3.** Ordenación de las comunidades de referencia del conjunto de calibración en el espacio bi-dimensional del análisis NMDS. Se muestran los cinco grupos obtenidos en el análisis de agrupación, así como su localización geográfica (mapa superior izquierda). Las divisiones de los Grupos 1 y 2 de las dos clasificaciones alternativas se muestran en negrita (Grupos 1A y 2A).

6.1.2.- Selección de los mejores modelos discriminantes

Las variables ambientales seleccionadas de la base de datos DERIMED, candidatas para los modelos de predicción (Tabla 5.1), y las tres clasificaciones biológicas descritas anteriormente (cinco, seis y siete grupos) fueron utilizadas en el programa *best-subset*. Un total de 15 órdenes de modelo fueron definidos. Los cinco mejores modelos discriminantes (en base al valor de la “Lambda de Wilks”) fueron seleccionados para cada uno

de los 14 primeros órdenes (combinaciones de 1, 2, 3, ..., 14 variables ambientales), así como para el modelo único de 15 variables ambientales. Para cada clasificación biológica, 71 modelos fueron seleccionados como los mejores de un total de 32767 modelos discriminantes posibles.

La Figura 6.4 muestra los valores de precisión de la clasificación para los análisis de re-sustitución y validación cruzada. En las tres clasificaciones biológicas estudiadas se observó como el porcentaje de lugares situados correctamente, obtenidos mediante el análisis de re-sustitución, aumentó a lo largo de los crecientes órdenes de modelo. Los valores análogos obtenidos mediante el análisis de validación cruzada mostraron una tendencia similar, sin embargo se estabilizaron a lo largo de los órdenes mayores. La Figura 6.4 también muestra las medidas de funcionamiento general de los modelos seleccionados, es decir, los valores RMSE (O/E) para los conjuntos de calibración y validación. En todos los modelos y a lo largo de las tres clasificaciones biológicas, los valores RMSE (O/E) calculados para el conjunto de calibración (Figura 6.4, cuadrados negros) se localizaron dentro de los límites superior e inferior establecidos por el modelo nulo y la desviación estándar del muestreo replicado ( $SD_R$ ). Los valores RMSE (O/E) decrecieron rápidamente en los primeros órdenes de modelo, y una vez los ordenes 7°, 6°, y 5° fueron alcanzados para cada clasificación biológica (siete, seis y cinco grupos), estos se estabilizaron. Un patrón similar se encontró también en los valores RMSE (O/E) para el conjunto de validación (Figura 6.4, triángulos blancos), pero en este caso el punto de inflexión de dicha tendencia decreciente fueron los órdenes de modelo 7° y 8°.

Los valores RMSE (O/E) para el conjunto de validación se utilizaron a fin de seleccionar el mejor orden de modelo para cada clasificación biológica, como medida de funcionamiento de los modelos en la evaluación de conjuntos de datos independientes. Por consiguiente, las cinco mejores

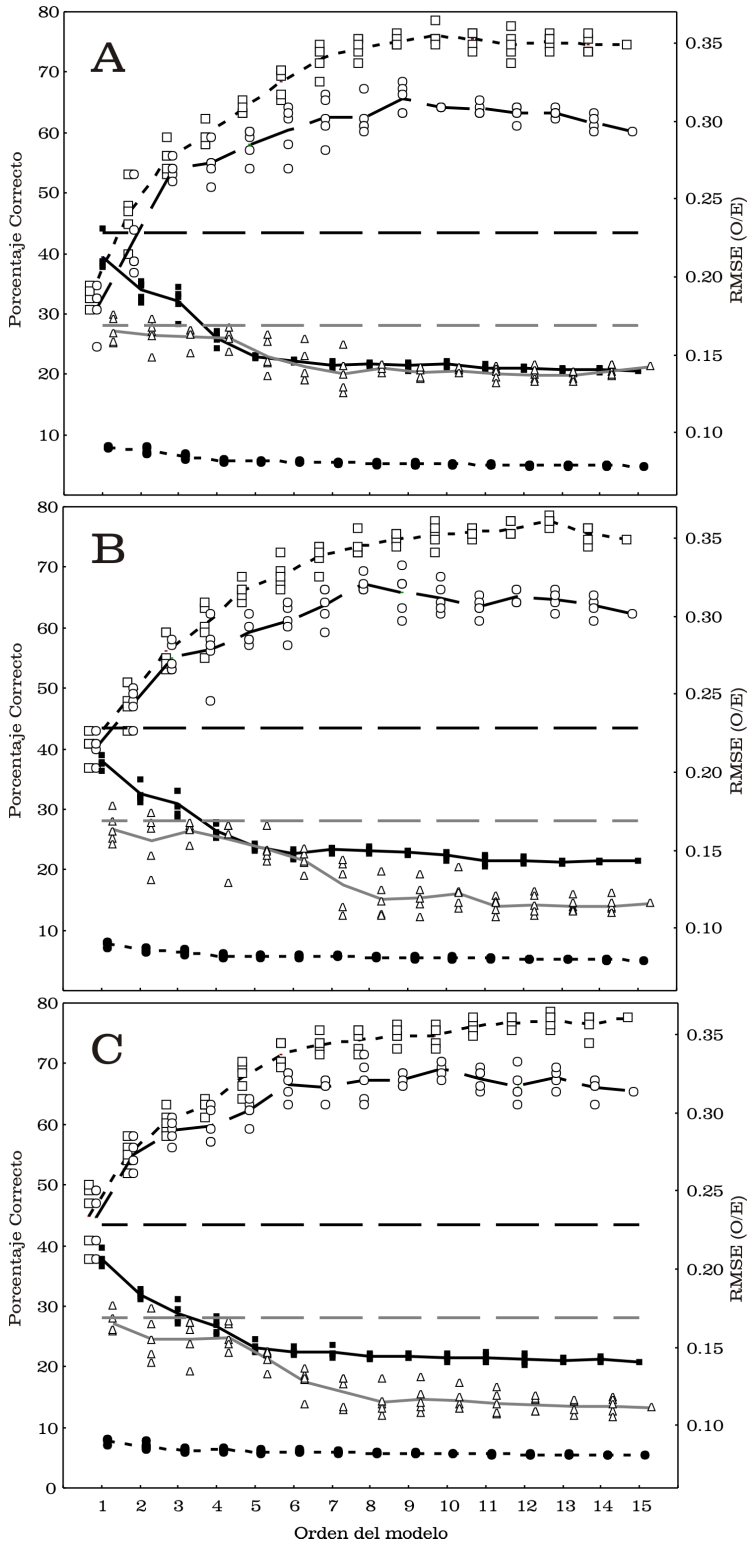
combinaciones de ocho variables ambientales (para las clasificaciones de cinco y seis grupos) y las cinco mejores combinaciones de siete variables ambientales (para la clasificación de siete grupos) fueron seleccionadas como los órdenes donde ya no hubo una mejora del funcionamiento de los modelos de predicción.

Aunque se observaron patrones similares en los 71 modelos seleccionados para cada una de las clasificaciones biológicas, los modelos obtenidos para la clasificación de siete grupos presentaron unos valores RMSE (O/E) medios (para el conjunto de validación) mayores que para las otras dos clasificaciones.

Estos valores se situaron cerca del límite superior establecido por el modelo nulo, y por lo tanto fueron menos efectivos evaluando conjuntos de referencia independientes. Las diferencias entre los modelos desarrollados para las otras dos clasificaciones fueron mínimas, con una ligera mejora en los modelos de la clasificación de cinco grupos biológicos. Finalmente, los cinco mejores modelos desarrollados para la clasificación de cinco grupos con combinaciones de ocho variables ambientales, se utilizaron para calcular los valores observados y esperados finales del número de familias de macroinvertebrados, así como de los índices bióticos IBMWP-IASPT.

---

**Figura 6.4.** (página siguiente). Porcentaje de lugares de calibración clasificados correctamente en los 71 modelos discriminantes seleccionados por el programa *best-subset* (análisis de re-sustitución, cuadrados blancos; validación cruzada, círculos blancos), para las tres clasificaciones biológicas (A: siete, B: seis y C: cinco grupos). Los RMSE (O/E) para el conjunto de calibración (cuadros negros) y validación (triángulos blancos) están representados junto con los valores de los modelos nulos (calibración: línea negra constante discontinua; validación: línea gris constante discontinua), así como la  $SD_R$  (círculos negros) para el conjunto de calibración. Las líneas conectan los valores medios de cada orden.



6.1.3.- *Caracterización de los lugares de referencia*

Los cinco mejores modelos discriminantes, seleccionados al 8° orden de modelo (para la clasificación de cinco grupos), involucraron 12 variables ambientales (Tabla 6.2), dejando fuera del modelo la altitud, la presencia de surgencia aguas arriba del lugar y el rango de la alcalinidad.

**Tabla 6.2.** Variables ambientales predictoras de los cinco mejores modelos discriminantes seleccionados para el modelo de predicción combinado (primavera-verano-otoño). Resaltado en gris las variables más comunes, presentes en cuatro o cinco de los modelos de predicción seleccionados.

Variables predictoras	Modelo Combinado Primavera-Verano-Otoño				
	Nº 1	Nº 2	Nº 3	Nº 4	Nº 5
Latitud		√	√	√	√
Orden del río	√	√	√	√	
Temporalidad del caudal	√	√	√	√	√
Pendiente específica	√	√			√
Temperatura del aire	√	√	√	√	√
Amplitud térmica del aire				√	
Altitud máxima	√				√
Área de la cuenca	√	√	√	√	√
Pendiente específica de la cuenca					√
Sub-cuenca evaporítica			√		
Cuenca carbonatada	√	√	√	√	√
Cuenca evaporítica	√	√	√	√	√

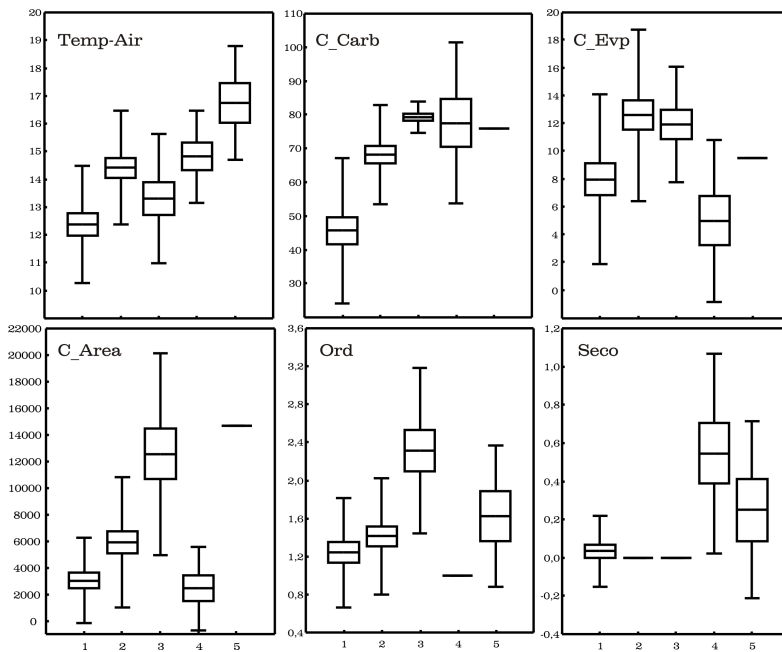
La Figura 6.5 muestra los diagramas de cajas de las variables ambientales más comunes entre los cinco modelos discriminantes seleccionados. Estas variables fueron utilizadas para caracterizar las asociaciones de los lugares de referencia obtenidas de la clasificación de las comunidades de macroinvertebrados de los ríos mediterráneos ibéricos. Así el Grupo 1 incluyó lugares de referencia de pequeños arroyos con un flujo permanente de agua, de cuencas pequeñas y un bajo contenido en materiales carbonatados y evaporíticos en las mismas. Este grupo estuvo formado principalmente por ríos de cabeceras de Sierra Nevada y los Pirineos, localizados respectivamente, al sur y al norte del área de estudio (Figura 6.3).

Los lugares pertenecientes al Grupo 2 se distribuyeron a lo largo del área de estudio, siendo un grupo de lugares similares a los del Grupo 1 en



cuanto a su tamaño de cuenca y orden de río. Sin embargo, con un mayor contenido en materiales carbonatados y evaporíticos en sus cuencas, así como también mayores temperaturas del aire (Figura 6.5).

El Grupo 3 fue parecido al Grupo 2 respecto al contenido de materiales evaporíticos en las cuencas. Sin embargo, estos lugares se sitúan en ríos de mayor orden y con grandes áreas de cuenca aguas arriba. Este grupo está formado por lugares pertenecientes a cursos de agua permanentes, en su mayoría de tramos medios, localizados en las cuencas de los ríos Palancia, Júcar y Turia, en el centro del área de estudio (Figura 6.3).



**Figura 6.5.** Diagramas de cajas para la clasificación biológica de cinco grupos para las variables ambientales más comunes entre los cinco modelos discriminantes, seleccionados mediante el programa *best-subset* para los ríos mediterráneos ibéricos. La media, el error estándar y la desviación estándar están representados por líneas, cajas y barras, respectivamente. Ver Tabla 5.1 para descripción de las variables: Temp-Air (°C), C\_Carb (%), C\_Evp (%), C\_Area (km<sup>2</sup>), Ord (Strahler, 1:50000), Seco (si/no).

La principal característica de los últimos dos grupos (Grupos 4 y 5) fue el régimen temporal del caudal de sus ríos. Sin embargo, ambos presentaron algunas diferencias, principalmente en el contenido de material evaporítico y el área de las cuencas, así como también en el orden de sus ríos y las temperaturas del aire. El Grupo 4 lo formaron arroyos temporales de las Islas Baleares y otros arroyos de geomorfología similar del sur del área de estudio, mientras que el Grupo 5 lo forman las ramblas localizadas en la cuenca del río Segura, situadas en el sureste del área de estudio, caracterizadas por ser arroyos intermitentes y de rápida inundación (Figura 6.3).

El análisis IndVal catalogó 63 familias de macroinvertebrados acuáticos (de un total de 103) como familias indicadoras para los cinco grupos establecidos en la clasificación biológica seleccionada del modelo de predicción combinado (Tabla 6.3). Los valores IV para estas familias variaron entre el 54 y el 14%. El Grupo 2 presentó el mayor número de familias indicadoras (36), pertenecientes en su mayoría a dípteros, coleópteros, odonátos y tricópteros. El Grupo 1 presentó 17 familias indicadoras, principalmente tricópteros y plecópteros, mientras que los grupos 3 y 5 presentaron cuatro y seis familias indicadoras, en este caso cuatro de las cuales fueron heterópteros. Por último el Grupo 4 no presentó ninguna familia indicadora.

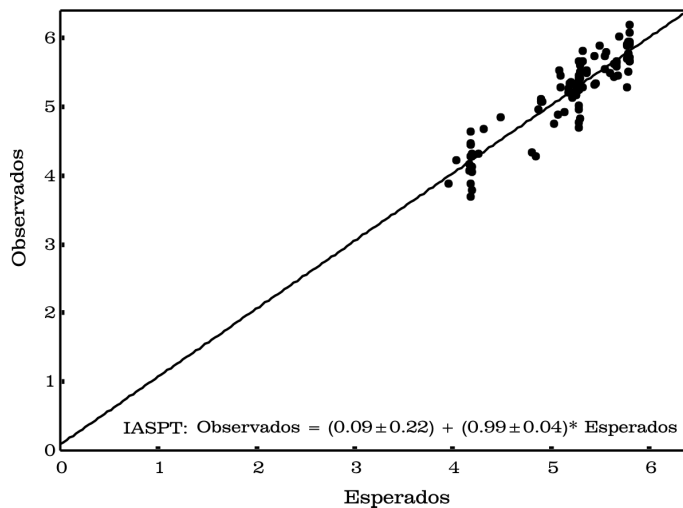
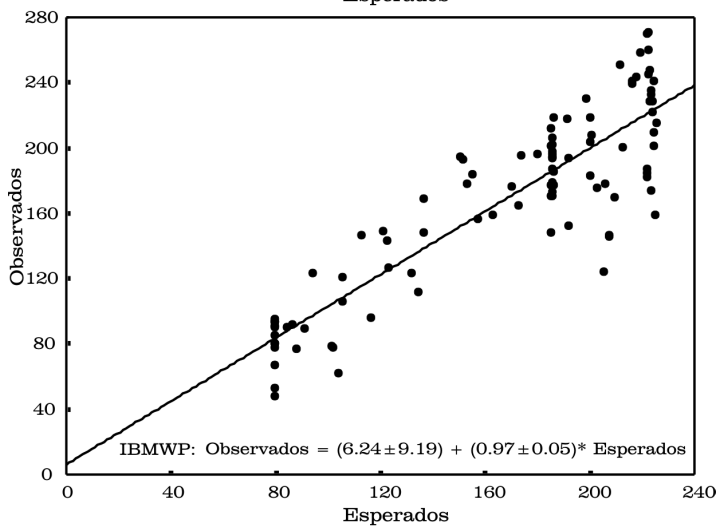
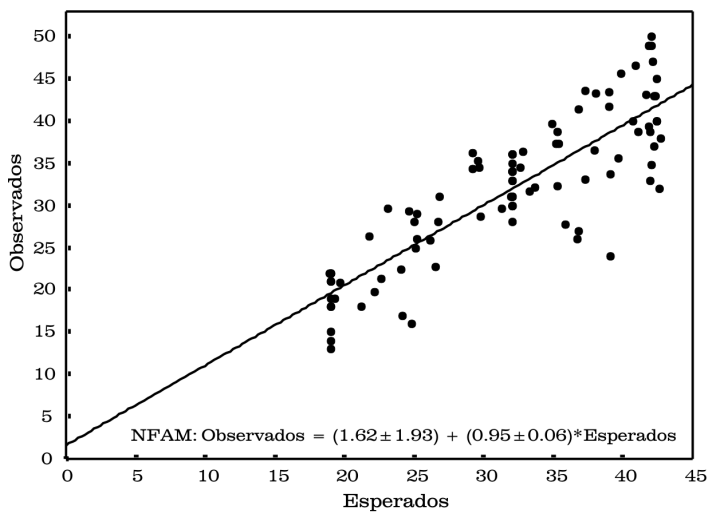
#### 6.1.4.- *Valores Observados, Esperados y cocientes O/E*

Los análisis de regresión llevados a cabo entre los valores observados y esperados finales para el número de familias (NFAM), y los índices IBMWP-IASPT se muestran en la Figura 6.6. El número observado de familias de macroinvertebrados se incrementó a medida que el número de familias esperado aumentaba.

**Tabla 6.3.** Resultados del análisis IndVal. Familias de macroinvertebrados significativamente indicadoras para cada uno de los cinco grupos biológicos obtenidos en el modelo de predicción combinado, el Grupo 4 no presentó ninguna familia indicadora (Orden: T, Trichoptera; P, Plecoptera; E, Ephemeroptera; C, Coleoptera; H, Heteroptera; O, Odonata; D, Diptera; M, Mollusca; X, Otros).

Grupo 1			Grupo 2		
Orden	Familia	IV	Orden	Familia	IV
T	Sericostomatidae	44.0	O	Gomphidae	53.8
E	Heptageniidae	42.2	O	Aeshnidae	50.5
P	Nemouridae	39.9	C	Gyrinidae	49.5
X	Planariidae	39.9	D	Stratiomyidae	44.7
P	Perlidae	36.2	O	Coenagrionidae	44.5
T	Limnephilidae	35.4	D	Athericidae	44.2
P	Perlodidae	35.1	H	Gerridae	43.9
P	Chloroperlidae	34.3	E	Leptophlebiidae	42.7
E	Ephemerellidae	34.2	D	Tabanidae	40.6
T	Philopotamidae	34.2	X	HYDRACARINA	40.5
T	Lepidostomatidae	26.1	O	Calopterygidae	40.0
D	Blephariceridae	24.1	E	Caenidae	39.6
T	Goeridae	21.1	T	Hydroptilidae	39.3
T	Brachycentridae	20.9	O	Cordulegasteridae	39.1
D	Dolichopodidae	18.6	T	Leptoceridae	39.0
T	Odontoceridae	17.7	M	Sphaeriidae	38.3
X	Hydriidae	13.8	D	Ceratopogonidae	38.2
			C	Elmidae	37.8
			D	Limoniidae	37.4
			C	Dytiscidae	37.2
			D	Empididae	36.4
			T	Polycentropodidae	35.9
			C	Hydraenidae	35.3
			D	Psychodidae	34.9
			M	Hydrobiidae	34.0
			C	Scirtidae	34.0
			C	Dryopidae	33.1
			C	Haliplidae	31.5
			T	Psychomyiidae	31.1
			M	Planorbidae	30.3
			H	Notonectidae	29.4
			X	Dugesiiidae	28.0
			H	Corixidae	25.1
			D	Culicidae	24.0
			X	Sialidae	20.9
			O	Corduliidae	17.7
Grupo 3			Grupo 5		
Orden	Familia	IV	Orden	Familia	IV
H	Hydrometridae	29.3	H	Naucoridae	47.1
X	Gammaridae	27.8	O	Libellulidae	26.7
T	Ecnomidae	16.7	H	Pleidae	25.0
M	Thiaridae	16.1	C	Curculionidae	22.5
			H	Nepidae	18.8
			D	Ephydriidae	16.1

Los valores esperados obtenidos por la aproximación MEDPACS explicaron el 73% de la variación presente en el número de familias de macroinvertebrados observadas ( $F_{1,96} = 259.58$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.727). Resultados similares se obtuvieron para los dos índices bióticos, en



estos casos los valores esperados explicaron el 78% y el 84% de la variación presente en los valores observados (IBMWP  $F_{1,96} = 338.83$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.777; IASPT  $F_{1,96} = 520.04$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.843).

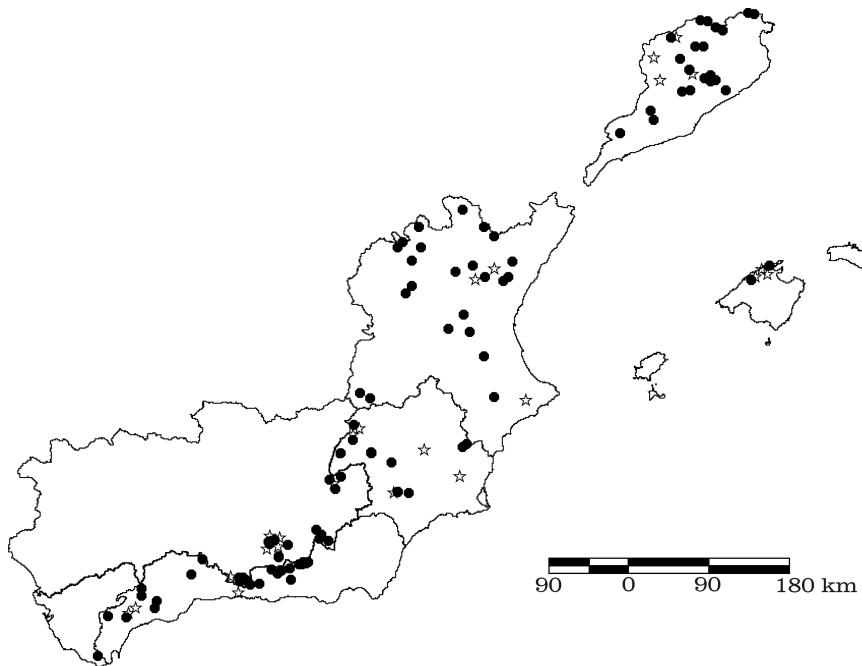
Por otra parte, la hipótesis nula (origen de la recta de regresión entre los valores observados y esperados igual a cero) no se rechazó para ninguno de los tres indicadores ecológicos, (NFAM  $t_{96} = 0.839$ ,  $p = 0.40$ ; IBMWP  $t_{96} = 0.680$ ,  $p = 0.50$ ; IASPT  $t_{96} = 0.398$ ,  $p = 0.69$ ), presentando a su vez pendientes de las rectas de regresión muy cercanas a la unidad (Figura 6.6). Finalmente, no se encontraron diferencias significativas entre los valores O/E de los conjuntos de calibración y validación (NFAM  $F_{1,120} = 2.451$ ,  $p = 0.12$ ; IBMWP  $F_{1,120} = 1.743$ ,  $p = 0.19$ ; IASPT  $F_{1,120} = 0.202$ ,  $p = 0.65$ ).

---

**Figura 6.6.** (página anterior). Nube de puntos de los valores observados y esperados para el número de familias de macroinvertebrados (NFAM), y los dos índices bióticos, IBMWP-IASPT. Las ecuaciones de regresión muestran los correspondientes errores estándar del origen y la pendiente de las rectas de regresión.

## 6.2.- ¿Datos cualitativos o semi-cuantitativos? La mejor elección para el desarrollo de modelos de predicción estacionales. Modelo de primavera

Para el desarrollo de los modelos de predicción estacionales basados en datos cualitativos y semi-cuantitativos, se utilizaron las 15 variables ambientales seleccionadas de la base de datos DERIMED (Tabla 5.1), junto con la información de las comunidades de macroinvertebrados correspondiente a la estación de primavera. En este caso, el conjunto de referencia utilizado estuvo compuesto por 123 lugares de referencia de los 128 lugares definidos en base a los criterios GUADALMED.



**Figura 6.7.** Localización de los 123 lugares de referencia utilizados para el desarrollo de los modelos de predicción de primavera, diferenciando los conjuntos de calibración (círculos negros) y validación (estrellas).

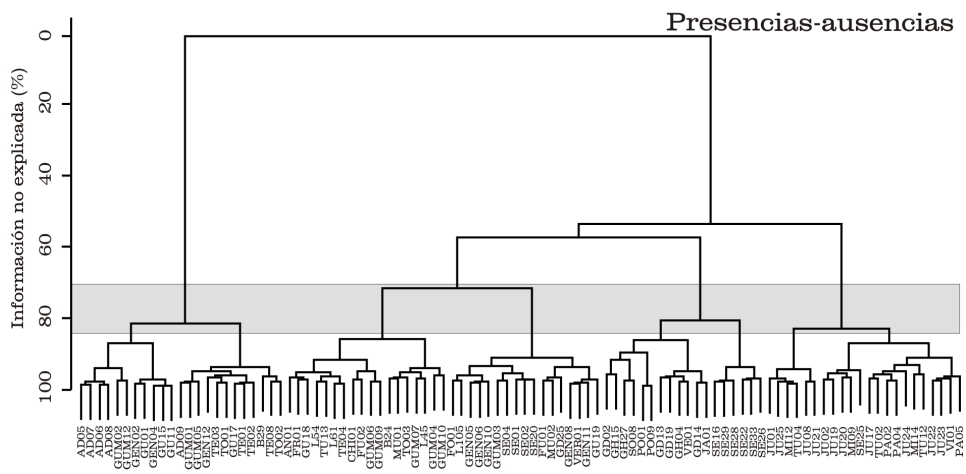
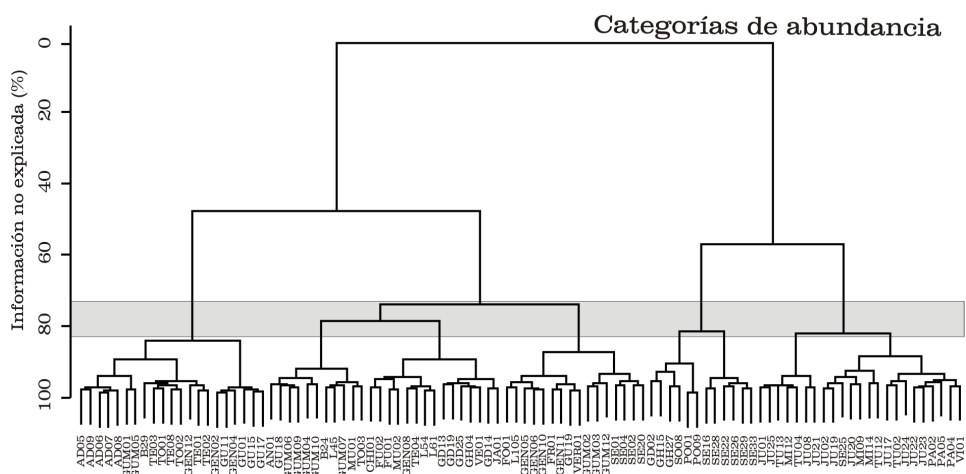
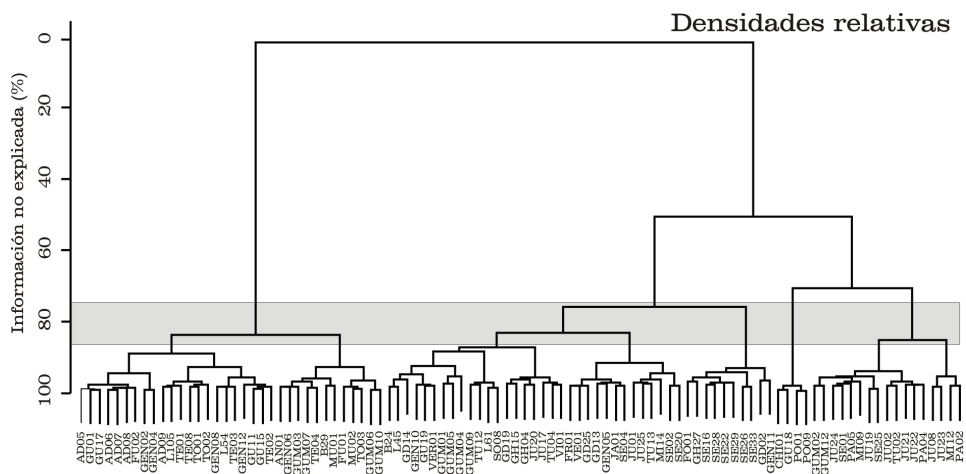
De un total de 116 familias de macroinvertebrados registradas en la estación de primavera, 21 familias fueron excluidas de los análisis posteriores tras ser consideradas muy raras (Apéndice III). La Figura 6.7 muestra el conjunto de los 123 lugares de referencia dividido en los correspondientes conjuntos de calibración (79.7% - 98 lugares) y validación (20.3% - 25 lugares).

#### 6.2.1.- *Las clasificaciones biológicas*

Una vez definidos los conjuntos de datos y obtenidas las distintas matrices biológicas (ver apartado 5.5) de cada uno de los tres tipos de datos (densidades relativas, categorías de abundancia y presencias-ausencias), se realizaron los correspondientes análisis de agrupación de los conjuntos de calibración (análisis UPGMA flexible;  $\beta = - 0.6$ , medida de similaridad de Bray-Curtis). En este caso, para cada tipo de datos se establecieron cinco clasificaciones alternativas de cuatro, cinco, seis, siete, y ocho grupos biológicos. Las cinco clasificaciones alternativas se establecieron a un nivel de información no explicada entre el 87-74% para los datos de densidades relativas, el 83-73% para los datos de categorías de abundancia, y el 84-71% para los datos de presencias-ausencias (Figura 6.8). En este caso, el uso del análisis NMDS como ayuda en la selección de la clasificación biológica para el desarrollo de los modelos de predicción se declinó debido al elevado número de clasificaciones alternativas evaluadas (un total de 15 entre los tres tipos de datos utilizados). En su lugar, se optó por seleccionar directamente,

---

**Figura 6.8.** (página siguiente). Clasificación de los 98 lugares de referencia de los ríos mediterráneos ibéricos (conjunto de calibración) para cada uno de los tipos de datos evaluados (densidades relativas, categorías de abundancia y presencias-ausencias), utilizando el análisis de agrupación UPGMA flexible ( $\beta = - 0.6$ ) y la medida de similaridad de Bray-Curtis. Sombreado en gris las zonas donde se establecieron los niveles de corte para las distintas clasificaciones alternativas evaluadas.





para cada tipo de datos, la clasificación biológica y el orden de modelo que proporcionase las mejores medidas de funcionamiento general en la evaluación de lugares de referencia independientes, es decir, el valor RMSE (O/E) medio más bajo, basado en el conjunto de validación (ver apartado 5.4.2).

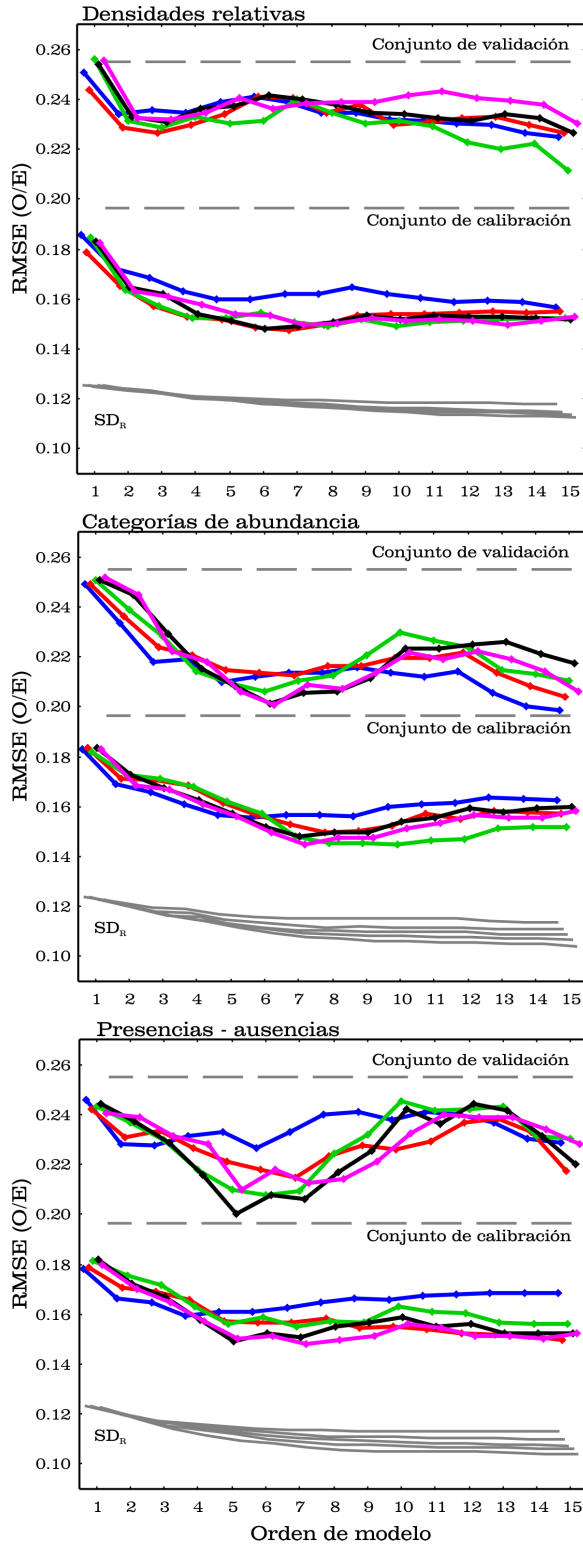
#### 6.2.2.- La selección de los mejores modelos para los distintos tipos de datos

Utilizando el programa *best-subset* y para cada tipo de datos, se seleccionaron los cinco mejores modelos discriminantes (en base a su menor valor del estadístico “Lambda de Wilks”) de cada uno de los 15 órdenes de modelo definidos. Se seleccionaron los mejores 71 modelos del total de 32767 modelos discriminantes posibles para cada una de las clasificaciones biológicas. En la Figura 6.9 están representados los valores RMSE (O/E) medios para cada orden de modelo de los conjuntos de calibración y validación, así como para cada una de las clasificaciones biológicas alternativas en cada uno de los tipos de datos evaluados. A su vez están también representados los valores de los límites superiores para cada conjunto de datos (modelos nulos) y el límite inferior para el conjunto de calibración (valor medio  $SD_R$ ) obtenido para cada una de las cinco clasificaciones alternativas.

Los valores RMSE (O/E) de los conjuntos de calibración presentan unos valores parecidos entre las clasificaciones alternativas para los modelos generados con cada tipo de datos, siendo la clasificación de cuatro grupos la

---

**Figura 6.9.** (página siguiente). Valores RMSE (O/E) medios (tanto para el conjunto de calibración como para el de validación) de los cinco mejores modelos para cada orden de modelo y para cada una de las cinco clasificaciones biológicas alternativas (azul: cuatro grupos, rojo: cinco grupos, verde: seis grupos, negro: siete grupos, fucsia: ocho grupos). Valores para los modelos de predicción generados a partir de los distintos tipos de datos (densidades relativas, categorías de abundancia y presencias-ausencias). En gris los modelos nulos de los conjuntos de calibración y validación y la  $SD_R$  media para cada clasificación biológica.



que de manera general presenta unos valores ligeramente superiores. A lo largo de los modelos generados entre los distintos tipos de datos se establece un patrón similar. En todos los casos dichos valores se encuentran entre los límites superior (modelo nulo) e inferior ( $SD_R$ ) establecidos, y a medida que aumentan los órdenes de los modelos, dichos valores van decreciendo hasta llegado el punto en que se estabilizan (entre el 5° y el 7° orden). Por otra parte, atendiendo a los valores RMSE (O/E) para los conjuntos de validación, se observan mayores diferencias entre las distintas clasificaciones alternativas dentro de los modelos generados para cada tipo de datos, siendo el caso más acusado para los modelos generados con los datos de presencias-ausencias, seguido de los modelos generados con los datos de las categorías de abundancia. En todos los casos, los valores RMSE (O/E) se encuentran por debajo del límite superior establecido por el modelo nulo para el conjunto de validación, sin embargo son los modelos generados con los datos de densidades relativas los que presentan una reducción menor respecto a dicho límite, siendo menos efectivos.

Análogamente a los valores RMSE (O/E) obtenidos para el conjunto de calibración, los valores RMSE (O/E) del conjunto de validación decrecen a medida que aumenta el orden de los modelos, sin embargo una vez llegados entre el 5° y el 7° orden se produce un nuevo aumento, siendo muy patente en los modelos generados con los datos de presencias-ausencias y con los datos de categorías de abundancia. Este patrón denota la existencia de modelos sobre-ajustados en los órdenes mayores, es decir, modelos que se ajustan bien al conjunto de datos con los que se generan (conjunto de calibración), pero que funcionan deficientemente cuando son aplicados a lugares nuevos (conjunto de validación).

Para comparar los modelos generados en base a los distintos tipos de datos y su cercanía al modelo ideal teórico, se seleccionó el orden de modelo

de la clasificación alternativa que proporcionó el valor RMSE (O/E) medio más bajo en la evaluación de lugares independientes (conjunto de validación), y que involucró el menor número de variables ambientales.

Los modelos generados con los datos de densidades relativas fueron descartados, ya que en general fueron mucho menos efectivos (valores RMSE (O/E) del conjunto de validación mayores), en comparación con los modelos generados para los otros dos tipos de datos. Se seleccionó entre los modelos generados con los datos de presencias-ausencias, los cinco mejores modelos pertenecientes al 5° orden, obtenidos utilizando la clasificación biológica de siete grupos. En el caso de los modelos generados utilizando los datos de categorías de abundancia, los cinco mejores modelos pertenecientes al 6° orden presentaron el valor RMSE (O/E) medio para el conjunto de validación más bajos, tanto para la clasificación biológica de siete como de ocho grupos. En este caso, se seleccionaron aquellos modelos obtenidos con la clasificación que involucró un menor número de grupos (siete) siendo a su vez el mismo número de grupos que el seleccionado para los modelos generados con los datos de presencias-ausencias.

#### 6.2.3.- *Caracterización de las clasificaciones biológicas seleccionadas*

Los cinco mejores modelos discriminantes generados con datos cualitativos (presencias-ausencias) de orden cinco (combinaciones de cinco variables ambientales), y los cinco mejores modelos discriminantes generados con datos semi-cuantitativos (categorías de abundancia) de orden seis (combinaciones de seis variables ambientales), involucraron un total de 10 variables predictoras (Tabla 6.4). Seis de dichas variables fueron comunes para ambos tipos de modelos (altitud, pendiente específica, orden del río, temporalidad del caudal, área y altitud máxima de la cuenca), mientras que dos variables predictoras fueron específicas de cada tipo de modelos; la

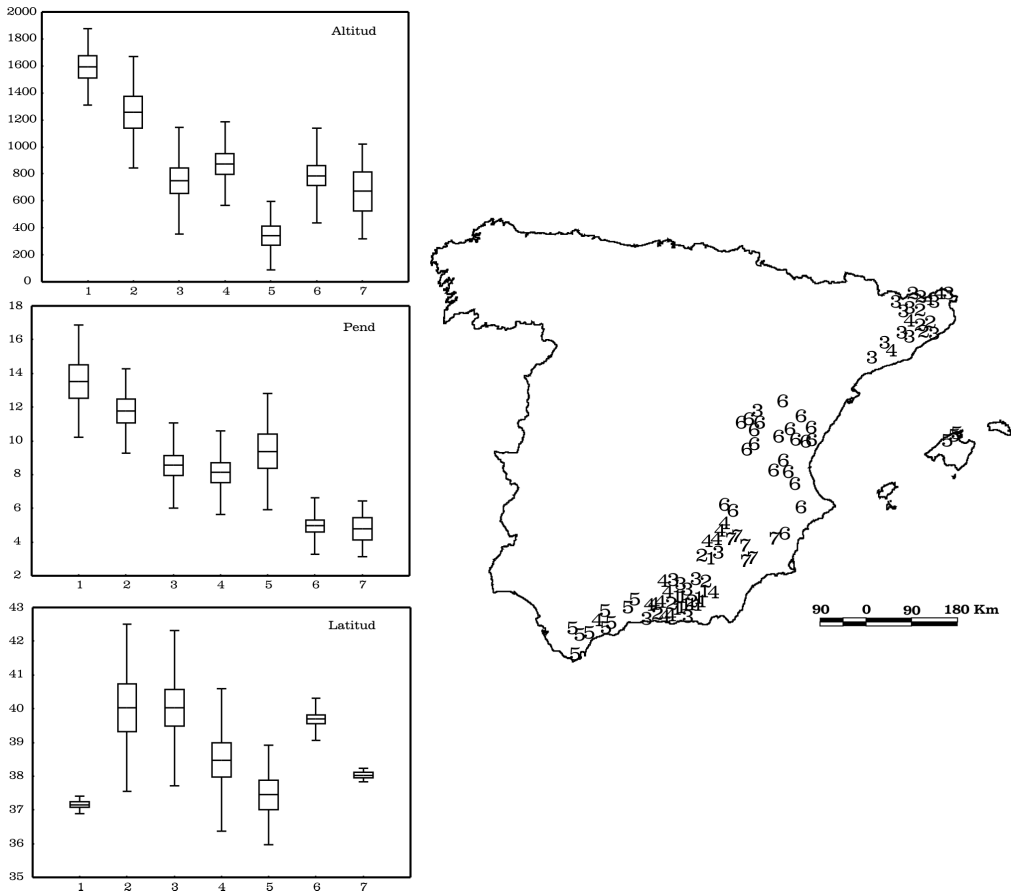
latitud y la amplitud térmica del aire en los modelos generados a partir de presencias-ausencias, y el porcentaje de cuenca carbonatada y evaporítica en los modelos generados a partir de las categorías de abundancia. En este último caso, cinco de las ocho variables involucradas (altitud, pendiente, orden del río, temporalidad del caudal y superficie de cuenca carbonatada) estuvieron presentes en cuatro o cinco de los modelos seleccionados. Por su parte, en los modelos generados a partir de los datos de presencias-ausencias, solamente tres de las ocho variables involucradas (altitud, pendiente específica y latitud) estuvieron presentes en tantos modelos de predicción.

**Tabla 6.4.** Variables ambientales predictoras de los cinco mejores modelos discriminantes seleccionados para los modelos generados tanto con datos cualitativos (presencias-ausencias) como con datos semi-cuantitativos (categorías de abundancia). Resaltado en gris las variables presentes en cuatro o cinco de los modelos de predicción seleccionados para cada tipo de datos.

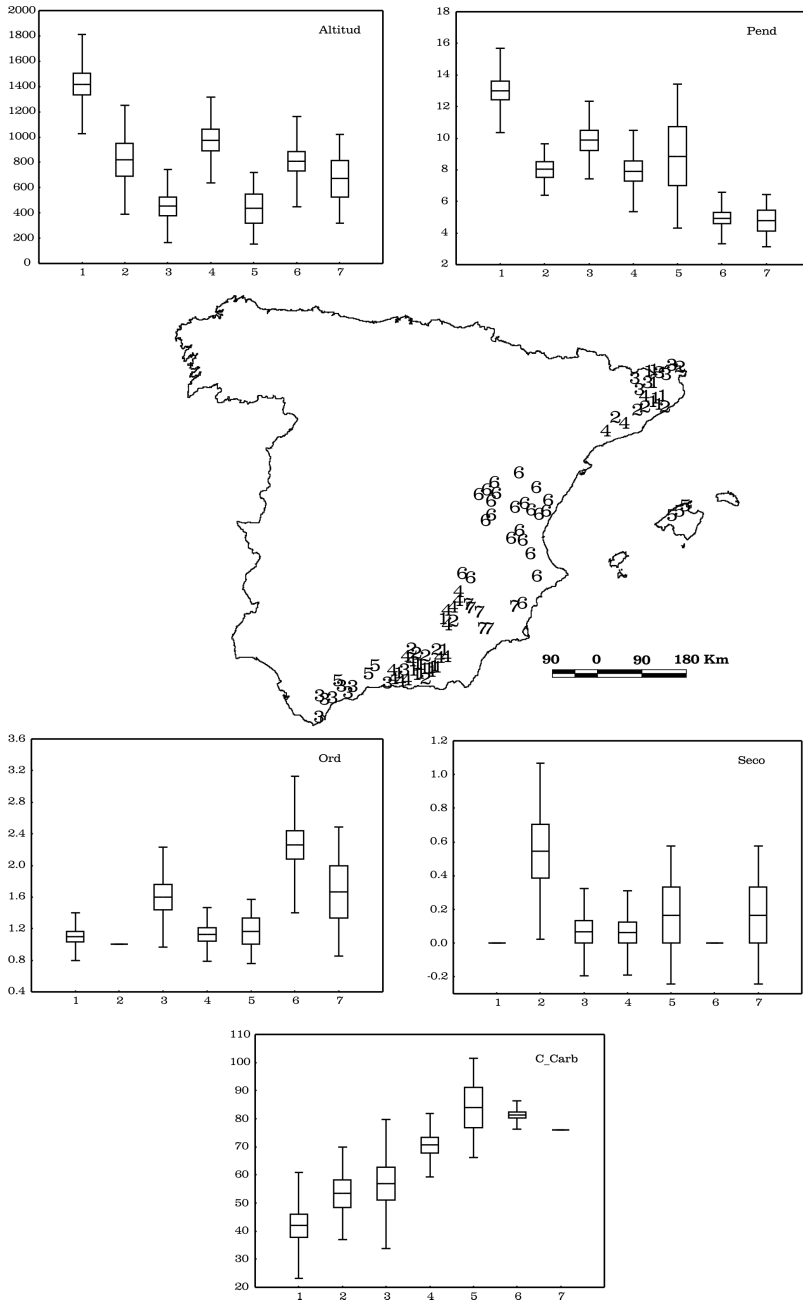
Variables predictoras	Modelo					Modelo				
	Presencias-Ausencias					Categorías de Abundancia				
	Nº 1	Nº 2	Nº 3	Nº 4	Nº 5	Nº1	Nº2	Nº3	Nº 4	Nº 5
Altitud	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√
Pendiente específica	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√
Orden del río			√			√		√	√	√
Temporalidad del caudal				√	√	√	√	√	√	√
Área de cuenca	√	√		√			√	√	√	
Altitud máxima	√		√		√					√
Latitud	√	√	√	√	√					
Amplitud térmica del aire		√								
Cuenca carbonatada						√	√	√	√	√
Cuenca evaporítica						√	√		√	

Las Figuras 6.10 y 6.11 muestran los diagramas de cajas de las variables ambientales predictoras más comunes entre los modelos generados con presencias-ausencias y los generados con categorías de abundancia, respectivamente. En ambos casos existen ejemplos claros de cómo los grupos biológicos obtenidos se explican mediante los gradientes ambientales reflejados por las variables ambientales. Como por ejemplo, la altitud, la pendiente específica o el porcentaje de cuenca carbonatada.

En el caso de la clasificación de siete grupos generada con los datos de presencias-ausencias (Figura 6.10), tanto el Grupo 1 como el Grupo 2 presentan una elevada altitud con pendientes muy acusadas. Se trata de lugares de cabeceras de alta montaña, pertenecientes tanto a los sistemas montañosos de Sierra Nevada en el sur, como al de los Pirineos en el norte del área de estudio.



**Figura 6.10.** Diagramas de cajas de las variables ambientales más comunes entre los cinco modelos discriminantes generados a partir de los datos de presencias-ausencias de la clasificación biológica de siete grupos. La media, el error estándar y la desviación estándar están representados por líneas, cajas y barras, respectivamente. Ver Tabla 5.1 para descripción de las variables: Altitud (m.s.n.m), Pend (%), Latitud (°). En el mapa esta representada la situación geográfica de cada grupo.



**Figura 6.11.** Diagramas de cajas de las variables ambientales más comunes entre los cinco modelos discriminantes generados a partir de los datos de categorías de abundancia de la clasificación biológica de siete grupos. La media, el error estándar y la desviación estándar están representados por líneas, cajas y barras, respectivamente. Ver Tabla 5.1 para descripción de las variables: Altitud (m.s.n.m), Pend (%), Ord (Strahler, 1:50000), Seco (si/no), C\_Carb (%). En el mapa esta representada la situación geográfica de cada grupo.

Los Grupos 3 y 4 también son cabeceras, pero en este caso de menor altitud, menor pendiente y repartidas a lo largo del área de estudio. Por otra parte, el Grupo 5 se caracteriza por presentar lugares de baja altitud pero con una elevada pendiente, se trata de lugares de cuencas pequeñas y cercanas al litoral, situadas al sur del área de estudio (en las provincias de Cádiz y Málaga) y en las Islas Baleares. Por último, los Grupos 6 y 7 corresponden a lugares de altitudes medias pero con pendientes muy pequeñas, se trata de tramos medios pertenecientes a cuencas grandes como son el caso de la cuenca del río Júcar o el río Segura, ubicadas en el centro del área de estudio.

En cuanto a la clasificación de los modelos generados con los datos de categorías de abundancia (Figura 6.11) se observa como el Grupo 1, esta formado por ríos de altitud y pendiente muy elevadas, permanentes, con órdenes de río pequeños, y que presentan el menor porcentaje de materiales carbonatados en sus cuencas. Se trata de ríos de alta montaña, principalmente de naturaleza silíceo (Sierra Nevada y Pirineos). El Grupo 2 esta formado también por cabeceras repartidas por el área de estudio, pero en este caso con altitudes, pendientes y órdenes de río menores que el Grupo 1, destacando el acusado carácter temporal que presentan. Tanto el Grupo 3 como el Grupo 5 presentan lugares de baja altitud, pero con pendientes y órdenes de río similares al Grupo 2 y 4. Se trata principalmente de ríos de cabecera, pertenecientes a cuencas pequeñas. Estos dos grupos se diferencian entre si tanto en el contenido de materiales carbonatados de sus cuencas, como en el carácter temporal que presentan los lugares del Grupo 5. Ambos grupos principalmente se sitúan al sur del área de estudio (provincias de Cádiz y Málaga), pero con lugares del Grupo 5 en las Islas Baleares, y lugares del Grupo 3 situados en las cuencas internas de Cataluña. Por otra parte, el Grupo 4 esta formado por ríos de cabecera repartidos a lo largo del área de estudio. Atendiendo a sus características ambientales, se



trata de un grupo muy similar a los dos anteriores, pero en este caso, los ríos que lo forman presentan altitudes mayores.

Por último los lugares pertenecientes a los Grupos 6 y 7 se caracterizan por presentar las pendientes más bajas, los órdenes de río mayores y el contenido más alto de materiales carbonatados en sus cuencas. Se trata de lugares de tramos medios situados en el centro del área de estudio. Los ríos del Grupo 7, a diferencia de los del Grupo 6, presentan un marcado carácter temporal en cuanto a su caudal. El Grupo 7 situado en el sureste peninsular corresponde a las ramblas de la cuenca del río Segura.

A pesar de las diferencias en la naturaleza de los datos utilizados para generar las clasificaciones biológicas de los modelos de predicción (presencias-ausencias y categorías de abundancia), se observan claras semejanzas entre las dos clasificaciones seleccionadas, en ambos casos hay una clara diferencia entre los grupos formados por lugares de tramos medios (Grupos 6 y 7) y lugares pertenecientes a cabeceras (resto de grupos). Estos últimos de características distintas, como por ejemplo los grupos de alta montaña (Grupos 1 y 2 en la clasificación de presencias-ausencias y Grupo 1 en la clasificación de categorías de abundancia), o los grupos de cabeceras de cuencas litorales de baja altitud (Grupo 5 en la clasificación de presencias-ausencias y Grupos 3 y 5 en la clasificación de categorías de abundancia). Estas semejanzas quedan también patentes en los resultados obtenidos del análisis IndVal para ambas clasificaciones.

En el caso de la clasificación obtenida con los datos de presencias-ausencias, de un total de 95 familias de macroinvertebrados acuáticos registradas, 51 familias fueron catalogadas como indicadoras mediante el análisis IndVal, variando sus valores IV entre un 65 y un 14% (Tabla 6.5).

**Tabla 6.5.** Resultados del análisis IndVal. Familias de macroinvertebrados significativamente indicadoras ( $p < 0.05$ ) para cada uno de los siete grupos biológicos obtenidos con los datos de presencias-ausencias en el modelo de predicción de primavera. (Orden: T, Trichoptera; P, Plecoptera; E, Ephemeroptera; C, Coleoptera; H, Heteroptera; O, Odonata; D, Diptera; M, Mollusca; X, Otros).

Grupo 1			Grupo 2			Grupo 3		
Orden	Familia	IV	Orden	Familia	IV	Orden	Familia	IV
T	Brachycentridae	36.8	P	Chloroperlidae	51.9	P	Taeniopterygidae	16.7
T	Lepidostomatidae	34.2	X	Planariidae	40.3			
D	Psychodidae	23.4	D	Blephariceridae	30.0			
P	Perlidae	21.7	T	Philopotamidae	26.5			
M	Valvatidae	18.2	P	Perlodidae	21.9			
			T	Goeridae	18.8			
			T	Odontoceridae	18.8			

Grupo 4			Grupo 5			Grupo 6		
Orden	Familia	IV	Orden	Familia	IV	Orden	Familia	IV
T	Leptoceridae	32.1	X	Atyidae	26.7	H	Pleidae	50.0
D	Athericidae	31.5	M	Planorbidae	17.4	O	Coenagrionidae	46.2
X	Dugesidae	29.4				O	Libellulidae	41.7
E	Ephemeridae	28.0				H	Nepidae	38.1
C	Hydraenidae	26.2				C	Curculionidae	37.5
C	Scirtidae	26.2				C	Hydrophilidae	26.1
O	Cordulegasteridae	24.9				D	Culicidae	25.0
T	Psychomyiidae	24.9				H	Naucoridae	21.4
P	Nemouridae	24.3				H	Corixidae	20.5
H	Gerridae	22.6				H	Notonectidae	18.9
O	Aeshnidae	22.2				C	Helophoridae	15.0
E	Leptophlebiidae	22.2						
X	Sialidae	21.0						
M	Sphaeriidae	20.9						
T	Polycentropodidae	20.7						
C	Dryopidae	19.1						
D	Tabanidae	18.7						
X	Glossiphonidae	13.5						

Grupo 7		
Orden	Familia	IV
H	Hydrometridae	64.9
M	Hydrobiidae	31.0
X	Gammaridae	30.1
O	Gomphidae	28.0
D	Stratiomyidae	24.8
M	Neritidae	22.7
M	Thiaridae	18.2

Para esta clasificación, el Grupo 4 presenta el mayor número de familias indicadoras (18), con representantes de todos los órdenes, tanto tricópteros, plecópteros, efemerópteros, como coleópteros, odonatos, dípteros, etc. Los Grupos 1, 2, 6 y 7 presentan entre cinco y once familias indicadoras. En el caso de los Grupos 1 y 2 predominan las familias pertenecientes a los órdenes de tricópteros y plecópteros, mientras que en los Grupos 6 y 7 son los heterópteros, coleópteros, moluscos y odonatos los

órdenes predominantes. Por último los Grupos 3 y 5 presentan solamente una y dos familias indicadoras respectivamente.

En el caso de la clasificación obtenida con los datos de categorías de abundancia, del total de 95 familias de macroinvertebrados, 53 fueron catalogadas como familias indicadoras por el análisis IndVal, con valores IV entre un 64 y 13% (Tabla 6.6).

**Tabla 6.6.** Resultados del análisis IndVal. Familias de macroinvertebrados significativamente indicadoras ( $p < 0.05$ ) para cada uno de los siete grupos biológicos obtenidos con los datos de categorías de abundancias en el modelo de predicción de primavera, el Grupo 5 no presentó ninguna familia indicadora (Orden: T, Trichoptera; P, Plecoptera; E, Ephemeroptera; C, Coleoptera; H, Heteroptera; O, Odonata; D, Diptera; M, Mollusca; X, Otros).

Grupo 1			Grupo 2			Grupo 3		
Orden	Familia	IV	Orden	Familia	IV	Orden	Familia	IV
X	Planariidae	50.3	P	Taeniopterygidae	27.3	E	Ephemerellidae	22.9
T	Brachycentridae	48.0				E	Oligoneuriidae	13.3
D	Blephariceridae	47.6						
D	Psychodidae	45.2						
E	Heptageniidae	44.9						
T	Limnephilidae	42.6						
P	Nemouridae	41.9						
P	Perlidae	40.8						
P	Chloroperlidae	34.3						
D	Limoniidae	32.4						
T	Rhyacophilidae	32.4						
T	Lepidostomatidae	30.1						
X	OLIGOCHAETA	30.0						
P	Leuctridae	26.3						
P	Perlodidae	23.4						
T	Philopotamidae	22.0						
Grupo 4			Grupo 6			Grupo 7		
Orden	Familia	IV	Orden	Familia	IV	Orden	Familia	IV
C	Scirtidae	41.3	H	Hydrometridae	63.9	O	Libellulidae	53.9
O	Cordulegasteridae	39.9	M	Hydrobiidae	41.7	O	Coenagrionidae	52.2
T	Leptoceridae	39.9	X	Gammaridae	40.6	H	Pleidae	50.0
D	Stratiomyidae	34.2	O	Gomphidae	25.6	H	Nepidae	46.7
T	Polycentropodidae	28.1	M	Neritidae	21.7	C	Hydrophilidae	42.9
E	Ephemeridae	27.6	M	Thiaridae	18.3	C	Curculionidae	40.0
D	Athericidae	25.8				D	Culicidae	31.8
O	Aeshnidae	25.4				H	Notonectidae	25.0
M	Sphaeriidae	24.1				H	Corixidae	24.0
T	Psychomyiidae	21.6				C	Dytiscidae	23.6
X	Dugesiiidae	21.4				M	Physidae	20.8
T	Sericostomatidae	20.9				H	Naucoridae	20.0
T	Hydroptilidae	20.9						
X	Sialidae	20.8						
C	Dryopidae	20.3						
M	Valvatidae	16.1						

Al contrario que el Grupo 5, que no presenta ninguna familia indicadora, los Grupos 1 y 4 presentan el mayor número de familias indicadoras (16 cada uno). El Grupo 4 presenta una mayor diversidad de órdenes, destacando los tricópteros con cinco familias indicadoras. No obstante, en el caso del Grupo 1 además de los tricópteros, son los plecópteros los más representados. En los Grupos 6 y 7 (con 6 y 12 familias indicadoras), a diferencia que los grupos anteriores, son los heterópteros, coleópteros, moluscos y odonatos los más representados. Por último, los Grupos 2 y 3 son los grupos con menor número de familias indicadoras, el Grupo 2 con una familia de plecópteros mientras que el Grupo 3 con dos familias de efemerópteros.

Ambas clasificaciones presentan un número de familias indicadoras similar (51 y 53 respectivamente), sin embargo 20 de esas familias no son comunes. Estas diferencias no impiden que se observen semejanzas importantes entre los grupos obtenidos de las dos clasificaciones, así pues:

El 75% de las familias indicadoras del Grupo 4 en la clasificación de categorías de abundancia, lo son también del Grupo 4 en la clasificación de presencias-ausencias. El 83% de las familias indicadoras del Grupo 7 en la clasificación de categorías de abundancia, lo son del Grupo 6 en la clasificación de presencias-ausencias. El 100% de las familias indicadoras del Grupo 6 en la clasificación de categorías de abundancia, lo son del Grupo 7 en la clasificación de presencias-ausencias. El 63% de las familias indicadoras del Grupo 1 en la clasificación de categorías de abundancia, lo son de los Grupos 1 y 2 en la clasificación de presencias-ausencias. Así como la familia indicadora del Grupo 2 en la clasificación de categorías de abundancia, lo es también del Grupo 3 en la clasificación de presencias-ausencias.

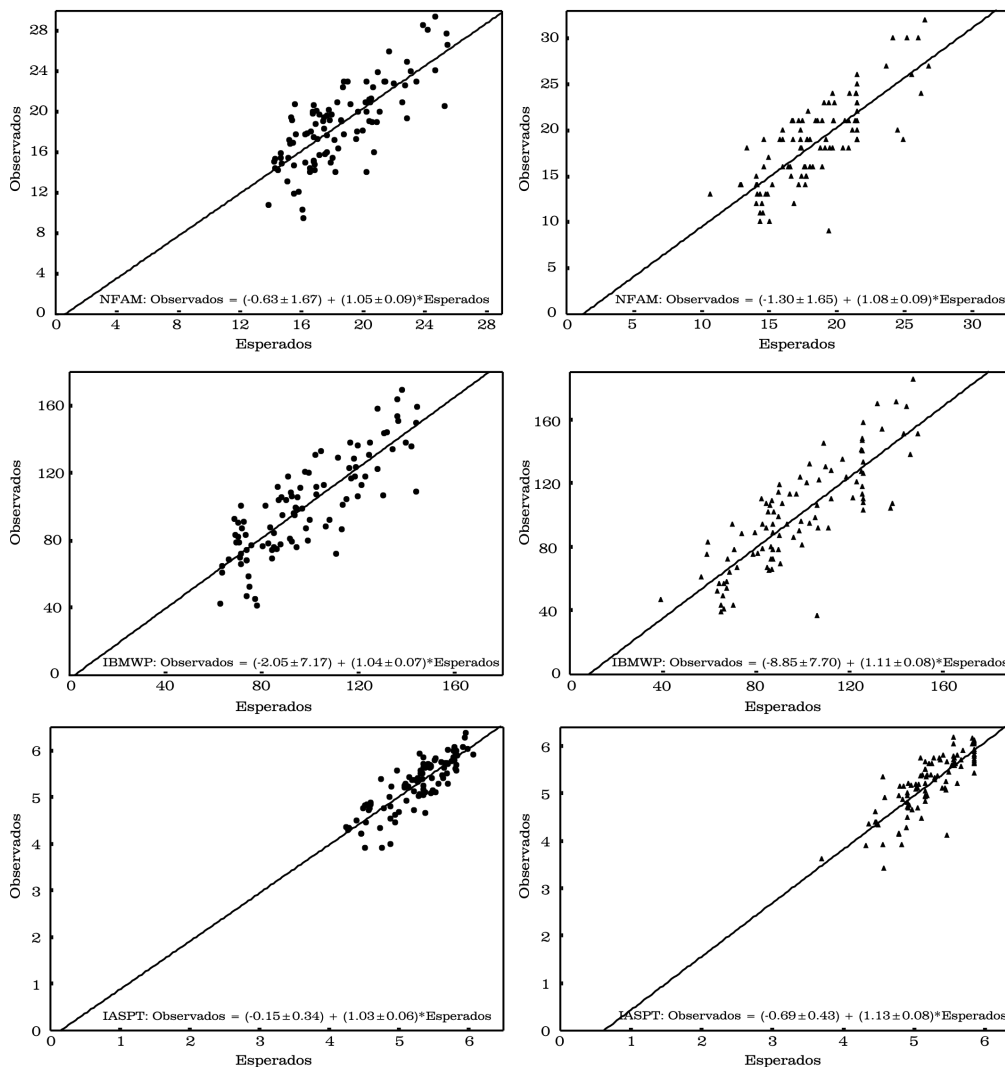
#### 6.2.4.- *El funcionamiento de los modelos y su cercanía al modelo ideal teórico*

Una vez seleccionados los cinco mejores modelos para cada tipo de datos (presencias-ausencias y categorías de abundancia), se calcularon los valores observados, esperados y O/E finales utilizando los modelos generados para cada tipo de datos, tanto para el número de familias de macroinvertebrados (NFAM) como para los índices bióticos ibéricos (IBMWP-IASPT) tal y como se describió en el apartado 5.4.3.

Los resultados de los análisis de regresión para los valores observados y esperados se muestran en la Figura 6.12. En el caso de los modelos generados con los datos de presencias-ausencias, los valores esperados obtenidos con los modelos de predicción explicaron el 59% de la variación presente en el número de familias de macroinvertebrados observadas ( $F_{1,96} = 138.77$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.586). En el caso de los índices bióticos los valores esperados explicaron el 69% y el 73% de la variación presente en los valores observados (IBMWP  $F_{1,96} = 215.38$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.688; IASPT  $F_{1,96} = 258.84$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.726). Por otra parte, la hipótesis nula (origen de la recta de regresión entre los valores observados y esperados igual a cero) no se rechazó para ninguno de los tres indicadores ecológicos, (NFAM  $t_{96} = -0.381$ ,  $p = 0.70$ ; IBMWP  $t_{96} = -0.286$ ,  $p = 0.78$ ; IASPT  $t_{96} = -0.446$ ,  $p = 0.66$ ).

En el caso de los modelos generados con los datos de categorías de abundancia, los valores esperados obtenidos explicaron el 61% de la variación presente en el número de familias de macroinvertebrados observadas ( $F_{1,96} = 152.48$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.609). Los valores esperados para los índices bióticos explicaron el 69% y el 66% de la variación de los valores observados (IBMWP  $F_{1,96} = 212.34$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.685; IASPT  $F_{1,96} = 192.84$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.664). En su caso la hipótesis nula, origen de la recta de regresión entre los valores

observados y esperados igual a cero, tampoco se rechazó para ninguno de los tres indicadores ecológicos, (NFAM  $t_{96} = -0.785$ ,  $p = 0.43$ ; IBMWP  $t_{96} = -1.149$ ,  $p = 0.25$ ; IASPT  $t_{96} = -1.621$ ,  $p = 0.11$ ).

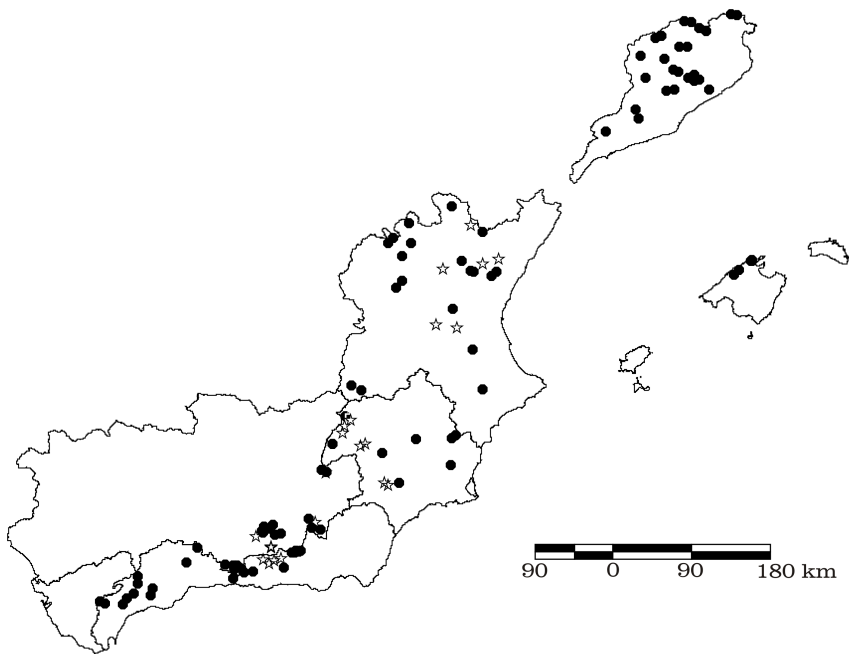


**Figura 6.12.** Nube de puntos de los valores observados y esperados del número de familias de macroinvertebrados (NFAM), y los índices bióticos IBMWP-IASPT para los modelos generados con datos de presencias-ausencias (izq) y categorías de abundancia (dcha). Las ecuaciones de regresión muestran los correspondientes errores estándar del origen y la pendiente de las rectas de regresión.

Los análisis de la varianza llevados a cabo entre los valores O/E de los conjuntos de calibración y validación para los modelos de ambos tipos de datos se realizaron utilizando el ANOVA de Welch (ver apartado 5.4.2). En estos casos no se cumplió con la asunción de homocedasticidad. No obstante, ambos conjuntos no presentaron diferencias significativas para los valores O/E del número de familias de macroinvertebrados (presencias-ausencias  $F_{1,31,09} = 2.801, p = 0.10$ ; categorías de abundancia  $F_{1,31,65} = 2.923, p = 0.10$ ) así como tampoco presentaron diferencias significativas en el caso de los valores O/E de los índices bióticos (presencias-ausencias: IBMWP  $F_{1,30,96} = 2.215, p = 0.15$ , IASPT  $F_{1,30,97} = 0.504, p = 0.48$ ; categorías de abundancia: IBMWP  $F_{1,31,11} = 2.613, p = 0.12$ , IASPT  $F_{1,29,88} = 1.165, p = 0.29$ ).

### 6.3.- Efecto de la variación ambiental interanual del clima mediterráneo sobre las evaluaciones de un modelo de predicción. Modelo de otoño

El modelo de predicción utilizado para evaluar el efecto de la variación ambiental interanual del clima mediterráneo se desarrolló utilizando las variables ambientales seleccionadas de la base de datos DERIMED (Tabla 5.1), junto con la información de las comunidades de macroinvertebrados correspondiente a la estación de otoño. En este caso, el conjunto de referencia utilizado estuvo compuesto por 120 lugares de referencia de los 128 establecidos por los criterios GUADALMED.



**Figura 6.13.** Localización de los 120 lugares de referencia utilizados para el desarrollo del modelo de predicción de otoño, diferenciando los conjuntos de calibración (círculos negros) y validación (estrellas), este último utilizado para el estudio del efecto de la variación interanual ambiental del clima mediterráneo.

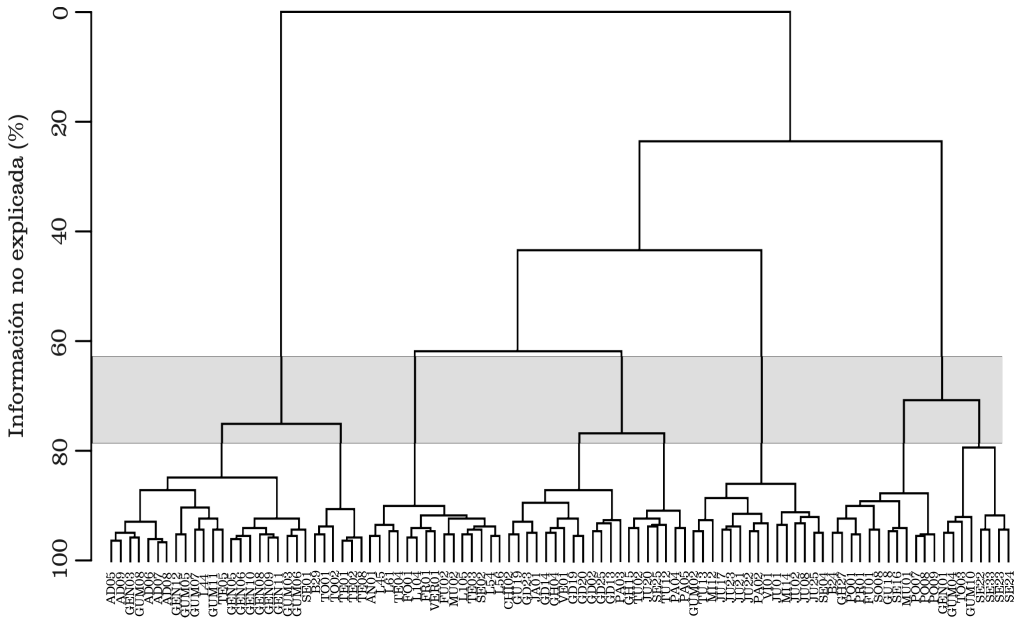


De un total de 114 familias de macroinvertebrados registradas en la estación de otoño, 28 fueron excluidas de los análisis posteriores tras ser consideradas muy raras (Apéndice III). Del conjunto de referencia seleccionado, 22 lugares formaron el conjunto de validación de los modelos de predicción representando el 18.3% del conjunto de referencia total, quedando el conjunto de calibración (81.7% restante) formado por 98 lugares de referencia (Figura 6.13).

### 6.3.1.- El modelo de predicción de otoño

Para el desarrollo del modelo de predicción de otoño se utilizaron los datos de presencias-ausencias de las comunidades de macroinvertebrados. Se obtuvo un total de cuatro clasificaciones biológicas alternativas mediante el análisis de agrupación UPGMA flexible ( $\beta = -0.6$ , medida de similaridad de Bray-Curtis). Dichas clasificaciones constaron de cinco, seis, siete y ocho grupos, obtenidas a un nivel de información no explicada entre el 80-65% (Figura 6.14).

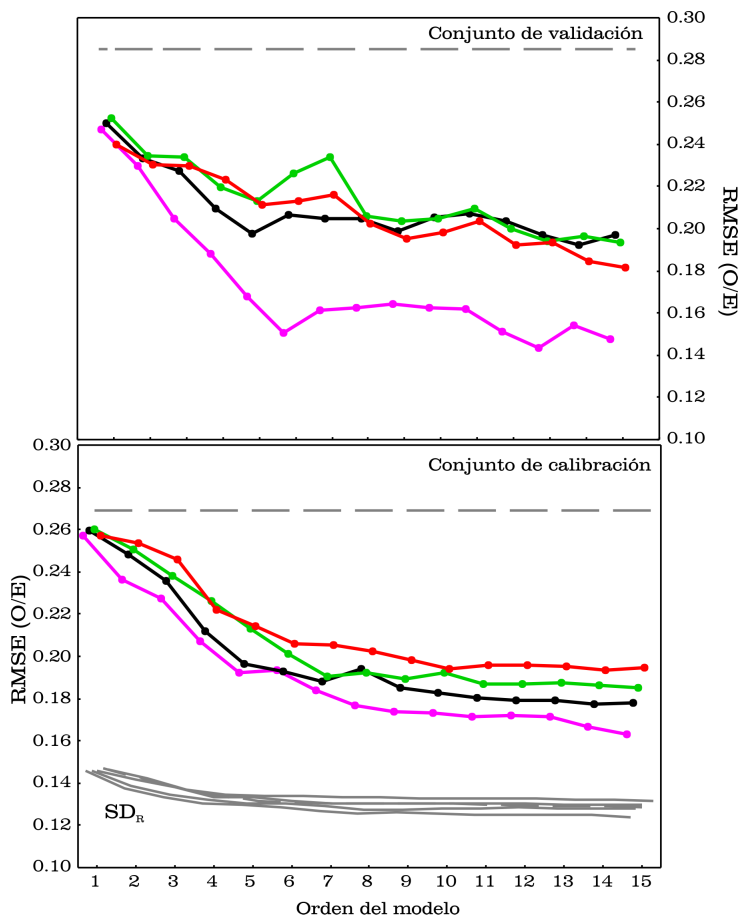
Del mismo modo que en los modelos desarrollados anteriormente, y utilizando el programa *best-subset*, se seleccionaron los cinco mejores modelos discriminantes (en base al estadístico “Lambda de Wilks”) de cada uno de los 15 órdenes de modelo definidos. En la Figura 6.15 están representados los valores RMSE (O/E) medios de los cinco mejores modelos discriminantes para cada orden de modelo, tanto del conjunto de calibración como del de validación, y para cada una de las clasificaciones biológicas alternativas. También están representados los valores de los límites superiores (modelos nulos) para cada conjunto de datos, así como el límite inferior para el conjunto de calibración (valor medio  $SD_R$ ) obtenido para cada una de las cuatro clasificaciones.



**Figura 6.14.** Clasificación de los 98 lugares de referencia del conjunto de calibración para el desarrollo del modelo de predicción de otoño, utilizando el análisis de agrupación UPGMA flexible ( $\beta = -0.6$ ) y la medida de similitud de Bray-Curtis. Sombreado en gris la zona donde se establecieron los niveles de corte para las distintas clasificaciones alternativas evaluadas.

Los valores RMSE (O/E) medios para el conjunto de calibración presentan un patrón similar entre las cuatro clasificaciones biológicas. Dichos valores se encuentran dentro del rango establecido por el modelo nulo y los valores  $SD_R$  correspondientes. A su vez, a medida que aumenta el orden de modelo, los valores RMSE (O/E) se van reduciendo hasta llegar al 7° y 8° orden. Estabilizándose sin que haya una mejora sustancial al incorporar nuevas variables ambientales predictoras (órdenes de modelo mayores). En el caso del conjunto de validación, puede observarse como una vez alcanzados los órdenes de modelo con unos valores RMSE (O/E) menores (órdenes 5° y 6°), hay de nuevo un aumento de dichos valores, indicando la presencia de modelos sobre-ajustados en los órdenes mayores. Para las clasificaciones de cinco, seis y siete grupos, son los modelos

generados con combinaciones de cinco variables ambientales las que proporcionan los mejores modelos. Sin embargo, para la clasificación de ocho grupos biológicos son aquellos modelos generados con combinaciones de 6 variables ambientales los que, con diferencia, presentan el menor valor RMSE (O/E) medio. Estos últimos fueron los seleccionados para calcular los valores observados y esperados, así como los valores O/E finales para cada uno de los tres indicadores ecológicos (ver apartado 5.4.3).



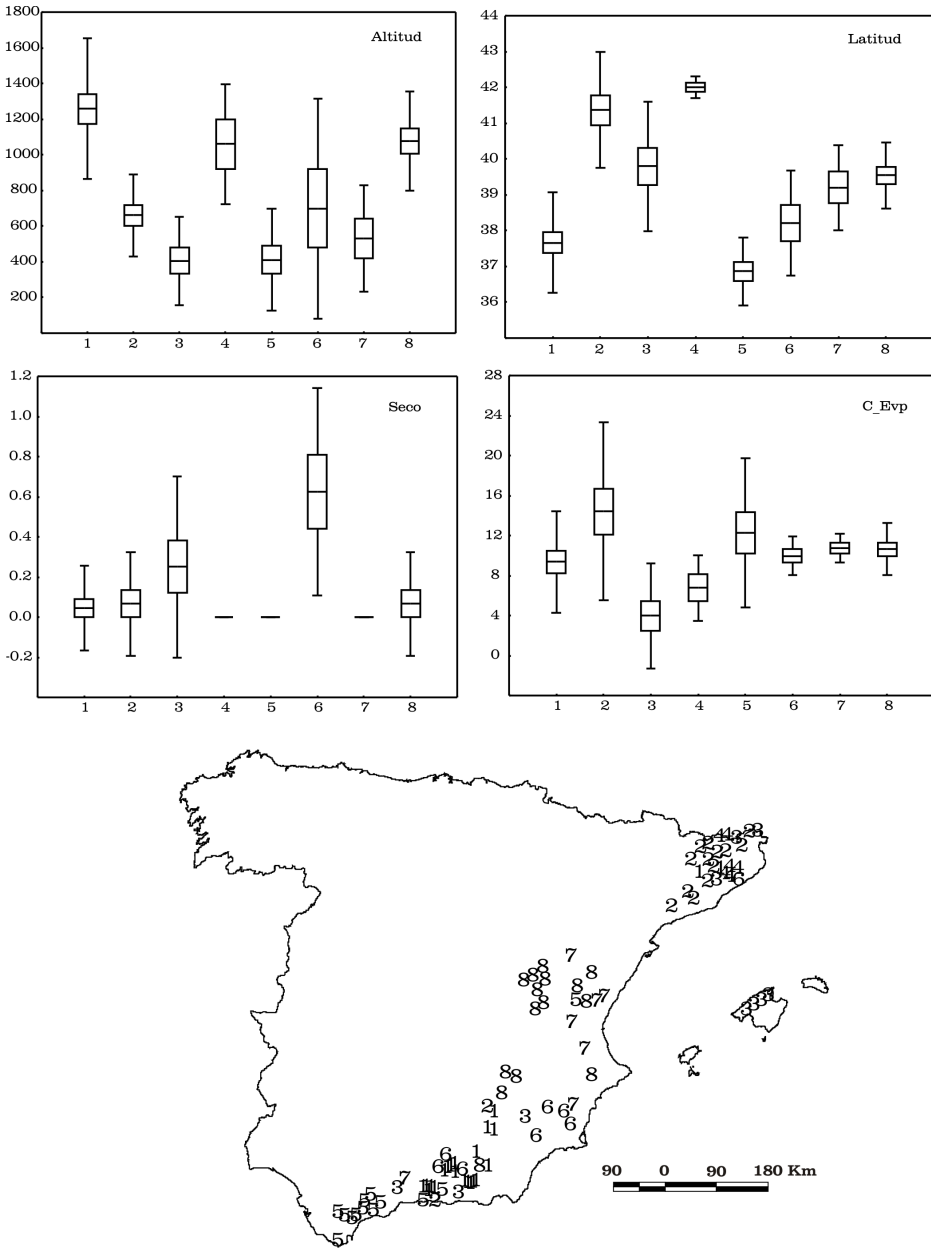
**Figura 6.15.** Valores RMSE (O/E) medios para el conjunto de calibración y de validación, de los cinco mejores modelos seleccionados para cada orden de modelo y cada una de las cuatro clasificaciones biológicas evaluadas en el desarrollo del modelo de predicción de otoño (rojo: cinco grupos, verde: seis grupos, negro: siete grupos, fucsia: ocho grupos). En gris los valores de los modelos nulos de ambos conjuntos y la  $SD_R$  media para cada clasificación biológica.

Los cinco modelos discriminantes seleccionados involucraron un total de nueve variables ambientales predictoras (Tabla 6.4) cuatro de las cuales fueron las más comunes estando involucradas en cuatro o cinco de los modelos seleccionados.

**Tabla 6.7.** Variables ambientales predictoras de los cinco mejores modelos discriminantes seleccionados para el modelo de predicción de otoño. Resaltado en gris las variables presentes en cuatro o cinco de los modelos de predicción seleccionados para cada tipo de datos.

Variables predictoras	Modelo de Otoño				
	Nº 1	Nº 2	Nº 3	Nº 4	Nº 5
Altitud	√	√	√	√	√
Latitud	√	√	√	√	√
Temporalidad del caudal	√	√	√	√	√
Temperatura del aire					√
Altitud máxima	√		√		√
Área de la cuenca	√	√	√		
Pendiente específica de la cuenca				√	√
Cuenca carbonatada		√	√	√	
Cuenca evaporítica	√	√	√	√	√

En la Figura 6.16 están representados los diagramas de cajas de la clasificación biológica de ocho grupos para cada una de las variables ambientales predictoras más comunes del modelo de predicción de otoño. Se puede observar la existencia de un gradiente altitudinal, así como latitudinal. En este caso los grupos biológicos 1, 4 y 8 representan los grupos formados por ríos con las mayores altitudes, situados en Sierra Nevada, los Pirineos y el interior de las cuencas de la provincia de Valencia. A su vez los Grupos 3 y 5 representan grupos formados por ríos de menor altitud, situados en su mayoría en las Islas Baleares y en la provincia de Cádiz. El Grupo 2 consta de lugares de cabecera con una altitud media entre estos dos conjuntos de grupos, pero con los valores más altos en cuanto al contenido evaporítico de sus cuencas, este grupo se sitúa principalmente en las cuencas internas de Cataluña. El Grupo 7 comprendería lugares de tramos medios situados en el centro del área de estudio, concretamente en las cuencas de los



**Figura 6.16.** Diagramas de cajas de las variables ambientales más comunes entre los cinco modelos discriminantes seleccionados para la clasificación de ocho grupos del modelo de predicción de otoño. La media, el error estándar y la desviación estándar están representados por líneas, cajas y barras, respectivamente. Ver Tabla 5.1 para descripción de las variables: Altitud (m.s.n.m), Latitud (°), Seco (si/no), C\_Evp (%). La situación geográfica de cada grupo está representada en el mapa inferior.

ríos Júcar, Turia y Palancia, mientras que el Grupo 6 estaría formado por las ramblas presentes en el sureste del área de estudio. En este último caso queda reflejado el acusado carácter temporal del caudal en este tipo de ríos respecto de los pertenecientes al resto de grupos biológicos, seguido de los ríos del Grupo 3, que incluyen arroyos temporales principalmente de las Islas Baleares y así como del sur de Sierra Nevada.

Atendiendo a los resultados del análisis IndVal, 50 familias de macroinvertebrados acuáticos (de un total de 86) se catalogaron como familias indicadoras de los ocho grupos biológicos obtenidos para el modelo de otoño (Tabla 6.8). Los valores IV de dichas familias variaron entre el 57 y el 17%. En este caso el Grupo 1 presentó el mayor número de familias indicadoras (23), seguido del Grupo 2 (11) y el Grupo 5 (7). En el Grupo 1 predominaron las familias pertenecientes a los órdenes de tricópteros y plecópteros, seguidas de moluscos y dípteros. En el caso del Grupo 2 los órdenes más representados fueron los tricópteros, los efemerópteros y odonatos, mientras que en el Grupo 5, a excepción de los odonatos con 2 familias, el resto de grupos presentes, heterópteros, coleópteros, moluscos, y tricópteros estuvieron representados por una única familia indicadora. El resto de grupos biológicos presentaron no más de tres familias indicadoras; en el caso de los Grupos 3 y 7, una familia respectivamente, Notonectidae (heteróptero) y Atyidae (otros); en los Grupos 6 y 8, dos familias respectivamente, Culicidae (díptero) y Hydrophilidae (coleóptero), y Erpobdellidae y Gammaridae (otros). Finalmente tres familias fueron las indicadoras en el Grupo 4, Odontoceridae y Goeridae (tricópteros) y Chloroperlidae (plecóptero).

**Tabla 6.8.** Resultados del análisis IndVal. Familias de macroinvertebrados significativamente indicadoras ( $p < 0.05$ ) para cada uno de los ocho grupos biológicos obtenidos en el modelo de predicción de otoño. (Orden: T, Trichoptera; P, Plecoptera; E, Ephemeroptera; C, Coleoptera; H, Heteroptera; O, Odonata; D, Diptera; M, Mollusca; X, Otros).

Grupo 1			Grupo 2		
Orden	Familia	IV	Orden	Familia	IV
P	Capniidae	57.1	T	Psychomyiidae	38.4
P	Perlodidae	51.3	O	Libellulidae	35.1
M	Planariidae	48.0	H	Corixidae	32.3
D	Empididae	43.3	E	Leptophlebiidae	28.2
P	Nemouridae	40.1	E	Caenidae	25.9
D	Limoniidae	40.0	D	Ceratopogonidae	25.4
E	Ephemeridae	37.9	T	Hydroptilidae	25.3
O	Cordulegasteridae	36.5	T	Leptoceridae	24.4
D	Psychodida	33.5	E	Ephemerellidae	23.7
T	Sericostomatidae	33.0	M	Lymnaeidae	18.5
M	Sphaeriidae	32.8	O	Coenagrionidae	17.1
T	Rhyacophilidae	32.7			
C	Hydraenidae	32.0			
T	Brachycentridae	30.7			
P	Leuctridae	29.5			
E	Heptageniidae	29.3			
X	HYDRACARINA	27.8			
T	Polycentropodidae	27.7			
P	Perlidae	27.0			
C	Scirtidae	27.0			
T	Hydropsychidae	26.4			
D	Stratiomyidae	26.3			
M	Valvatidae	24.8			

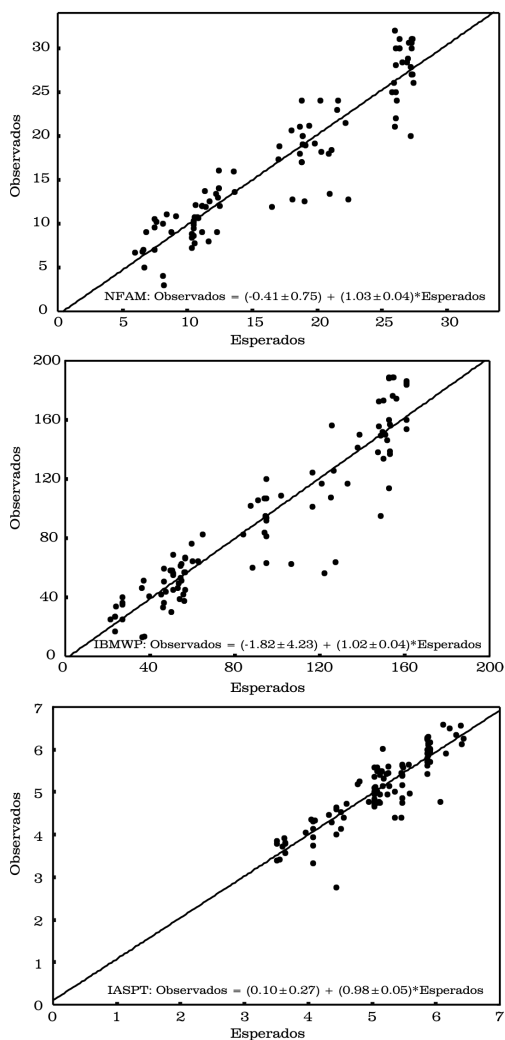
Grupo 3			Grupo 4		
Orden	Familia	IV	Orden	Familia	IV
H	Notonectidae	21.4	T	Odontoceridae	38.1
			P	Chloroperlidae	34.7
			T	Goeridae	21.4

Grupo 5			Grupo 6		
Orden	Familia	IV	Orden	Familia	IV
H	Gerridae	37.2	D	Culicidae	25.0
O	Aeshnidae	35.8	C	Hydrophilidae	18.0
O	Gomphidae	28.3			
M	Thiaridae	21.4			
T	Philopotamidae	19.7			
C	Gyrinidae	19.7			
X	Dugesidae	16.4			

Grupo 7			Grupo 8		
Orden	Familia	IV	Orden	Familia	IV
X	Atyidae	18.4	X	Erpobdellidae	23.7
			X	Gammaridae	22.4



**Figura 6.17.** Nube de puntos de los valores observados y esperados del número de familias de macroinvertebrados (NFAM), y los índices bióticos IBMWP-IASPT para el modelo de otoño. Las ecuaciones de regresión muestran los correspondientes errores estándar del origen y la pendiente de las rectas de regresión.

Seleccionados los cinco mejores modelos, se calcularon los valores observados, esperados y O/E finales (ver apartado 5.4.3) para el modelo de predicción de otoño, tanto para el número de familias de macroinvertebrados (NFAM) como para los índices bióticos ibéricos (IBMWP-IASPT). Los resultados de los análisis de regresión para los valores



observados y esperados se muestran en la Figura 6.17. Los valores esperados obtenidos con los modelos de predicción explicaron el 87% de la variación presente en el número de familias de macroinvertebrados observadas ( $F_{1,96} = 637.64$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.868). En el caso de los índices bióticos los valores esperados explicaron el 86% y el 79% de la variación presente en los valores observados (IBMWP  $F_{1,96} = 613.89$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.863; IASPT  $F_{1,96} = 354.60$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.785). Por otra parte, la hipótesis nula (origen de la recta de regresión entre los valores observados y esperados igual a cero) no se rechazó para ninguno de los tres indicadores ecológicos, (NFAM  $t_{96} = -0.545$ ,  $p = 0.59$ ; IBMWP  $t_{96} = -0.430$ ,  $p = 0.67$ ; IASPT  $t_{96} = 0.374$ ,  $p = 0.71$ ).

Finalmente, en los análisis de la varianza de los valores O/E entre los conjuntos de calibración y validación, no hubo diferencias significativas para el número de familias de macroinvertebrados ( $F_{1,118} = 2.343$ ,  $p = 0.13$ ) así como tampoco para los índices bióticos (IBMWP  $F_{1,118} = 1.056$ ,  $p = 0.31$ , IASPT  $F_{1,118} = 0.840$ ,  $p = 0.36$ ).

### 6.3.2.- *Análisis de la variación ambiental interanual*

Con el fin de estudiar si la variación ambiental interanual, característica del área de estudio, afecta de alguna manera a las evaluaciones del estado ecológico llevadas a cabo por los modelos de predicción, una vez desarrollado el modelo de otoño, se calcularon los valores O/E de los tres indicadores ecológicos para los datos recopilados durante los otoños de 2004 y 2005, de los 22 lugares del conjunto de validación. De esta manera, junto con los valores O/E obtenidos del otoño de 2003, se dispuso de datos independientes al modelo de predicción durante tres años consecutivos.

En el caso de los nutrientes evaluados (amonio, nitratos y fosfatos), no fueron efectivas las transformaciones logarítmicas que se aplicaron con el fin

de cumplir las asunciones de normalidad y homocedasticidad, necesarias para el ANOVA de medidas repetidas. Por ello, en estos casos se utilizó una alternativa no paramétrica, un ANOVA de Friedman. En este análisis, para ninguno de los tres nutrientes se encontraron diferencias significativas entre años (Amonio  $\chi^2_{(N=22, gl = 2)} = 0.701, p = 0.70$ ; Nitratos  $\chi^2_{(N=22, gl = 2)} = 0.911, p = 0.63$ ; Fosfatos  $\chi^2_{(N=22, gl = 2)} = 0.383, p = 0.83$ ).

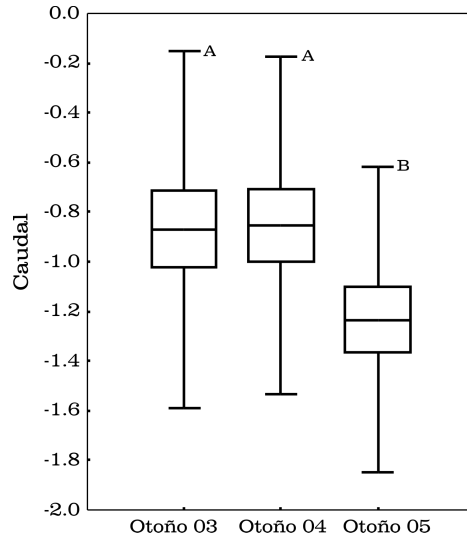
Los resultados del análisis de medidas repetidas para los valores O/E de los tres indicadores ecológicos y de las estimas de caudal para cada uno de los tres años en estudio se muestran en la Tabla 6.9. Se encontraron diferencias significativas entre las medias marginales de las estimas de caudal entre los tres años en estudio, tanto en los test univariantes ajustados como en el test multivariante.

**Tabla 6.9.** Resultados del ANOVA de medidas repetidas para los 22 lugares de referencia muestreados en 2003, 2004 y 2005. Se muestra el test univariante así como los correspondientes tests ajustados de Greenhouse-Geisser y Huynh-Feldt, también el test multivariante con el estadístico Traza de Pillai. (a) transformado por  $\log_{10}(x + 1)$ , *p* valores significativos (<0.05) resaltados en negrita

		Tests univariantes ajustados						Test multivariante			
		gl GG	$\epsilon$ -GG	GG <i>p</i>	gl HF	$\epsilon$ -HF	HF <i>p</i>	gl	Traza de Pillai	F	<i>p</i>
Caudal <sup>a</sup>	Años	1.78	0.892	<0.001	1.94	0.969	<0.001	2	0.396	6,565	<0.01
	Residual	37.46			40.70			20			
O/E NFAM	Años	1.64	0.819	0.15	1.76	0.879	0.14	2	0.126	1,439	0,26
	Residual	34.39			36.90			20			
O/E IBMWP	Años	1.82	0.912	0.06	1.99	0.994	0.06	2	1.185	2,268	0,13
	Residual	38.30			41.75			20			
O/E IASPT	Años	1.75	0.876	0.22	1.90	0.949	0.21	2	0.107	1,202	0,32
	Residual	36.80			39.88			20			

Mediante un test HSD de Tukey se observó que dichas diferencias fueron debidas al otoño de 2005, que presentó unos valores de caudal menores que los otros dos años (Figura 6.18). Por otra parte la hipótesis nula

para los valores O/E de los tres indicadores ecológicos no se rechaza, ya que en ningún caso presentaron diferencias significativas, ni en los tests univariantes ajustados ni tampoco en el test multivariante.



**Figura 6.18.** Diagrama de cajas de las estimas de caudal de los 22 lugares de referencia (transformadas por el  $\log_{10}(x+1)$ ) para los otoños de 2003, 2004 y 2005. La media, el error estándar y la desviación estándar están representados por líneas, cajas y barras, respectivamente. Las letras representan las diferencias encontradas mediante el test HSD de Tukey ( $MS = 0.111$ ,  $gl = 42$ ,  $p_{2003-2005} = 0.002$ ,  $p_{2004-2005} = 0.002$ ,  $p_{2003-2004} = 0.990$ ).

#### **6.4.- Los niveles del estado ecológico, selección de criterios para determinar el estado ecológico final en la aproximación MEDPACS**

Para el establecimiento de los niveles del estado ecológico en cada uno de los modelos de predicción desarrollados (combinado, primavera (presencias-ausencias) y otoño), se calcularon los valores O/E de los tres indicadores ecológicos (NFAM, IBMWP-IASPT) de un conjunto de datos seleccionado de la base de datos del proyecto GUADALMED (Apéndice V). Dicha selección se hizo en base a la disponibilidad de datos compatibles con el uso de los modelos de predicción, eliminando aquellos lugares que se encontraron fuera del rango ambiental de los modelos, y que fueron catalogados como *outliers* (ver apartado 5.7). Para el modelo de predicción combinado (primavera, verano y otoño) de un total de 115 lugares disponibles, se utilizaron 66 lugares distintos registrados a lo largo de los años 1999, 2000 y 2003, tras descartarse 49 lugares catalogados como *outliers*. Para el modelo de predicción de primavera (generado con los datos de presencias-ausencias) de un total de 92 lugares disponibles, se utilizaron 89 lugares registrados durante la primavera de 1999 descartando 3 *outliers*, y por último para el modelo de predicción de otoño de un total de 74 lugares disponibles, se utilizaron 72 lugares registrados durante el otoño de 1999, descartando 2 *outliers*. Estos conjuntos de datos junto con los respectivos conjuntos de calibración y validación de los modelos de predicción, formaron los conjuntos de datos con los que se establecieron los correspondientes gradientes O/E y fueron utilizados para establecer los niveles del estado ecológico en cada modelo de predicción, siendo un total de 188 lugares para el modelo combinado, 212 lugares para el modelo de primavera y 192 lugares para el modelo de otoño.

6.4.1.- *Los gradientes de presión general*

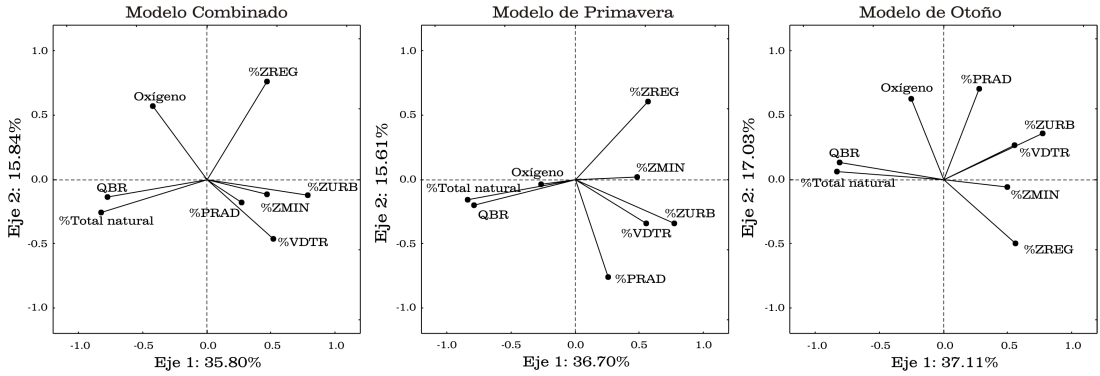
Una vez obtenidos los gradientes O/E para cada uno de los modelos de predicción se generaron los correspondientes gradientes de presión general. Del conjunto inicial de variables ambientales de perturbación (Tabla 5.2) se descartaron tanto el porcentaje total de usos de suelo no naturales como el porcentaje de zonas de secano, ya que ambas variables estaban muy correlacionadas negativamente con el porcentaje de usos de suelo naturales ( $r = -0.97$  y  $r = -1.00$ ). A su vez se descartó el porcentaje de saturación del oxígeno, muy correlacionado con el contenido de oxígeno del río ( $r = 0.82$ ). Finalmente, siguiendo los criterios descritos en el apartado 5.7, en cuanto a la asimetría de las variables, se seleccionaron 8 variables ambientales para incluir en los PCAs y generar los distintos gradientes de presión (Tabla 6.10).

**Tabla 6.10.** Asimetría de las variables ambientales, pre-seleccionadas, para cada uno de los tres conjuntos de datos. Resaltado en gris las variables utilizadas en los PCAs para generar los gradientes de presión (asimetría  $< |3.5|$ ).

	<b>Transformación</b>	<b>Mod. Combinado</b>	<b>Mod. Primavera</b>	<b>Mod. Otoño</b>
%AERO	arcseno $[\sqrt{(x/100)}]$	9.2	7.0	6.7
%PRAD	arcseno $[\sqrt{(x/100)}]$	2.5	2.6	2.4
%SCON	arcseno $[\sqrt{(x/100)}]$	8.6	4.9	5.4
%VDTR	arcseno $[\sqrt{(x/100)}]$	3.9	3.3	3.2
%ZMIN	arcseno $[\sqrt{(x/100)}]$	3.3	2.5	2.8
%ZQUEM	arcseno $[\sqrt{(x/100)}]$	8.5	7.4	7.1
%ZREC	arcseno $[\sqrt{(x/100)}]$	5.3	4.7	4.5
%ZREG	arcseno $[\sqrt{(x/100)}]$	1.9	1.5	1.7
%ZURB	arcseno $[\sqrt{(x/100)}]$	2.5	2.4	2.3
%Total natural	arcseno $[\sqrt{(x/100)}]$	-0.6	-0.4	-0.5
Amonio	$\log_{10}(x+1)$	7.0	6.0	4.2
Nitritos	$\log_{10}(x+1)$	7.3	3.9	7.9
Fosfatos	$\log_{10}(x+1)$	5.1	3.9	6.3
Oxígeno	no transformada	-1.1	0.7	-1.6
QBR	no transformada	-1.1	-0.9	-1.1

Se decidió incluir en el conjunto de variables seleccionado la superficie de sub-cuenca destinada a vías de transporte (%VTDR), ya que a pesar de presentar una asimetría superior al límite establecido ( $|3.5|$ ) en el conjunto de datos del modelo combinado, se mantuvo por debajo del mismo en los otros dos casos (primavera y otoño).

Los primeros ejes de los tres PCAs obtenidos a partir de las variables ambientales de perturbación seleccionadas, explicaron el 35.8% del total de la varianza del conjunto de datos del modelo combinado, el 36.7% para el modelo de primavera, y el 37.1% para el modelo de otoño. En todos los casos, tres variables estuvieron negativamente correlacionadas con el primer eje de cada PCA (el contenido de oxígeno en el río, el porcentaje de usos naturales de la sub-cuenca y la calidad de la vegetación de ribera, medida mediante el índice QBR), siendo el porcentaje de usos naturales y la vegetación de ribera las que presentaron una correlación más alta (modelo combinado:  $r = -0.82, -0.77$ ; modelo de primavera:  $r = -0.84, -0.79$ ; modelo de otoño:  $r = -0.83, -0.81$ ). El resto de variables ambientales estuvieron correlacionadas positivamente, siendo la superficie de sub-cuenca urbanizada la que presentó una correlación mayor con dichos ejes (modelo combinado  $r = 0.79$ ; modelo de primavera  $r = 0.77$ ; modelo de otoño  $r = 0.78$ ). Atendiendo a estos resultados, se utilizó el primer eje de cada PCA como el gradiente de presión general, ya que de una manera consistente, aquellas variables con valores altos que denotan una menor perturbación, como puede ser una buena calidad de la vegetación de ribera, un alto contenido de oxígeno en el río o un alto porcentaje de usos naturales de la superficie de la sub-cuenca, tienen mayor peso en un sentido del eje, mientras que el resto de variables cuyos valores elevados denotan algún tipo de perturbación, tienen mayor peso en el sentido contrario del eje (Figura 6.19).



**Figura 6.19.** Proyección en el plano de los dos primeros ejes de los PCAs de las variables ambientales utilizadas para obtener el gradiente de presión general de cada conjunto de datos (modelo combinado, modelo de primavera y modelo de otoño).

6.4.2.- *Los valores O/E vs. los gradientes de presión*

Para poder establecer los límites del estado ecológico en cada uno de los modelos de predicción desarrollados, se estudió que tipo de relación presentaban los valores O/E de cada indicador ecológico (NFAM, IBMWP-IASPT), frente a los gradientes de presión general obtenidos. Se realizaron análisis de regresión lineales y polinomiales, y se compararon mediante el *Bayesian Information Criterion* (BIC). La Tabla 6.11 muestra los valores BIC de los modelos de regresión entre los valores O/E de cada indicador ecológico y los gradientes de presión general, obtenidos con cada modelo de predicción.

**Tabla 6.11.** Valores BIC (*Bayesian Information Criterion*) para los modelos de regresión lineales y polinomiales entre los valores O/E de los tres indicadores ecológicos y los gradientes de presión general, para cada uno de los modelos de predicción desarrollados.

Modelo de predicción	Modelo de regresión	NFAM	IBMWP	IASPT
Combinado	Lineal	-613.97	-583.19	-999.02
	Polinomial de 2º orden	-613.36	-581.19	-1026.64
Primavera	Lineal	-688.08	-638.94	-941.96
	Polinomial de 2º orden	-683.19	-633.62	-949.80
Otoño	Lineal	-570.19	-519.89	-849.48
	Polinomial de 2º orden	-566.65	-515.30	-848.08

En el caso del número de familias de macroinvertebrados (NFAM), en los modelos de predicción estacionales (primavera y otoño), los modelos de regresión lineales, presentaron unos valores BIC menores que los modelos de regresión polinomiales de 2º orden, siendo por tanto los mejores modelos y más parsimoniosos (ver apartado 5.7). En estos dos casos los modelos de regresión lineales explicaron un 52% y un 45% de la varianza de los valores O/E (primavera  $F_{1,210} = 229.5$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.519; otoño  $F_{1,190} = 161.8$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.457). En el caso del modelo de predicción combinado, para ambos modelos de regresión, los valores BIC fueron casi idénticos, por lo que atendiendo a los resultados obtenidos en los modelos de predicción estacionales, se optó por utilizar el modelo de regresión lineal como ajuste entre los valores O/E y el gradiente de presión general, explicando un 41% de la varianza de los valores O/E ( $F_{1,186} = 130.00$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.408).

En el caso del índice IBMWP, en los tres modelos de predicción, los modelos de regresión lineales presentaron unos valores BIC menores que los modelos de regresión polinomiales de 2º orden. Es por tanto que existe una evidente relación lineal entre los valores O/E del IBMWP y los gradientes de presión general (Tabla 6.11). Estos modelos de regresión lineales explicaron un 43%, un 55% y un 47% de la varianza de los valores O/E del IBMWP respectivamente (combinado  $F_{1,186} = 143.7$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.433; primavera  $F_{1,210} = 253.3$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.545; otoño  $F_{1,190} = 167.9$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.466).

En el caso del índice IASPT, los modelos de regresión polinomiales de 2º orden presentaron unos valores BIC menores, tanto en el modelo de predicción combinado como en el de primavera. En estos dos casos los modelos de regresión polinomiales de 2º orden explicaron un 51% y un 44% de la varianza de los valores O/E respectivamente (combinado  $F_{2,185} =$



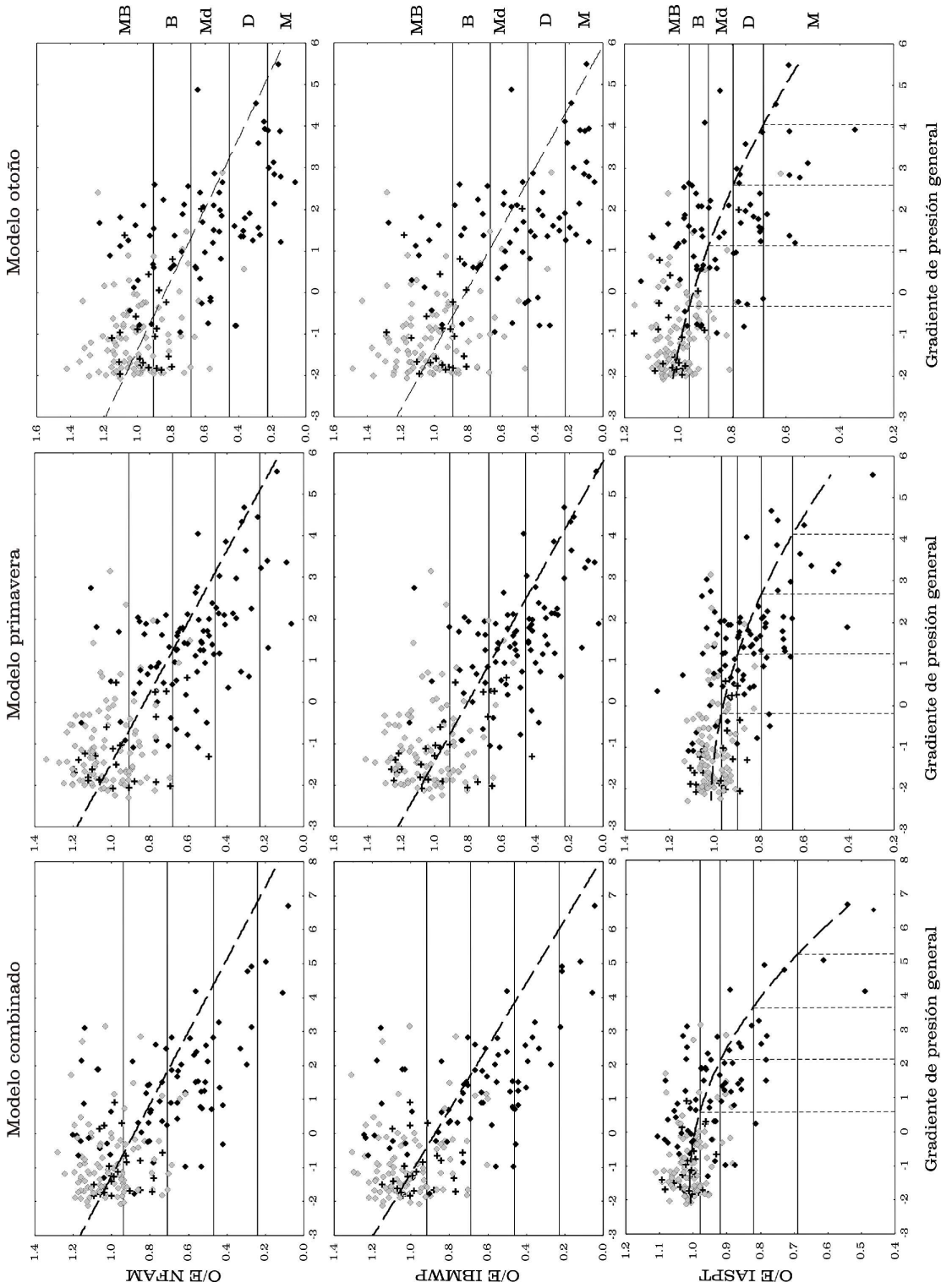
96.21,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.505; primavera  $F_{2,209} = 85.27$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.444). Del mismo modo que en el número de familias de macroinvertebrados para el modelo combinado, en el caso del índice IASPT para el modelo de otoño, las diferencias entre los valores BIC del modelo de regresión lineal y polinomial de 2º orden, fueron muy pequeñas (Tabla 6.11). Atendiendo a los resultados obtenidos en los otros dos modelos de predicción, se optó por utilizar el modelo de regresión polinomial de 2º orden como ajuste entre los valores O/E del IASPT y el gradiente de presión general, explicando en este caso un 42% de la varianza de los valores O/E ( $F_{2,189} = 69.99$ ,  $p < 0.001$ ,  $r^2$  ajustada = 0.419).

#### 6.4.3.- *Los niveles del estado ecológico*

Una vez establecida la relación entre los indicadores ecológicos (NFAM, IBMWP-IASPT) y las perturbaciones del área de estudio, los gradientes O/E de cada indicador se dividieron en los cinco niveles del estado ecológico que establece la DMA (Muy Bueno, Bueno, Moderado, Deficiente y Malo). Tanto en el caso del NFAM como del IBMWP se siguió la aproximación establecida por la guía nº 10 de la DMA (REFCOND, European Commission 2003), debido a la relación lineal con los gradientes de presión general (para detalles ver apartado 5.7). No obstante en el caso del IASPT, debido a su relación polinomial de 2º orden con los gradientes de presión, se utilizó la aproximación propuesta por Munné y Prat (2006). En todos los casos se utilizó el percentil 25 de la distribución de referencia (correspondiente a los conjuntos de calibración) como límite entre el buen y muy buen estado ecológico (Figura 6.20, Apéndice V).

---

**Figura 6.20.** (página siguiente). Divisiones de los gradientes O/E de cada indicador ecológico (NFAM, IBMWP-IASPT) para cada modelo de predicción. Se detallan los conjuntos de calibración (rombos grises) y de validación (cruces) de cada modelo. Niveles del estado ecológico: MB = Muy bueno, B = Bueno, Md = Moderado, D = Deficiente, M = Malo.



#### 6.4.4.- *Los criterios de combinación*

La Tabla 6.12 muestra para cada uno de los criterios de combinación de los indicadores ecológicos estudiados (ver Tabla 5.3), el porcentaje de los lugares de referencia evaluados dentro de los niveles superiores (Muy Bueno y Bueno) e inferiores (Moderado, Deficiente y Malo) del estado ecológico, así como los lugares de no referencia para cada modelo de predicción.

En general, los errores de Tipo I (lugares de referencia evaluados en los niveles inferiores del estado ecológico) son de baja magnitud (combinado: 8-14%; primavera: 10-16% y otoño: 10-11%). Existen pequeñas diferencias entre los criterios de combinación a lo largo de los tres modelos de predicción (1-6%). En el caso de los errores de Tipo II (lugares de no referencia evaluados en los niveles superiores del estado ecológico) su magnitud fue mayor (combinado: 34-39%; primavera: 16-26% y otoño: 23-26%). Esto, en parte, es consecuencia de la caracterización del nivel Bueno del estado ecológico. En este nivel no solo se recoge el 25% inferior de los lugares de referencia, sino también aquellos lugares de no referencia que se desvían ligeramente de ella. En este caso fue el modelo de primavera el que presentó un mayor rango de variación entre criterios (10%), seguido del modelo combinado (5%), y del modelo de otoño (3%). El criterio EE-2 presentó los menores errores de Tipo I a lo largo de los tres modelos de predicción. Sin embargo, fue a su vez el criterio que presentó los mayores errores de Tipo II.

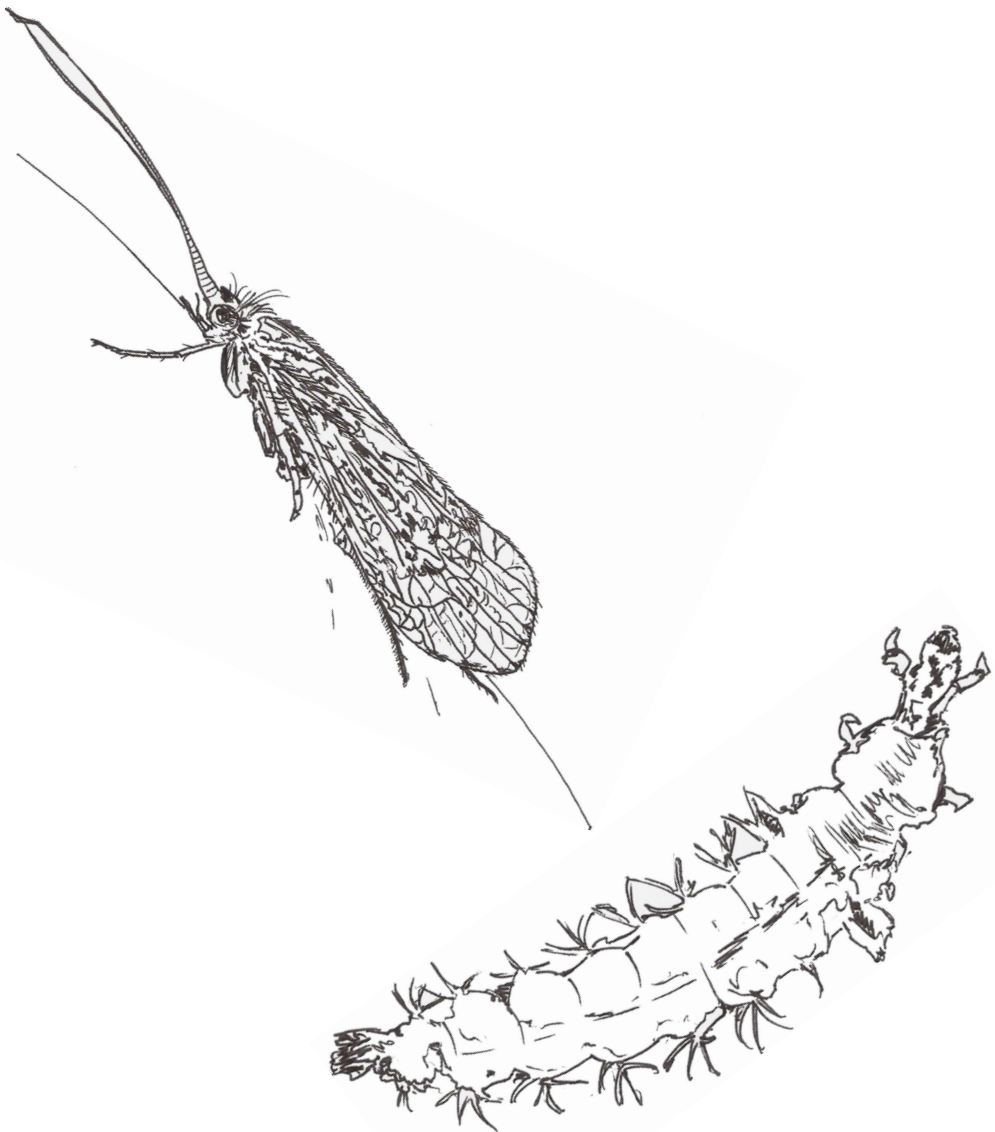
En cuanto al resto de criterios de combinación, en el caso del modelo de otoño, todos presentaron el mismo porcentaje de error Tipo I, así como el mismo porcentaje de error Tipo II. En el modelo combinado, fueron los criterios EE-0 y EE-4 los que presentaron el menor error de Tipo I (11%), mientras que para el error de Tipo II, todos presentaron el mismo valor (34%).

Por último, en el modelo de predicción de primavera fueron los criterios EE-0 y EE-3 los que presentaron los menores errores de Tipo I (13%), mientras que para los errores de Tipo II fueron los criterios EE-1 y EE-3 los que presentaron los porcentajes menores (16-17%).

**Tabla 6.12.** Porcentaje de lugares de referencia y no referencia evaluados dentro de los niveles superiores (Muy Bueno – Bueno) e inferiores (Moderado – Deficiente – Malo) del estado ecológico, para cada uno de los conjuntos de datos de los modelos de predicción desarrollados, según los diferentes criterios de combinación de los tres indicadores ecológicos (ver Tabla 5.3).

<b>Mod. Combinado</b>		<b>EE-0</b>	<b>EE-1</b>	<b>EE-2</b>	<b>EE-3</b>	<b>EE-4</b>
REF	Muy Bueno - Bueno	89	86	92	86	89
(132 lugares)	Moderado - Malo	11	14	8	14	11
<hr/>						
NO REF	Muy Bueno - Bueno	34	34	39	34	34
(56 lugares)	Moderado - Malo	66	66	61	66	66
<hr/>						
<b>Mod. Primavera</b>						
REF	Muy Bueno - Bueno	87	84	90	87	84
(136 lugares)	Moderado - Malo	13	16	10	13	16
<hr/>						
NO REF	Muy Bueno - Bueno	20	16	26	17	18
(76 lugares)	Moderado - Malo	80	84	74	83	82
<hr/>						
<b>Mod. Otoño</b>						
REF	Muy Bueno - Bueno	89	89	90	89	89
(130 lugares)	Moderado - Malo	11	11	10	11	11
<hr/>						
NO REF	Muy Bueno - Bueno	23	23	26	23	23
(62 lugares)	Moderado - Malo	86	86	82	86	86

## 7.- DISCUSIÓN GENERAL





## 7.1.- Los modelos de predicción de los ríos mediterráneos ibéricos

Una constante a lo largo del proceso de construcción de cualquier modelo de predicción, es la toma de decisiones por parte de los investigadores. Así la naturaleza de los datos a utilizar, la exclusión o no de los taxones raros, el tipo de análisis empleado para realizar la clasificación biológica, la selección del conjunto de variables ambientales involucradas, o la probabilidad de captura umbral para calcular los valores O/E, son claros ejemplos de ello. Dependiendo de las decisiones tomadas a lo largo del proceso, pueden producirse diferencias en los resultados obtenidos para un mismo conjunto de datos. En la literatura, existen trabajos que intentan dar respuesta a alguna de estas cuestiones de la manera más objetiva posible, ya sea con el fin de lograr el método más adecuado para obtener la mejor clasificación biológica (Moss *et al.* 1999; Moss 2000), estableciendo directrices para seleccionar el número mínimo de lugares que deben componer cualquier grupo biológico (Wright *et al.* 1993), o evaluando que probabilidad de captura es la más idónea para calcular los valores O/E (Simpson y Norris 2000; Clarke y Murphy 2006; Van Sickle *et al.* 2007). Sin embargo, la decisión final en cuanto al número de grupos biológicos a utilizar en el desarrollo de un modelo de predicción, suele hacerse por inspección visual del investigador (e.g. Parsons y Norris 1996), procedimiento que implica una componente subjetiva (Bailey *et al.* 2004). En el caso de la aproximación MEDPACS, dicha subjetividad se ha minimizado mediante la comprobación de diversas clasificaciones biológicas, en cada uno de los modelos de predicción desarrollados para los ríos mediterráneos ibéricos (Figuras 6.2, 6.8 y 6.14).

Los modelos de predicción con un elevado número de grupos tienen una mayor probabilidad de clasificar un lugar en un grupo incorrecto, y presentar peores porcentajes de lugares situados correctamente (análisis de validación cruzada y res-sustitución). *A priori* se podría esperar un peor funcionamiento general de los modelos con un mayor número de grupos. Este hecho, podría afectar en gran medida a los resultados obtenidos por los modelos de predicción, cuando las predicciones se hacen únicamente en base al grupo biológico más probable, como en el caso de la aproximación BEAST (Reynoldson *et al.* 1995; 2000; 2001). Sin embargo, en los modelos de predicción estacionales, desarrollados en la presente tesis doctoral (primavera y otoño), se puede observar como para las distintas clasificaciones alternativas, aquellas con un mayor número de grupos (siete y ocho grupos biológicos) fueron las que proporcionaron unos modelos con menor sesgo y mayor precisión en la evaluación de lugares de referencia independientes (Figuras 6.9 y 6.15). En los modelos tipo RIVPACS/AUSRIVAS, como es el caso de la aproximación MEDPACS, las probabilidades finales de captura se calculan en base a las probabilidades de pertenecer a cada uno de los grupos de la clasificación biológica (Moss *et al.* 1987; Clarke *et al.* 1996; Moss 2000). Es por ello, que el efecto debido al número de grupos se reduce, dando lugar a una relación débil entre la precisión de las clasificaciones biológicas en los modelos discriminantes (porcentaje de lugares situados correctamente), y el funcionamiento general de los modelos (Van Sickle *et al.* 2006). En esta aproximación, pequeñas diferencias en el número de grupos no deberían suponer una gran diferencia en el funcionamiento general de los modelos de predicción. No obstante, existen claras diferencias en el funcionamiento general de los modelos desarrollados (combinado, primavera y otoño), a lo largo de las distintas clasificaciones biológicas (diferentes en no más de cuatro grupos biológicos),



siendo el ejemplo más claro el del modelo de otoño (Figura 6.15). En base a estos resultados se hace evidente la necesidad de comprobar distintas clasificaciones alternativas durante el proceso de construcción de cualquier modelo de predicción.

Por otra parte, los valores de precisión de la clasificación (porcentaje de lugares situados correctamente), obtenidos mediante los análisis de validación cruzada y re-sustitución, son útiles para identificar aquellos modelos sobre-ajustados (Figura 6.4). De acuerdo con Van Sickle *et al.* (2006), aquellos órdenes donde los valores de precisión de la clasificación (para ambos análisis) comienzan a divergir, indican un sobre-ajuste de los modelos. Sin embargo, atendiendo a los valores RMSE (O/E) de los conjuntos de calibración y validación, también se pueden identificar este tipo de modelos sobre-ajustados (modelos que funcionan bien en los lugares con los que se generan, pero que no funcionan tan bien en lugares independientes). En el caso de los modelos de predicción para los ríos mediterráneos ibéricos, el ejemplo más claro lo presentan los modelos generados con los datos de presencias-ausencias de la estación de primavera (Figura 6.9). Por otra parte, estas medidas de funcionamiento general ayudan a identificar los órdenes de modelo óptimos, y determinar cuando la introducción de nuevas variables ambientales no mejora su capacidad de predicción (e.g. Figura 6.4). Es por ello que, utilizando estas medidas de funcionamiento general, junto con los límites superior e inferior establecidos por los modelos nulos y la  $SD_R$  (Van Sickle *et al.* 2005), se pueden seleccionar las mejores combinaciones de variables ambientales, y la mejor clasificación biológica. La aproximación implementada por Van Sickle *et al.* (2006) proporciona unos parámetros sencillos de interpretar y facilitan la selección de los mejores modelos, sin la necesidad de recurrir a los análisis de validación cruzada y re-sustitución, ni tampoco al análisis NMDS como

ayuda en la selección de la clasificación biológica, tal y como se muestra en el desarrollo de los modelos de predicción estacionales para los ríos mediterráneos ibéricos (apartado 6.2 y 6.3).

Una novedad de los modelos de predicción desarrollados dentro del sistema MEDPACS, respecto de los modelos de predicción existentes, es el cálculo de los valores observados y esperados finales a partir de los cinco mejores modelos discriminantes, obtenidos para una clasificación biológica dada (ver apartado 5.4.3). Esto hace que sea necesario registrar un mayor número de variables ambientales para el cálculo de los valores O/E, del que sería necesario para un único modelo discriminante (Tablas 6.2, 6.4 y 6.7), pero no obstante, esta estrategia hace que se obtengan unos valores O/E más robustos.

La mayoría de las variables ambientales utilizadas para el desarrollo de los modelos de predicción (Tabla 5.1), son variables a escala de cuenca o sub-cuenca, obtenidas mediante sistemas de información geográfica (SIG). Este tipo de variables ambientales se han convertido en una herramienta comúnmente utilizada para explicar patrones de las comunidades de macroinvertebrados (e.g. Bis *et al.* 2000), y se consideran como una buena elección para el desarrollo de los modelos de predicción (e.g. Turak *et al.* 1999; Kokeš *et al.* 2006; Hargett *et al.* 2007). Las variables a pequeña escala, tales como la conductividad del río o características locales como su morfología (anchura, profundidad) son también importantes (Hawkins *et al.* 2000a; Heino *et al.* 2003). Sin embargo, este tipo de variables ambientales, seleccionadas en otros modelos de predicción (e.g. Wright *et al.* 1993; Simpson y Norris 2000), pueden ser muy sensibles a los impactos antrópicos (Clarke 2000; Clarke *et al.* 2003). Cuando se utilizan este tipo de variables ambientales, uno ha de asegurarse que ninguna actividad humana pueda

influenciarlas, por lo menos dentro del área de estudio donde se ha de implementar el modelo de predicción.

Los tres modelos de predicción desarrollados (combinado, primavera (datos presencias-ausencias) y otoño) presentan un número considerable de variables ambientales comunes. Sin embargo, existen diferencias en cuanto a las variables que tienen un mayor peso dentro de cada uno de los modelos de predicción (Figuras 6.5, 6.10 y 6.16; Tablas 6.2, 6.4 y 6.7).

Variables relacionadas con características de la cuenca, así como con procesos tanto geográficos como climáticos, son de gran importancia para las comunidades de macroinvertebrados (Clarke *et al.* 2003). A lo largo de los tres modelos de predicción desarrollados, es evidente como para las comunidades de macroinvertebrados de los ríos mediterráneos ibéricos, son importantes las variables relacionadas con la geomorfología (e.g. área, pendiente, altitud máxima) y la naturaleza de las cuencas (carbonatada, evaporítica), así como con la localización geográfica de los lugares de referencia (latitud, altitud). Por otra parte, la temporalidad del caudal es una característica muy importante de los ríos mediterráneos ibéricos, con un papel muy marcado sobre las comunidades de macroinvertebrados (Caruso 2002; Acuña *et al.* 2005; Bonada *et al.* 2006c, 2007; Dewson *et al.* 2007). En el desarrollo de los modelos de predicción para los ríos mediterráneos ibéricos, este hecho se refleja con la inclusión de esta variable en todos los modelos de predicción desarrollados. Tanto para el modelo combinado como para el modelo de otoño, es una de las variables más comunes entre los mejores modelos discriminantes (Tablas 6.2 y 6.7). Asimismo, aunque las precipitaciones durante las estaciones de otoño e invierno actúen homogeneizando las condiciones ambientales en la zona mediterránea, los efectos de la época seca (verano) pueden reflejarse en el desarrollo de las comunidades durante años posteriores (e.g. Boulton y Lake 1992), lo que

explicaría que en el modelo de primavera, estuviera presente la temporalidad del caudal como una de las variables predictoras de las comunidades de macroinvertebrados, pero en este caso sin ser una de las variables más comunes (Tabla 6.4).

La temporalidad del caudal a lo largo del año, así como la variación en el tamaño del arroyo, el sustrato, la vegetación acuática o la temperatura del agua, son causas importantes en la variación temporal de las comunidades de macroinvertebrados (Linke *et al.* 1999). Asimismo, factores tales como el propio ciclo de vida de los macroinvertebrados, son fuente de variación en la composición de las comunidades (Giller y Malmqvist 1998), ya que taxones ausentes durante una estación determinada del año pueden aparecer en alguna de las otras estaciones (Furse *et al.* 1984; Šporka *et al.* 2006).

En los ríos mediterráneos, donde existe una marcada estacionalidad (Miller 1983; Gasith y Resh 1999), estas diferencias se han visto reflejadas en las familias indicadoras de los grupos de las clasificaciones biológicas seleccionadas (Tablas 6.3, 6.5 y 6.8). No obstante, pueden observarse ciertos patrones generales entre las comunidades de macroinvertebrados, similares a los encontrados por Sánchez-Montoya *et al.* (2007). Atendiendo a las características ambientales de los distintos grupos, y a las clasificaciones de los tres modelos de predicción, se puede observar como mayoritariamente son los grupos biológicos definidos como cabeceras, los que presentan una mayor diversidad de familias indicadoras respecto del resto de grupos. Estos grupos están representados típicamente por familias pertenecientes principalmente a los órdenes de tricópteros y plecópteros, organismos bien adaptados a vivir en las partes altas de las cuencas, de aguas bien oxigenadas (e.g. Hynes 1970). Por otra parte, los coleópteros, heterópteros, moluscos u odonatos, típicamente de tramos medios (en donde las velocidades de corriente son menores, con mayor proporción de zonas leníticas), son las

familias indicadoras mayoritariamente mejor adaptadas a este tipo de hábitats (e.g. Bonada *et al.* 2006c). Por último aquellos grupos biológicos compuestos por cursos de agua que sufren fuertes estiajes, presentan muy pocas familias indicadoras. Siendo aquellos macroinvertebrados acuáticos con capacidad de vuelo (que les permite desplazarse a otras masas de agua en el momento de la sequía) las mejor adaptadas. Predominando heterópteros y coleópteros (Williams 2006). Además en la mayoría de los casos, su capacidad para respirar oxígeno atmosférico, les permite sobrevivir en ambientes donde las épocas de estiaje provocan la falta de flujo, dando lugar a pozas aisladas, donde el aumento de las temperaturas conduce al calentamiento del agua, y a una reducción del oxígeno disuelto (Giller y Malmqvist 1998).

Atendiendo a la composición de las matrices biológicas utilizadas para el desarrollo de los modelos de predicción y partiendo de que el conjunto de lugares de referencia utilizado para generar los distintos modelos de predicción, es prácticamente el mismo (combinado 122 lugares, primavera 123 lugares y otoño 120 lugares), la matriz biológica utilizada para desarrollar el modelo de predicción de primavera se compuso de 95 familias de macroinvertebrados, mientras que la correspondiente al modelo de otoño estuvo formada por tan solo 88 familias. En el caso del modelo combinado, el uso de las presencias acumuladas a lo largo de las tres estaciones del año aumentó su número a un total de 103 familias de macroinvertebrados. El combinar estaciones del año para el desarrollo de modelos de predicción, provoca un aumento del número de taxones en la matriz biológica utilizada, pero a su vez reduce la variación entre lugares ya que aumenta el número de taxones compartidos (Furse *et al.* 1984). Estas diferencias, así como las diferencias en la composición de las comunidades de los lugares de referencia, provocan que durante el proceso de clasificación, se den distintas

asociaciones, y por lo tanto, que existan diferencias en las clasificaciones, en los grupos que las forman y en las variables ambientales que mejor las discriminan.

La estación del año es un factor importante a tener en cuenta en los programas de seguimiento y sistemas de evaluación (Linke *et al.* 1999). Los modelos de predicción combinados permiten detectar perturbaciones a lo largo del año. Sin embargo, modelos que utilizan una sola estación del año (modelos estacionales únicos) no detectarían perturbaciones ocurridas fuera de la estación objeto del modelo. A su vez, al utilizar una mayor cantidad de información sobre las comunidades de macroinvertebrados, proporcionan resultados más precisos (Furse *et al.* 1984). En el sistema MEDPACS, los mejores modelos discriminantes para el modelo combinado, presentaron medidas de funcionamiento general (en la evaluación de lugares de referencia independientes), mas precisas que en el caso de los modelos estacionales (Figuras 6.4, 6.9 y 6.15). Sin embargo, fue el modelo combinado el que presentó un mayor número de *outliers* con respecto a los modelos estacionales, por lo que su aplicabilidad esta mucho más limitada (apartado 6.4). A su vez este tipo de modelos necesitan de programas de seguimiento que involucren varias estaciones al año, lo que puede suponer un elevado coste en tiempo y dinero. Es por tanto necesario tener en cuenta el compromiso existente entre la precisión y los costes de las evaluaciones del estado ecológico. El desarrollo de modelos de predicción tanto estacionales como combinados dentro de un sistema de predicción, proporciona la versatilidad necesaria para evaluar el estado ecológico, atendiendo en cada caso a las características específicas de cada programa de seguimiento y control.

En el proceso de construcción de un modelo de predicción existen distintas fuentes de incertidumbre relacionadas con la variación en la fauna

observada, así como errores asociados con la fauna esperada (Clarke 2000). Dichas fuentes, pueden producir diferencias entre el número final de familias de macroinvertebrados observadas y esperadas, sin embargo pueden ser minimizadas a través de un trabajo meticuloso en cada una de las etapas de construcción del modelo. Otra fuente de variación, se origina a partir de los propios lugares de referencia. El conjunto de referencia representa la mejor condición disponible dado el estado actual del medio (Stoddard *et al.* 2006). Esto implica que no todos los lugares de referencia presentan el mismo grado de no perturbación. Así, el valor O/E medio para el conjunto de calibración estará cercano a la unidad, pero aproximadamente la mitad será mejor que dicha media y tenderá a presentar valores mayores que uno, mientras que la otra mitad presentará valores menores a uno (Clarke 2000). Los modelos de predicción intentan explicar dicha variación a través de características ambientales, pero siempre queda una variación residual sin explicar. Cuanto menor sea dicha variación residual entre los lugares de referencia, más sensible será la evaluación para un lugar dado, y seremos capaces de detectar las menores desviaciones de la biota de un lugar problema respecto de la condición de referencia (Bailey *et al.* 2004).

Los modelos de predicción cuyas ecuaciones de regresión entre los valores observados y esperados, presenten pendientes menores a uno, serán modelos que de media, esperaran más familias de macroinvertebrados que las observadas. Esto significaría que los valores O/E se desplazarían hacia el cero, pudiendo evaluar lugares como de no referencia cuando realmente si lo son. Por otra parte, pendientes mayores a uno, significarían que los valores O/E estarían desviados hacia la unidad, pudiendo evaluar lugares como de referencia cuando realmente no lo son. Estos errores tienen importantes implicaciones relacionadas con temas de restauración. El objetivo de los modelos de predicción es evaluar el estado ecológico de los ríos y facilitar el

establecimiento de los correspondientes programas de restauración allí donde sean necesarios. Si un modelo de predicción es incapaz de evaluar correctamente el estado ecológico de los ríos, puede provocar la restauración innecesaria de lugares que no la necesiten, o por el contrario, puede provocar la falta de actividades de restauración para lugares que realmente sí las necesiten (Hawkins *et al.* 2000a; Bailey *et al.* 2004).

En los modelos de predicción desarrollados en el sistema MEDPACS, los resultados obtenidos en los análisis de regresión llevados a cabo para los tres indicadores ecológicos estudiados (NFAM, IBMWP-IASPT), muestran una clara relación entre los valores observados y esperados finales obtenidos (Figuras 6.6, 6.12 y 6.17). Los valores esperados para cada uno de los indicadores ecológicos, explican un alto porcentaje de la variabilidad presente en las comunidades de macroinvertebrados (con valores entre el 59 y el 87%). Los valores de las pendientes obtenidas fueron todos muy cercanos a la unidad, con una desviación máxima de 0.05 unidades en los casos más extremos. Por otra parte, aunque los orígenes de las rectas de regresión no fueron igual a cero, en ningún caso la hipótesis nula (origen igual a cero) fue rechazada. Es por tanto que los modelos de predicción desarrollados dentro del sistema MEDPACS, pueden considerarse muy cercanos al modelo ideal teórico. Por otra parte, los resultados obtenidos en los análisis de la varianza entre los conjuntos de calibración y validación, para los valores O/E de los tres indicadores ecológicos, proporcionan una buena prueba de su buen funcionamiento en la evaluación de lugares de referencia independientes (apartados 6.1.4, 6.2.4 y 6.3.1). Del mismo modo, los modelos desarrollados proporcionan evaluaciones del estado ecológico sensibles a las perturbaciones presentes en el área de estudio para los tres indicadores ecológicos. En todos los casos hubo una clara relación negativa



entre los valores O/E y los gradientes de presión general desarrollados para el área de estudio (apartado 6.4, Figura 6.20).

Entre los distintos criterios de combinación evaluados para determinar el estado ecológico en base a los modelos de predicción, las diferencias encontradas fueron muy pequeñas en cuanto a los errores de Tipo I y de Tipo II (Tabla 6.12).

El sistema de predicción británico RIVPACS, originalmente utilizó la mediana de las bandas de calidad establecidas para el número de taxones, el BMWP y el ASPT como criterio de combinación, a excepción de aquellos casos en los que el ASPT presentaba el valor más bajo de los tres indicadores (Wright 1994). En este caso, era este índice el que establecía el nivel del estado ecológico en la evaluación final obtenida por los modelos de predicción de macroinvertebrados (criterio EE-0). Posteriormente, Clarke *et al.* (1996) destacaron la alta correlación que existía entre el número de taxones y el BMWP, por lo que a fin de evitar el uso de información redundante, decidieron utilizar solamente el número de taxones y el ASPT, como medidas de calidad en términos de riqueza de taxones y contaminación orgánica respectivamente.

En la aproximación MEDPACS se ha querido comprobar los cinco criterios evaluados con el fin de constatar si existían diferencias importantes entre ellos. No obstante, y del mismo modo que para el sistema británico, los valores de los indicadores NFAM y IBMWP presentan una correlación muy elevada ( $r = 0.98$ ). Es por ello que con el objetivo de evitar el uso de información redundante en la selección del criterio de combinación, los criterios EE-0, EE-1, EE-2 fueron descartados (ver Tabla 5.3). Por otra parte, tanto el criterio EE-3 como el EE-4 presentaron porcentajes muy parecidos, sino iguales, en los conjuntos de datos de los tres modelos de predicción. No obstante, la magnitud de los errores Tipo I y II en el modelo

de primavera fueron ligeramente superiores utilizando el criterio EE-4, por lo que finalmente se optó por adoptar el criterio EE-3, como criterio de combinación para la evaluación del estado ecológico en base a los modelos de predicción del sistema MEDPACS (Apéndices IV y V).

## **7.2.- La naturaleza de los datos en los modelos de predicción estacionales**

Las comunidades de macroinvertebrados se caracterizan no solo por su composición taxonómica, sino también por la abundancia de los taxones que las componen. Dos comunidades con una misma composición de taxones pueden presentar una estructura de abundancias diferente, y ser consideradas como idénticas, desde un punto de vista de composición taxonómica. De este modo, el utilizar datos cuantitativos o semi-cuantitativos, supondría una mejor caracterización de las comunidades de macroinvertebrados. Sin embargo, esto no parece ser de importancia para los modelos de predicción tipo RIVPACS/AUSRIVAS (apartados 6.2.2 y 6.2.4). Los modelos de predicción de macroinvertebrados, tienen uno de sus pilares en la clasificación biológica del conjunto de referencia. Dicha clasificación se obtiene mediante el cálculo de medidas de similaridad entre las comunidades de macroinvertebrados. No obstante, el uso de datos de abundancia brutos para el cálculo de medidas de similaridad, ya sea para comparar distintas comunidades o como base de técnicas multivariantes (ordenaciones, clasificaciones, etc.), provoca que sean aquellos taxones más abundantes los que tengan una mayor contribución al cálculo, en detrimento de los taxones menos abundantes. En su estudio sobre la influencia de la transformación de los datos biológicos, Thorne *et al.* (1999) concluyeron que al aplicar sucesivas transformaciones (raíz cuarta, raíz cuadrada, y binaria) en

los datos de abundancia de las comunidades de macroinvertebrados, el papel de los taxones poco abundantes iba en aumento, reduciéndose la importancia de los más abundantes. Al llegar a la transformación binaria (presencias-ausencias) la abundancia de los taxones esta completamente subestimada y todos, tanto abundantes como escasos, tienen la misma contribución a las medidas de similaridad. Análogamente, en la aproximación MEDPACS, los tres tipos de datos utilizados en el desarrollo de los modelos de predicción de primavera (densidades relativas, categorías de abundancia y presencias-ausencias), pueden considerarse como distintas transformaciones aplicadas a la estructura de las comunidades de los ríos mediterráneos ibéricos (en porcentajes, rangos y presencias-ausencias respectivamente). Atendiendo a los resultados obtenidos por Thorne *et al.* (1999), se explican las diferencias encontradas entre las tres clasificaciones biológicas obtenidas (Figura 6.8). A diferencia de lo que cabría esperar, las clasificaciones obtenidas con los datos semi-cuantitativos no proporcionaron los mejores modelos de predicción. Los modelos generados con datos de densidades relativas fueron mucho menos efectivos (Figura 6.9), y únicamente el modelo de predicción generado con las categorías de abundancia fue comparable al obtenido con los datos de presencias-ausencias. En el sistema de predicción RIVPACS, categorías de abundancia similares fueron utilizadas proporcionando buenos resultados, pero del mismo modo, no difirieron sustancialmente respecto de los modelos generados con presencias-ausencias (Furse *et al.* 1984).

Atendiendo a las regresiones de los valores observados y esperados de los tres indicadores ecológicos (NFAM, IBMWP-IASPT), el modelo de predicción de presencias-ausencias se encontró ligeramente más cerca del modelo ideal teórico, que el modelo de categorías de abundancia (Figura 6.12). En ambos casos, los valores esperados explicaron porcentajes muy

similares de la variabilidad presente en las comunidades de macroinvertebrados de primavera, y en ambos casos, los modelos fueron capaces de evaluar correctamente lugares de referencia independientes (apartado 6.2.4). Muchas de las variables ambientales predictoras fueron comunes en ambos modelos (Tabla 6.4), y a pesar de las diferencias encontradas, dichas clasificaciones presentaron una caracterización similar, tanto ambiental como biológica (apartado 6.2.3). Estos resultados establecen la importancia que tiene en el desarrollo de este tipo de modelos de predicción, el hecho de que todos los taxones contribuyan por igual a las medidas de similitud.

La DMA, establece la necesidad de evaluar tanto la composición como la abundancia de los taxones que conforman los distintos elementos de calidad, ya sea la flora acuática, la fauna bentónica de macroinvertebrados o la fauna ictiológica (Comisión Europea 2000). En la aproximación MEDPACS, los modelos de predicción para los macroinvertebrados acuáticos, desarrollados a partir de datos semi-cuantitativos, incluyen ambos tipos de información. No obstante, los resultados obtenidos en cuanto al funcionamiento general de los modelos, demuestran que el uso de datos semi-cuantitativos en el desarrollo de los modelos, no proporciona una mejora en la evaluación del estado ecológico respecto del uso de datos cualitativos. A su vez, en términos de relación coste-efectividad, el tiempo necesario para obtener cada tipo de datos varía considerablemente. Para el desarrollo de modelos de predicción basados en categorías de abundancia es necesario un mayor esfuerzo y tiempo de separación, debido a la necesidad de contar los individuos de cada muestra.

Por tanto, se hace más idóneo el uso de datos cualitativos en el desarrollo de nuevos modelos de predicción dentro del sistema MEDPACS, así como en la evaluación del estado ecológico de lugares problema mediante

los modelos de predicción ya existentes. No obstante, en este último caso deben tenerse en cuenta ciertas consideraciones. La matriz de presencias-ausencias utilizada para desarrollar los distintos modelos de predicción, fue completada con aquellas familias de macroinvertebrados que aparecieron en las etapas del protocolo correspondientes a la separación en el laboratorio (apartado 5.5). Este hecho establece la necesidad de modificar el protocolo, con el objetivo de reducir el tiempo empleado, de forma que siga siendo aceptable para la aplicación de los modelos de predicción desarrollados.

Para posteriores evaluaciones de lugares problema llevadas a cabo con los modelos del sistema MEDPACS, ya en el laboratorio y tras la primera separación y registro en el campo, bastaría con mirar la muestra conservada para buscar aquellas posibles familias que no fueron detectadas en el campo. Al no tener que cuantificar, este cambio en el protocolo supondría un claro ahorro de tiempo comparado con la metodología actual, ya que no sería necesario el contar o separar los individuos en el laboratorio, solamente determinar las nuevas presencias. Esta modificación no supondría ningún cambio en la filosofía del protocolo de muestreo GUADALMED.

Ostermiller y Hawkins (2004) observaron que para evaluaciones hechas con modelos tipo RIVPACS, es más crítico el caracterizar correctamente la composición biológica de un río, que los métodos de recolección por si mismos. De la misma forma, Walsh (1997) concluyó que la inclusión de aquellos taxones de gran tamaño y escasos en la muestra (e.g. Odonata) puede aumentar la interpretabilidad de los patrones multivariantes encontrados, produciendo datos defendibles independientemente de las métricas aplicadas (Vinson y Hawkins 1996). En ambos casos, estas conclusiones apoyan la filosofía que rige el protocolo de muestreo GUADALMED, basada en registrar todas las familias presentes de la comunidad de macroinvertebrados de un lugar.

La unidad de esfuerzo de muestreo en el protocolo GUADALMED (Jáimez-Cuéllar *et al.* 2004), siguiendo a Alba-Tercedor y Sánchez-Ortega (1988), Alba-Tercedor (1996) y Alba-Tercedor y Pujante (2000), está establecida por la propia comunidad de macroinvertebrados, y el muestreo es llevado a cabo hasta que no se registra ningún taxon nuevo. En este caso, las diferencias en la habilidad y experiencia del operador son menos importantes como fuentes de error en los resultados obtenidos, ya que el muestreo no está limitado a un área prefijada (e.g. Parsons y Norris 1996) y la separación en el campo no esta restringida a un número de individuos, o a un periodo de tiempo (e.g. Chessman 1995). No ocurre lo mismo en aquellos casos en los que la habilidad y experiencia del operador juegan un papel importante (Growth *et al.* 1997; Humphrey *et al.* 2000). Esto no significa que el operador no deba ser entrenado con el objetivo de desarrollar habilidades relacionadas con la identificación, las estrategias de muestreo, o con la localización de aquellos taxones pequeños y/o crípticos durante el trabajo de campo. Los programas de formación de los operadores han de utilizarse para lograr un muestreo más eficaz, y reducir el tiempo empleado. Estos programas junto a los programas de control de calidad, son esenciales para obtener datos ecológicos válidos y fiables (Clarke *et al.* 2002; Metzeling *et al.* 2003; Stevenson *et al.* 2004).

### **7.3.- La variación ambiental en los modelos de predicción mediterráneos**

En el ámbito de la evaluación biológica, los efectos que la variación estacional tiene sobre las comunidades de macroinvertebrados, así como sus efectos sobre los distintos sistemas de evaluación, basados tanto en índices bióticos, índices multimétricos o índices multivariantes, han sido

ampliamente estudiados (e.g. Furse *et al.* 1984; Zamora-Muñoz *et al.* 1995; Maloney y Feminella 2006; Linke *et al.* 1999; Reece *et al.* 2001; Clarke *et al.* 2002; Lorenz y Clarke 2006). En el caso de la variación ambiental interanual, muy presente en algunas zonas geográficas (e.g. la cuenca del Mar Mediterráneo), algunos trabajos contemplan sus posibles efectos sobre las comunidades de macroinvertebrados (e.g. Bêche *et al.* 2006), y sobre distintos sistemas de evaluación biológica (e.g. Sandin y Johnson 2000; Maloney y Feminella 2006; Mazor 2006), sin embargo ha sido recientemente cuando esta cuestión ha empezado a evaluarse en las metodologías predictivas basadas en modelos tipo RIVPACS/AUSRIVAS (Hawkins 2006; Kennard *et al.* 2006; Hargett *et al.* 2007).

La evaluación de la variación ambiental interanual, necesita de estudios continuados a lo largo de un considerable número de años, lo que conlleva dificultades no solo a nivel técnico sino también a nivel de recursos económicos y humanos. No obstante, en la Península Ibérica este tipo de estudios son de gran importancia. La variación ambiental interanual presente en el arco mediterráneo ibérico produce importantes episodios de sequía de duración variable (2-5 años) y que se repiten con cierta periodicidad (cada 7-10 años), así como intensas inundaciones y riadas (Estrela *et al.* 2000; Sumner *et al.* 2001; Peñarrocha *et al.* 2002). Estos fenómenos que son de gran importancia para las comunidades de macroinvertebrados acuáticos (Caruso 2002; Acuña *et al.* 2005; Bonada *et al.* 2006c, 2007; Dewson *et al.* 2007) pueden conducir a cambios en sus comunidades que afecten a los sistemas de evaluación biológica utilizados. En el marco de la DMA, la evaluación de los ecosistemas acuáticos ha de realizarse como desviación respecto de unas condiciones de referencia (Comisión Europea 2000). De esta manera, los sistemas de evaluación que se basen en un conjunto de datos de referencia, registrado durante un año determinado, y que no sean suficientemente

robustos a las variaciones ambientales interanuales, podrían realizar evaluaciones en años posteriores que estuviesen sesgadas, y confundir cambios interanuales naturales con perturbaciones antrópicas. Idealmente un modelo de predicción tipo RIVPACS/AUSRIVAS, basado en un muestreo único, debería ser capaz de explicar tanto la variación espacial como temporal de las comunidades de macroinvertebrados (Hawkins 2006; Hawkins *et al.* 2000b). La variación interanual presente tanto en los procesos biológicos como en el escenario ambiental, podría influenciar la predicción de los valores esperados y por lo tanto las estimas de los valores O/E. Wright (1995) aconseja que a la hora de desarrollar un modelo de predicción, aquellos lugares de referencia que hayan experimentado fenómenos naturales extremos, tales como periodos de sequía o inundaciones, deben excluirse del proceso de construcción de cualquier modelo de predicción, ya que podrían ser causa del desarrollo de un modelo insensible en la detección de perturbaciones. Asimismo, Humphrey *et al.* (2000) conciben que aquellas regiones que están sujetas a fuertes cambios estacionales y/o fluctuaciones ambientales impredecibles (como podría ser la zona mediterránea de la Península Ibérica), no son apropiadas para el desarrollo y aplicación de estos modelos de predicción.

Recientemente Kennard *et al.* (2006) y Hargett *et al.* (2007) han demostrado cómo, modelos de predicción tipo RIVPACS/AUSRIVAS desarrollados tanto para comunidades de peces (en Queensland, Australia), como para comunidades de macroinvertebrados acuáticos (en Wyoming, EEUU), son suficientemente robustos a los cambios ambientales interanuales presentes en sus correspondientes áreas de aplicación. En el sureste de Queensland, el régimen de caudal en muchos cursos de agua es muy variable, tanto interanual como estacionalmente, de manera que en cualquier momento del año pueden presentar caudales bajos o altos, incluso



con algunos tributarios, que pueden llegar a secarse durante periodos prolongados de tiempo (Kennard *et al.* 2006). Por su parte, el estado de Wyoming, presenta una elevada diversidad tanto ambiental como biológica, con cursos de agua pertenecientes tanto a sistemas montañosos como a llanuras desérticas (Hargett *et al.* 2007). En ambos casos, las zonas de aplicación de ambos modelos son zonas geográficas con una elevada variación ambiental y temporal.

En el caso de la aproximación MEDPACS, el estudio de la variación ambiental interanual sobre las evaluaciones llevadas a cabo por el modelo de predicción de otoño (apartado 6.3.2), corrobora los resultados obtenidos por Kennard *et al.* (2006) y Hargett *et al.* (2007). A lo largo de los tres años de estudio no se encontró ninguna tendencia significativa para ninguno de los valores O/E de los tres indicadores ecológicos estudiados (Tabla 6.9). Estos resultados sugieren que los lugares evaluados pueden fluctuar a lo largo del tiempo, pero sin una tendencia sólida que implique un sesgo sistemático en las evaluaciones del estado ecológico a través de los años. No obstante, el estudio realizado comprende un rango de tiempo reducido (3 años), teniendo en cuenta la periodicidad interanual descrita en el arco mediterráneo ibérico (de 7 a 10 años). Es por ello, que a pesar de los buenos resultados obtenidos tanto por los modelos desarrollados en Queensland y Wyoming (Kennard *et al.* 2006; Hargett *et al.* 2007), como por el modelo de predicción de otoño del sistema MEDPACS, para poder establecer una conclusión final acerca de los efectos de la variación ambiental del clima mediterráneo sobre las evaluaciones del estado ecológico, llevadas a cabo por estas metodologías, es necesario un estudio a más largo plazo. El muestreo consecutivo de un sub-conjunto de lugares de referencia a lo largo de los años, podría proporcionar los datos suficientes para detectar cambios en tendencias, así como otros cambios sistemáticos en la composición de las

comunidades de macroinvertebrados acuáticos, relacionados con fenómenos cíclicos a largo plazo así como con el cambio climático (Kennard *et al.* 2006). Por otra parte, la inclusión del año de muestreo como variable predictora, así como la inclusión de lugares de referencia muestreados a lo largo de distintos años en el desarrollo de un modelo de predicción, son distintas estrategias a seguir para minimizar los efectos de la variación temporal (Linke *et al.* 1999; Reece *et al.* 2001; Reynoldson *et al.* 2001; Clarke *et al.* 2002), ya sea para modelos de predicción estacionales como para modelos de predicción combinados.

#### **7.4.- Los modelos de predicción en el seno de la Directiva Marco del Agua**

La DMA establece que las masas de agua de los distintos Estados Miembros han de clasificarse en cuatro categorías; ríos, lagos, aguas de transición y aguas costeras. A su vez, dentro de cada una de estas categorías, las masas de agua han de clasificarse en base a uno de los dos sistemas propuestos por la DMA, ya sea el sistema A, que en el caso de los ríos se basa en las ecoregiones, la altitud del lugar, la geología y el tamaño de cuenca, o el sistema B, que permite a los Estados Miembros el uso de otras características ambientales opcionales, siempre y cuando obtengan el mismo grado de discriminación que con el sistema A (Comisión Europea 2000). Esta clasificación, tiene como objetivo asegurar el establecimiento de unas condiciones de referencia específicas para cada uno de los tipos desarrollados, a partir de los cuales establecer los valores esperados de cada uno de los indicadores ecológicos, y realizar las evaluaciones del estado ecológico como desviación de dichas condiciones de referencia (REFCOND, European Commision 2003).

Comúnmente, estos sistemas de clasificación basados en características físico-geográficas, se les conoce como clasificaciones *a priori*. Esta aproximación, asume que ciertas variables ambientales ejercen una gran influencia sobre la estructura de las comunidades (Mazor *et al.* 2006), y gracias al conocimiento previo de las distintas masas de agua (e.g. tamaño de los arroyos, ecoregiones, naturaleza geológica de la cuenca, etc.), se establecen los distintos tipos para los ríos. Aunque, clasificaciones *a priori* basadas en factores ambientales tanto climatológicos como geomorfológicos, han demostrado tener cierta influencia sobre los patrones de las comunidades biológicas de los ríos europeos (Verdonschot y Nijboer 2004), estas clasificaciones no presentan un funcionamiento muy destacado a la hora de explicar la variación presente en las comunidades de macroinvertebrados acuáticos (e.g. Hawkins *et al.* 2000a; Hawkins y Vinson 2000). Gerritsen *et al.* (2000) argumentan que las clasificaciones *a priori* pueden reflejar tipos completamente inapropiados, y que pueden ser redundantes o incluso fallar en explicar la variación de las comunidades si son aceptadas incondicionalmente. Es por ello, que recomiendan un proceso iterativo en el cual se incluya la generación de hipótesis, el análisis, la evaluación y la modificación de dichas hipótesis, como método más apropiado para producir clasificaciones robustas, independientemente de la aproximación analítica utilizada. De forma análoga, Moog *et al.* (2004) plantean la modificación y el ajuste de las clasificaciones *a priori* para conseguir una clasificación físico-geográfica final óptima.

A pesar de estas recomendaciones, el establecer una tipología independiente de los datos biológicos, puede conducir a dos posibles problemas. En primer lugar, los tipos creados no se forman en base a fundamentos biológicos, por lo que la tipología obtenida puede presentar un mayor número de tipos, que los que se esperarían de un estudio de las

comunidades biológicas. Y en segundo lugar, los tipos obtenidos podrían presentar diferencias biológicas significativas entre los lugares que componen cada tipo, es decir, que la tipología presente un número menor de tipos de los que indicaría un estudio biológico (Logan y Furse 2002).

En contraposición, las tipologías *a posteriori* no hacen ninguna asunción sobre la influencia de las características ambientales en las comunidades biológicas. Este tipo de clasificaciones se basan exclusivamente en los datos biológicos, normalmente la composición de especies, utilizando análisis multivariantes en la clasificación y evaluación de los lugares, ya sea a través de análisis discriminantes múltiples u otros procedimientos (Hawkins y Norris 2000; Mazor *et al.* 2006). Esta aproximación forma parte del desarrollo de los modelos de predicción tipo RIVPACS/AUSRIVAS (Wright *et al.* 2000), como es el caso del sistema MEDPACS. En este caso, el proceso de clasificación no hace referencia a los atributos ambientales (Clarke *et al.* 2003). Los lugares de referencia se clasifican en grupos basados exclusivamente en su fauna de macroinvertebrados acuáticos. Posteriormente, los modelos de predicción utilizan esta clasificación en análisis multivariantes con el objeto de revelar los gradientes ambientales que mejor la explican, evitando los juicios *a priori* sobre las variables que serían más adecuadas. Es por tanto, que este tipo de clasificaciones tienen más sentido ecológico que las clasificaciones *a priori* debido a su relación directa con las comunidades de macroinvertebrados y que no establecen subdivisiones arbitrariamente (Logan y Furse 2002). Algunos autores como Hawkins *et al.* (2000a), concluyen que las clasificaciones *a priori*, no obstante pueden jugar un papel importante proporcionando una clasificación inicial de la variabilidad ambiental presente en un área, con el fin de asegurar que este correctamente representada dentro de los programas de control y seguimiento.

Las clasificaciones de los lugares de referencia, ya estén basadas en cualquiera de las dos aproximaciones, tienen como objetivo la reducción de la variación natural de las comunidades, de forma que se puedan realizar evaluaciones más precisas (Gerritsen *et al.* 2000). Con el objeto de establecer que aproximación proporciona los resultados más fiables, Davy-Bowker *et al.* (2006) compararon la eficacia a la hora de predecir las condiciones de referencia de las comunidades de macroinvertebrados acuáticos, tanto para los modelos de predicción desarrollados en Gran Bretaña (RIVPACS), Suecia (SWEPAC<sub>SRI</sub>) y la República Checa (PERLA), como para los modelos nulos correspondientes, y modelos desarrollados en base a la clasificación obtenida con el sistema A de la DMA. Para los tres modelos de predicción (RIVPACS, SWEPAC<sub>SRI</sub> y PERLA), las variables ambientales seleccionadas explicaron una mayor proporción de la variación en las comunidades de macroinvertebrados acuáticos, donde las desviaciones estándar de los valores O/E de los lugares de referencia, fueron menores que los obtenidos para los modelos nulos, y los modelos generados con los tipos establecidos por el sistema A de la DMA, demostrando ser más efectivos.

La versatilidad que ofrecen los sistemas de predicción a la hora de desarrollar modelos tanto estacionales como combinados permite el obtener distintas clasificaciones de las comunidades de macroinvertebrados, como ocurre en la aproximación MEDPACS (cinco grupos biológicos en el modelo combinado, siete en el de primavera y ocho en el de otoño). Este hecho ofrece cierta flexibilidad en las clasificaciones, explicando una mayor variación de las comunidades de macroinvertebrados a lo largo de las distintas estaciones del año, y permitiendo diferenciar grupos que en las clasificaciones *a priori* no se contemplarían, ya que en este caso se establece una clasificación única (e.g. cinco ecotipos establecidos para los ríos mediterráneos ibéricos, Sánchez-Montoya *et al.* 2007).

El cálculo del estado ecológico a partir de las condiciones de referencia específicas de cada tipo puede conllevar una serie de problemas. Los tipos obtenidos a partir de los sistemas de clasificación propuestos por la DMA, pueden estar representados por distinto número de lugares de referencia. Esto puede dar lugar a que los valores esperados de los distintos indicadores ecológicos (calculados como el valor medio, o mediana del conjunto de referencia dentro de cada tipo; REFCOND, European Commission 2003), estén calculados en base a conjuntos de referencia de distinto tamaño, por lo que aquellos tipos poco representados proporcionarán unos valores esperados menos robustos en comparación con el resto.

En contraposición, los modelos de predicción tipo RIVPACS/AUSRIVAS no establecen divisiones estancas a la hora de calcular los valores esperados. Al establecer las probabilidades de captura de cada taxon como la media ponderada de pertenecer a cada uno de los distintos grupos biológicos, el número de lugares de referencia que participan activamente en el cálculo es mucho mayor, proporcionando unos valores esperados más robustos. Esto a su vez, facilita la posibilidad de evaluar lugares, que de alguna manera podrían estar dentro del rango ambiental del modelo de predicción, pero que en una clasificación *a priori* podrían verse catalogados como pertenecientes a un tipo carente de lugares de referencia, con los que calcular los valores esperados (e.g. ecotipo 5 “Grandes cursos de agua” establecido para los ríos mediterráneos ibéricos, Sánchez-Montoya *et al.* 2007). Esto no significa que los modelos de predicción no necesiten de lugares de referencia, las evaluaciones llevadas a cabo por un modelo serán mas fiables cuanto mejor representada esté la variabilidad ambiental de su área de aplicación. La falta de lugares de referencia sigue siendo un problema, independientemente de la aproximación utilizada. La mejor manera de realizar evaluaciones del estado

ecológico, en estos casos, es encontrando nuevos lugares de referencia que abarquen la mayor variabilidad ambiental posible, para incluirlos tanto en los modelos de predicción como en las tipologías, o llevando a cabo las medidas de restauración necesarias para obtenerlos.

Es por todo ello que el desarrollo de metodologías predictivas tipo RIVPACS/AUSRIVAS dentro del marco de la DMA, permite la evaluación del estado ecológico de una manera eficaz, siendo a su vez de una gran versatilidad, ya que esta aproximación puede aplicarse tanto a distintos sistemas acuáticos, ríos (e.g. Wright 1995; Simpson y Norris 2000), lagos (e.g. Reynoldson *et al.* 1995; Davis *et al.* 2006), así como a distintas comunidades, macroinvertebrados (e.g. Hawkins *et al.* 2000b; Hargett *et al.* 2007), diatomeas (e.g. Chessman *et al.* 1999), o peces (e.g. Joy y Death 2002; Kennard *et al.* 2006).

## **7.5.- Perspectivas de futuro**

El éxito de un sistema de predicción para la evaluación del estado ecológico, depende en gran medida de la capacidad de actualización y mejora de los distintos modelos que lo componen. En el caso del sistema MEDPACS, partiendo de los buenos resultados obtenidos tanto a nivel de eficacia, como de precisión y sensibilidad, los modelos desarrollados todavía presentan aspectos que necesitan ser evaluados y mejorados, cambios que estarían dirigidos hacia el desarrollo de un sistema de evaluación del estado ecológico a nivel nacional.

Con este objetivo final, es necesario el desarrollo de nuevos modelos, tanto combinados como estacionales, que incluyan nuevos lugares de referencia, lugares que contemplen y amplíen el rango ambiental involucrado, lo que permitirá que los nuevos modelos presenten un menor

número de *outliers* a la hora de evaluar el estado ecológico de los ríos españoles. A su vez, se aumentaría la extensión del área de estudio y aplicación a otras cuencas hidrográficas no incluidas en los modelos de predicción ya desarrollados.

La disponibilidad de lugares de referencia muestreados a lo largo de distintos años, conducirá al desarrollo de modelos de predicción más robustos a los posibles efectos de la variación ambiental interanual presente en el clima mediterráneo. Efectos que han de estudiarse en mayor profundidad mediante la evaluación de sub-conjuntos de referencia a lo largo de un periodo de tiempo prolongado.

El perfeccionamiento de los modelos de predicción pasa a través de la revisión de los criterios de referencia, de manera que para las nuevas actualizaciones estén involucradas alteraciones tales como por ejemplo la superficie de cuenca quemada, muy común en la Península Ibérica, o la presencia de especies exóticas, aspectos que hasta la fecha no se han tenido en cuenta y que en la actualidad se están explorando dentro del proyecto GUADALMED (Sánchez-Montoya *et al.* en preparación).

El aumento de lugares evaluados con los modelos de predicción, a lo largo de todo el gradiente del estado ecológico, permitirá establecer definitivamente la relación entre los valores O/E de los indicadores ecológicos y los gradientes de presión generales. Asimismo, una mayor información respecto a las distintas presiones existentes en las cuencas estudiadas, permitirá el desarrollo de gradientes de presión general más refinados, y por lo tanto el establecimiento de unos límites de los niveles del estado ecológico más ajustados a los problemas de contaminación existentes.

Por otra parte, es fundamental la evaluación del grado de incertidumbre en los sistemas de evaluación biológica. La DMA establece la necesidad que todo sistema de evaluación del estado ecológico contemple su

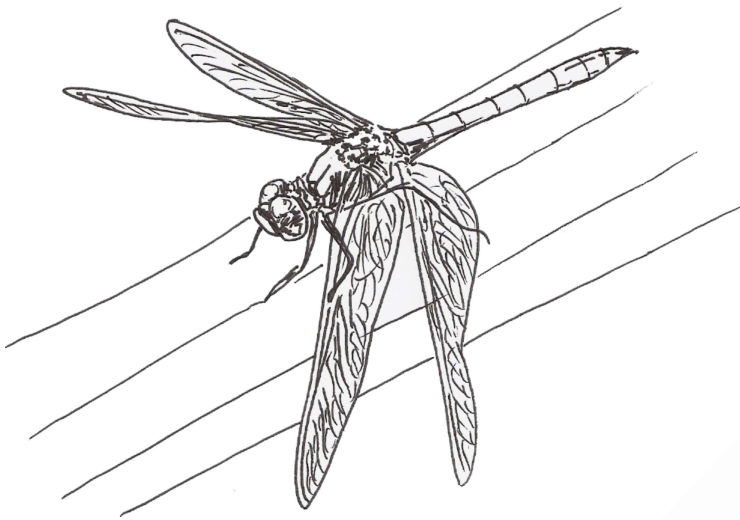


grado de incertidumbre. Es por tanto necesario el establecimiento de un programa de calidad y control para el sistema MEDPACS, que evalúe los posibles errores cometidos, ya sea en la toma de las muestras, en la identificación de los macroinvertebrados o en la medida de las variables ambientales.

Finalmente, el desarrollo de una aplicación informática que albergue los modelos de predicción así como sus futuras versiones, proporcionará a sus usuarios finales, entidades u organismos gestores (el Ministerio de Medio Ambiente, las demarcaciones hidrográficas o las agencias del agua), una herramienta para poder llevar a cabo la evaluación de los ríos mediterráneos de una manera rápida y eficaz de acuerdo con las directrices establecidas por la DMA.



## 8.- CONCLUSIONES





1. A lo largo del desarrollo de cualquier modelo de predicción, es fundamental la comprobación de distintas clasificaciones biológicas alternativas para un mismo conjunto de datos. La aproximación implementada por Van Sickle *et al.* (2006) proporciona parámetros de funcionamiento general de los modelos de predicción, que permiten seleccionar los mejores modelos discriminantes, así como la mejor clasificación biológica, evitando la selección de modelos sobre-ajustados sin necesidad de utilizar análisis alternativos, tales como: el de validación cruzada, el de re-sustitución, o el análisis NMDS (*Non-Metric Multi-Dimensional Scaling*).
2. La geomorfología, la naturaleza de las cuencas, la localización geográfica, así como la temporalidad del caudal, son las características de los ríos mediterráneos que resultaron de mayor importancia en el desarrollo de los diferentes modelos, y las que presentaron mayor poder de predicción para las comunidades de macroinvertebrados acuáticos.
3. Los datos sobre las comunidades de macroinvertebrados expresados en términos de abundancia, no mejoraron el desarrollo de los modelos de predicción en comparación con los datos de presencia-ausencia. Por lo que el uso de datos cualitativos en el desarrollo de futuros modelos supone una buena elección, tanto en términos de coste-efectividad como en términos de eficacia, precisión y sensibilidad.

4. El estudio del efecto de la variación ambiental interanual del clima mediterráneo, en las evaluaciones llevadas a cabo por los modelos de predicción, corrobora la robustez de estas metodologías frente a los posibles sesgos debidos a dicha variación. No obstante, para poder establecer una conclusión definitiva acerca de los efectos de la variación ambiental del clima mediterráneo, sería necesario disponer de una serie temporal mayor.
5. Las evaluaciones del estado ecológico, llevadas a cabo mediante los modelos de predicción del sistema MEDPACS, representan un gradiente de perturbación en el area de estudio acorde con las presiones existentes. Lo que ha permitido el establecimiento de los límites del estado ecológico, para cada uno de los indicadores analizados (número de familias, IBMWP e IASPT), desde el nivel “Muy Bueno” hasta el “Malo”, según define la DMA.
6. Los cinco criterios de combinación investigados se comportaron de forma similar en cuanto a los porcentajes de error Tipo I y Tipo II. Sin embargo, dada la alta correlación existente entre los valores de NFAM e IBMWP, se seleccionó finalmente el criterio EE-3 (el menor de los indicadores NFAM e IASPT).
7. Los modelos de predicción desarrollados dentro del sistema MEDPACS, se encuentran muy cerca del modelo ideal teórico. Su buen funcionamiento en la evaluación de lugares independientes, así como su respuesta a las perturbaciones presentes en el área de estudio, los convierten en una buena herramienta para la evaluación del estado ecológico según las directrices de la DMA. Dicho sistema, compuesto

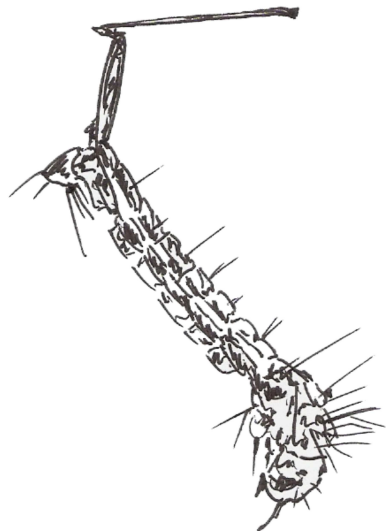
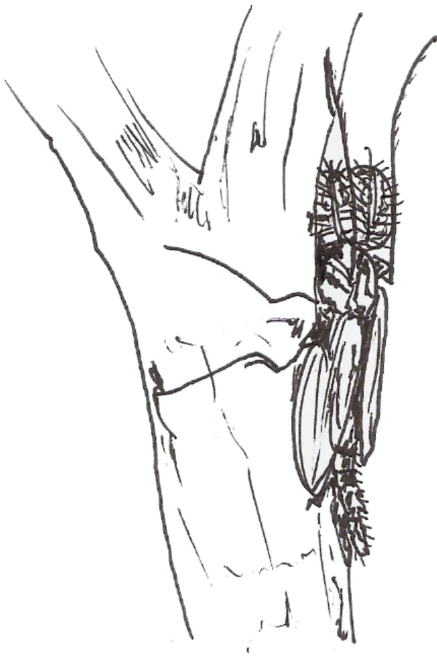
tanto por modelos de predicción estacionales como combinados, proporciona la versatilidad necesaria para evaluar el estado ecológico, atendiendo en cada caso a las características específicas de cada programa de seguimiento y control.

8. Los modelos de predicción MEDPACS, proporcionan la base para el futuro desarrollo de un sistema nacional de predicción de las comunidades de macroinvertebrados acuáticos. Por lo que resulta completamente factible tanto su desarrollo, como su posterior implementación. Para así facilitar a los organismos gestores la aplicación de la Directiva Marco del Agua.





## 9.- BIBLIOGRAFÍA





- Acuña V., Muñoz I., Giorgi A., Omella M., Sabater F. y Sabater S. (2005). Drought and postdrought recovery cycles in an intermittent Mediterranean stream: structural and functional aspects. *Journal of the North American Benthological Society* 24(3): 919-933.
- Adriaenssens V., Goethals P.L.M., Charles J. y De Pauw N. (2004). Application of Bayesian Belief Networks for the prediction of macroinvertebrate taxa in rivers. *Annales de Limnologie - International Journal of Limnology* 40(3): 181-191.
- Akaike H. (1978). A Bayesian análisis of the minimum AIC procedure. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics* 30: 9-14.
- Alba-Tercedor J. (1994). El entomólogo y los problemas de degradación de los sistemas acuáticos. En *Environmental Management and Arthropod Conservation* (Eds. R. Jiménez-Peydró y M.A. Marcos-García). Asociación Española de Entomología. Madrid. España. pp: 131-138.
- Alba-Tercedor J. (1996). Macroinvertebrados acuáticos y calidad de las aguas de los ríos. En *IV Simposio del Agua en Andalucía (SLAGA) vol II*. Instituto Tecnológico Geo-Minero de España. Madrid. España. pp: 203-213.
- Alba-Tercedor J., González G. y Puig M.A. (1992). Present level of knowledge regarding fluvial macroinvertebrate communities in Spain. *Limnetica* 8: 231-241.
- Alba-Tercedor J., Jáimez-Cuellar P., Álvarez M., Avilés J., Bonada N., Casas J., Mellado A., Ortega M., Pardo I., Prat N., Rieradevall M., Robles S., Sáinz-Cantero C.E., Sánchez-Ortega A., Suárez M.L., Toro M., Vidal-Abarca M.R., Vivas S. y Zamora-Muñoz C. (2004). Caracterización del estado ecológico de ríos mediterráneos ibéricos mediante el índice IBMWP (antes BMWP<sup>3</sup>). *Limnetica* 21(3-4) 2002: 175-185.

- Alba-Tercedor J., Pardo I., Prat N. y Pujante A. (2005). Protocolos de Muestreo y Análisis para Invertebrados Bentónicos. En *Metodología para el establecimiento del Estado Ecológico según la Directiva Marco del Agua*. (Eds. Ministerio de Medio Ambiente, Confederación Hidrográfica del Ebro y URS). Ministerio de Medio Ambiente. Madrid. España. pp 1-56.
- Alba-Tercedor J. y Prat N. (1992). Spanish experience in the use of macroinvertebrates as biological pollution indicators. En *River Water Quality. Ecological Assessment and Control*. (Eds. P.J. Newman, M.A. Piavaux y R.A. Sweeting). Commission of the European Communities. Brussels. Belgium. pp: 733-738.
- Alba-Tercedor J. y Pujante A.M. (2000). Running-water biomonitoring in Spain: opportunities for a predictive approach. En *Assessing the biological quality of fresh waters: RIVPACS and other techniques*. (Eds J.F. Wright, D.W. Sutcliffe y M.T. Furse). Freshwater Biological Association. Ambleside. UK. pp: 207-216.
- Alba-Tercedor J. y Sánchez-Ortega A. (1988). Un método rápido y simple para evaluar la calidad biológica de las aguas corrientes basado en el de Hellawell. *Limnética* 4: 51-56.
- Armitage P.D., Pardo I., Furse M.T. y Wright J.F. (1990). Assessment and prediction of biological quality. A demonstration of a British macroinvertebrate based method in two Spanish rivers. *Limnetica* 6: 147-156.
- Bailey R.C., Kennedy M.G., Dervish M.Z. y Taylor R.M. (1998). Biological assessment of freshwater ecosystems using a reference condition approach: comparing predicted and actual benthic invertebrate communities in Yukon streams. *Freshwater Biology* 39: 765-774.

- Bailey R.C., Norris R.H., y Reynoldson T.B. (2004). Bioassessment of Freshwater Ecosystems: using the Reference Condition Approach. Kluwer Academic Publishers. Dordrecht. The Netherlands.
- Baron J.S., Poff N.L., Angermeier P.L., Dahm C.N., Gleick P.H., Hairston N.G., Jackson R.B., Johnston C.A., Richter B.D. y Steinman A.D. (2002). Meeting ecological and societal needs for freshwater. *Ecological Applications* 12(5): 1247-1260.
- Barraqué B. (2003). Past and future sustainability of water policies in Europe. *Natural Resources Forum* 27: 200-211.
- Barbour M.T., Gerritsen J., Snyder B.D. y Stribling J.B. (1999). Rapid bioassessment protocols for use in streams and wadeable rivers: periphyton, benthic macroinvertebrates and fish, 2<sup>a</sup> Edn. U.S. Environmental Protection Agency. Washington D.C.
- Barbour M.T. y Yoder C.O. (2000). The multimetric approach to bioassessment, as used in the United States of America. En *Assessing the biological quality of fresh waters: RIVPACS and other techniques*. (Eds J.F. Wright, D.W. Sutcliffe y M.T. Furse). Freshwater Biological Association. Ambleside. UK. pp: 281-292.
- Bêche L.A., McElravy E.P. y Resh V.H. (2006). Long-term seasonal variation in the biological traits of benthic-macroinvertebrates in two Mediterraneanclimate streams in California, U.S.A. *Freshwater Biology* 51: 56-75.
- Belbin L. y McDonald C. (1993). Comparing three classification strategies for use in ecology. *Journal of Vegetation Science* 4: 341-348.
- Birk S. y Hering D. (2006). Direct comparison of assessment methods using benthic macroinvertebrates: a contribution to the EU Water Framework Directive intercalibration exercise. *Hydrobiologia* 566: 401-415.

- Birk S., Korte T. y Hering D. (2006). Intercalibration of assessment methods for macrophytes in lowland streams: direct comparison and analysis of common metrics. *Hydrobiologia* 566: 417-430.
- Bis B., Zdanowicz A. y Zalewski M. (2000). Effects of catchment properties on hydrochemistry, habitat complexity and invertebrate community structure in a lowland river. *Hydrobiologia* 422-423: 369-387.
- Boletín Oficial del Estado (1985). Ley Orgánica 29/1985 de 2 de agosto, Ley de Aguas. nº 189.
- Boletín Oficial del Estado (2006). Ley Orgánica 1/2006 de 10 de abril, Reforma de la Ley Orgánica 5/1982 de 1 de julio, del Estatuto de Autonomía de la Comunidad Valenciana. nº 86.
- Bonada N., Prat N., Munné A., Plans M., Solà C., Álvarez M., Pardo I., Moyá G., Ramón G., Toro M., Robles S., Aviles J., Suárez M.L., Vidal-Abarca M.R., Mellado A., Moreno J.L., Guerrero C., Vivas S., Ortega M., Casas J., Sánchez-Ortega A., Jáimez-Cuellar P. y Alba-Tercedor J. (2004a). Intercalibración de la metodología GUADALMED. Selección de un protocolo de muestreo para la determinación del estado ecológico de los ríos mediterráneos. *Limnetica* 21(3-4) 2002: 13-33.
- Bonada N., Prat N., Munné A., Rieradevall M., Alba-Tercedor J., Álvarez M., Avilés J., Casas J., Jáimez-Cuellar P., Mellado A., Moyá G., Pardo I., Robles S., Ramón G., Suárez M.L., Toro M., Vidal-Abarca M.R., Vivas S. y Zamora-Muñoz C. (2004b). Criterios para la selección de condiciones de referencia en los ríos mediterráneos. Resultados del proyecto GUADALMED. *Limnetica* 21(3-4) 2002: 99-114.
- Bonada N., Zamora-Muñoz C., Rieradevall M. y Prat N. (2005). Ecological and historical filters constraining spatial caddisfly distribution in Mediterranean rivers. *Freshwater Biology* 50: 781-797.

- Bonada N., Dallas H., Rieradevall M., Prat N. y Day J. (2006a). A comparison of rapid bioassessment protocols used in 2 regions with Mediterranean climates, the Iberian Peninsula and South Africa. *Journal of the North American Benthological Society* 25(2): 487-500.
- Bonada N., Prat N., Resh V.H. y Statzner B. (2006b). Developments in Aquatic Insect Biomonitoring: A comparative analysis of recent approaches. *Annual Review of Entomology* 51: 495-523.
- Bonada N., Rieradevall M. y Prat N. (2007). Macroinvertebrate community structure and biological traits related to flow permanence in a Mediterranean river network. *Hydrobiologia* 589: 91-106.
- Bonada N., Rieradevall M., Prat N. y Resh V.H. (2006c). Benthic macroinvertebrate assemblages and macrohabitat connectivity in Mediterranean-climate streams of northern California. *Journal of the North American Benthological Society* 25(1): 32-43.
- Boulton A.J. y Lake P.S. (1992). The ecology of two intermittent streams in Victoria, Australia II. Comparisons of faunal composition between habitats, rivers and years. *Freshwater Biology* 27: 99-121.
- Cao Y., Larsen D.P. y Thorne R.S.J. (2001). Rare species in multivariate analysis for bioassessment: some considerations. *Journal of the North American Benthological Society* 20: 144-153.
- Cao Y. y Williams D.D. (1999). Rare species are important in bioassessment (Reply to the comment by Marchant). *Limnology and Oceanography* 44: 1841-1842.
- Cao Y., Williams D.D. y Williams N.E. (1998). How important are rare species in aquatic community ecology and bioassessment? *Limnology and Oceanography* 43: 1403-1409.

- Caruso B.S. (2002). Temporal and spatial patterns of extrem low flows and effects on stream ecosystems in Otago, New Zealand. *Journal of Hydrology* 257: 115-133.
- Cemagref. (1982). Etude des méthodes biologiques d'appréciation quantitative de la qualité des eaux. Report Q.E. Lyon. Agence de l'Eau Rhône-Méditerranée-Corse. France.
- Céréghino R., Park Y.S., Compin A. y Lek S. (2003). Predicting the species richness of aquatic insects in streams using a limited number of environmental variables. *Journal of the North American Benthological Society* 22(3): 442-456.
- Chessman B.C. (1995). Rapid assessment of rivers using macroinvertebrates: A procedure based on habitat-specific sampling, family level identification and a biotic index. *Australian Journal of Ecology* 20: 122-129.
- Chessman B.C. (1999). Predicting the macroinvertebrate faunas of rivers by multiple regression of biological and environmental differences. *Freshwater Biology* 41: 747-757.
- Chessman B.C., Grouns I., Curreys J. y Plunkett-Cole N. (1999). Predicting diatom communities at the genus level for the rapid biological assessment of rivers. *Freshwater Biology* 41: 317-331.
- Clarke R.T. (2000). Uncertainty in estimates of biological quality based on RIVPACS. En *Assessing the biological quality of fresh waters: RIVPACS and other techniques*. (Eds J.F. Wright, D.W. Sutcliffe y M.T. Furse). Freshwater Biological Association. Ambleside. UK. pp: 39-54.
- Clarke R.T., Furse M.T., Gunn R.J.M., Winder J.M. y Wright J.F. (2002). Sampling variation in macroinvertebrate data and implications for river quality indices. *Freshwater Biology* 47: 1735-1751.



- Clarke R.T., Furse M.T., Wright J.F. y Moss D. (1996). Derivation of a biological quality index for river sites: comparison of the observed with the expected fauna. *Journal of Applied Statistics* 23: 311-332.
- Clarke R.T. y Murphy J.F. (2006). Effects of locally rare taxa on the precision and sensitivity of RIVPACS bioassessment of freshwaters. *Freshwater Biology* 51: 1924-1940.
- Clarke R.T., Wright J.F. y Furse M.T. (2003). RIVPACS models for predicting the expected macroinvertebrate fauna and assessing the ecological quality of rivers. *Ecological Modelling* 160: 219-233.
- Comisión Europea (2000). Directiva 2000/60/EC del Parlamento Europeo y del Consejo por la que se establece un marco comunitario de actuación en el ámbito de la política de aguas. *Diario Oficial de las Comunidades Europeas*. L327: 1-72.
- Constitución Española. (1978). Constitución española del 27 de diciembre de 1978, nº 311, 29 de diciembre.
- Davies N.M., Norris R.H. y Thoms M.C. (2000). Prediction and assessment of local stream habitat features using large-scale catchment characteristics. *Freshwater Biology* 45: 343-369.
- Davies P.E. (2000). Development of a national river bioassessment system (AUSRIVAS) in Australia. En *Assessing the biological quality of fresh waters: RIVPACS and other techniques*. (Eds J.F. Wright, D.W. Sutcliffe y M.T. Furse). Freshwater Biological Association. Ambleside. UK. pp: 113-124.
- Davis J., Horwitz P., Norris R.H., Chessman B.C., McGuire M. y Sommer B. (2006). Are river bioassessment methods using macroinvertebrates applicable to wetlands? *Hydrobiologia* 572: 115-128.

- Davis W.S. y Simon T.P. (1995). Biological assessment and criteria. Tools for water resource planning and decision making. Lewis Publishers. Boca Raton. Fla.
- Davy-Bowker J., Clarke R.T., Johnson R.K., Kokeš J., Murphy J.F. y Zahrádková S. (2006). A comparison of the European Water Framework Directive physical typology and RIVPACS-type models as alternative methods of establishing reference conditions for benthic macroinvertebrates. *Hydrobiologia* 566(1): 91-105.
- Dedecker A.P., Goethals P.L.M., Gabriels W. y De Pauw N. (2004). Optimization of Artificial Neural Network (ANN) model design for prediction of macroinvertebrates in the Zwalm river basin (Flanders, Belgium). *Ecological Modelling* 174: 161-173.
- Dedecker A.P., Melckebeke K.V., Goethals P.L.M. y De Pauw N. (2007). Development of migration models for macroinvertebrates in the Zwalm river basin (Flanders, Belgium) as tools for restoration management. *Ecological Modelling* 203: 72-86.
- De Pauw N., Gabriels W. y Goethals P.L.M. (2006). River monitoring and assessment methods based on macroinvertebrates. En *Biological Monitoring of Rivers: Applications and Perspectives*. (Eds G. Ziglio, M. Siligardi y G. Flaim). John Wiley & Sons Ltd. Chichester. UK. pp: 113-134.
- Dewson Z.S., James A.B.W. y Death R.G. (2007). A review of the consequences of decreased flow for instream habitat and macroinvertebrates. *Journal of the North American Benthological Society* 26(3): 401-415.
- Dufrêne M. y Legendre L. (1997). Species assemblages and indicator species: The need for a flexible asymmetrical approach. *Ecological Monographs* 67(3): 345-366.

- Estrela M.J., Peñarrocha D. y Millán M. (2000). Multi-annual drought episodes in the Mediterranean (Valencia Region) from 1950–1996. A spatio-temporal análisis. *International Journal of Climatology* 20: 1599-1618.
- European Commission. (2003). Common implementation strategy for the Water Framework Directive (2000/60/EC). Guidance Document N° 10, Rivers and lakes - typology, reference conditions and classification systems. Office for official publications of the European Communities. Luxembourg.
- European Commission. (2005). Common implementation strategy for the Water Framework Directive (2000/60/EC). Guidance Document N° 13, Overall approach to the classification of ecological status and ecological potential. Office for official publications of the European Communities. Luxembourg.
- FAME Consortium. (2004). Manual for the application of the European Fish Index - EFI. A fish-based method to assess the ecological status of European rivers in support of the Water Framework Directive. Version 1.1.
- Feio M.J., Reynoldson T.B., Ferreira V. y Graça M.A.S. (2007). A predictive model for freshwater bioassessment (Mondego River, Portugal). *Hydrobiologia* 589: 55-68.
- Ferréol M., Dohet A., Cauchie H.-M., y Hoffmann L. (2005). Assessing Luxembourg river health from macroinvertebrate communities: methodological approach and application. En *Proceedings from the final meeting of COST 626 – European Aquatic Modelling Network*. (Eds A. Harby, M. Baptist, H. Duel, M. Dunbar, P. Goethals, A. Huusko, A. Ibbotson, H. Mader, M. L. Pedersen, S. Schmutz y M. Schneider). National Environmental Resarch Institute. Silkeborg. pp: 81-90.

- Flotemersch J.E., Stribling J.B. y Paul M. J. (2006). Concepts and Approaches for the Bioassessment of Non-wadeable Streams and Rivers. EPA 600-R-06-127. US Environmental Protection Agency. Cincinnati. Ohio.
- Furse M.T., Moss D., Wright J.F. y Armitage P.D. (1984). The influence of seasonal and taxonomic factors on the ordination and classification of running-water sites in Great Britain and on the prediction of their macro-invertebrate communities. *Freshwater Biology* 14: 257-280.
- García-García V., Domínguez C., Gómez R.M., Calvo J.F., Vidal-Abarca M.R. y Suárez M.L. (2005). Marls: source of nitrate in a semi-arid Mediterranean stream. Symposium for European Freshwater Sciences. Krakovia. Poland.
- Gasith A. y Resh V.H. (1999). Streams in Mediterranean Climate Regions: Abiotic influences and biotic responses to predictable seasonal events. *Annual Review of Ecology and Systematics* 30: 51-81.
- Gerritsen J., Barbour M.T. y King K. (2000). Apples, oranges, and ecoregions: on determining pattern in aquatic assemblages. *Journal of the North American Benthological Society* 19(3): 487-496.
- Giller, P.S. y Malmqvist, B. (1998). *The biology of stream and rivers*. Oxford University Press. Oxford. UK.
- Giménez-Casalduero M. y Parlem-Viqueira J. (2007). Organizaciones sociales de gestiones del agua: importancia de su reconocimiento legal para su pervivencia. *El caso de España. Región y Sociedad* 19(38): 3-24.
- Gómez R., Hurtado I., Suárez M.L. y Vidal-Abarca M.R. (2005). Ramblas in south-east Spain: threatened and valuable ecosystems. *Aquatic Conservation: Marine and Freshwater Ecosystems* 15: 387-402.

- Growns J.E., Chessman B.C., Jackson J.E. y Ross D.G. (1997). Rapid assessment of Australian rivers using macroinvertebrates: cost and efficiency of 6 methods of sample processing. *Journal of the North American Benthological Society* 16(3): 682-693.
- Hargett E.G., ZumBerge J.R., Hawkins C.P. y Olson J.R. (2007). Development of a RIVPACS-type predictive model for bioassessment of wadeable streams in Wyoming. *Ecological Indicators* 7: 807-826.
- Hawkins C.P. (2006). Quantifying biological integrity by taxonomic completeness: its utility in regional and global assessments. *Ecological Applications* 16(4): 1277-1294.
- Hawkins C.P. y Norris R.H. (2000). Performance of different landscape classifications for aquatic bioassessments: introduction to the series. *Journal of the North American Benthological Society* 9(3):367-369.
- Hawkins C.P., Norris R.H., Gerritsen J., Hughes R.M., Jackson S.K., Johnson R.K. y Stevenson R.J. (2000a). Evaluation of the use of landscape classifications for the prediction of freshwater biota: synthesis and recommendations. *Journal of the North American Benthological Society* 19(3): 541-556.
- Hawkins C.P., Norris R.H., Hogue J.N. y Feminella J.W. (2000b). Development and evaluation of predictive models for measuring the biological integrity of streams. *Ecological Applications* 10: 1456-1477.
- Hawkins C.P. y Vinson M.R. (2000). Weak correspondence between landscape classifications and stream invertebrate assemblages: implications for bioassessment. *Journal of the North American Benthological Society* 19(3): 501-517.
- Heino J., Moutka T., Mykrä H., Paavola R., Hämäläinen H. y Koskenniemi E. (2003). Defining macroinvertebrate assemblage types of headwater

- streams: implications for bioassessment and conservation. *Ecological Applications* 13(3): 842-852.
- Hellawell J. M. (1986). *Biological Indicators of Freshwater Pollution and Environmental Management*. Elsevier Applied Science. London. UK.
- Hering D., Feld C.K., Moog O. y Ofenböck T. (2006). Cook book for the development of a Multimetric Index for biological condition of aquatic ecosystems: experiences from the European AQEM and STAR projects and related initiatives. *Hydrobiologia* 566: 311-324.
- Hering D., Moog O., Sandin L. y Verdonschot P.F.M. (2004). Overview and application of the AQEM assessment system. *Hydrobiologia* 516: 1-20.
- Holloway J.M., Dahlgren R.A., Hansen B. y Casey W.H. (1998). Contribution of bedrock nitrogen to high nitrate concentrations in stream water. *Nature* 395: 785-8.
- Humphrey C.L., Storey A.W. y Thurtell L. (2000). Operator sample processing errors and temporal variability - implications for model sensitivity. En *Assessing the biological quality of fresh waters: RIVPACS and other techniques*. (Eds J.F. Wright, D.W. Sutcliffe y M.T. Furse). Freshwater Biological Association. Ambleside. UK. pp: 113-124.
- Hynes H.B.N. (1970). *The ecology of running waters*. The Blackburn Press. Caldwell. NJ.
- Ihaka R. y Gentleman R. (1996). R: a language for data analysis and graphics. *Journal of Computational and Graphical Statistics* 5: 239-314.
- Jáimez-Cuellar P., Vivas S., Bonada N., Robles S., Mellado A., Álvarez M., Avilés J., Casas J., Ortega M., Pardo I., Prat N., Rieradevall M., Sáinz-Cantero C.E., Sánchez-Ortega A., Suárez M.L., Toro M., Vidal-Abarca M.R., Zamora-Muñoz C. y Alba-Tercedor J. (2004). Protocolo GUADALMED (PRECE). *Limnetica* 21(3-4) 2002: 187-204.

- Johnson R.K. y Sandin L. (2001). Development of a Prediction and Classification System for Lake (Littoral, SWEPAC<sub>LLI</sub>) and Stream (Riffle, SWEPAC<sub>SRI</sub>) Macroinvertebrate Communities. Stencil. Department of Environmental Assessment. SLU. Uppsala. Sweden.
- Joy M.K. y Death R.G. (2002). Predictive modelling of freshwater fish as a biomonitoring tool in New Zealand. *Freshwater Biology* 47: 2261-2275.
- Joy M.K. y Death R.G. (2004). Predictive modelling and spatial mapping of freshwater fish and decapod assemblages using GIS and neural networks. *Freshwater Biology* 49: 1036-1052.
- Karr J.R. (1981). Assessment of biotic integrity using fish communities. *Fisheries* 6: 21-27.
- Kennard M.J., Pusey B.J., Arthington A.H., Harch B.D. y Mackay S.J. (2006). Development and application of a predictive model of freshwater fish assemblage composition to evaluate river health in eastern Australia. *Hydrobiologia* 572: 33-57.
- Keselman H.J. y Keselman J.C. (1993). Analysis of repeated measurements. En *Applied analysis of variance in behavioral science*. (Ed. L.K. Edwards). Marcel Dekker. New York. NY. pp: 105-145.
- Kokeš J., Zahrádková S., Němejcová D., Hodovský J., Jarkovský J. y Soldán T. (2006). The PERLA system in the Czech Republic: a multivariate approach for assessing the ecological status of running waters. *Hydrobiologia* 566: 343-354.
- Köppen W. (1923). *De klimate der Erde*. Bornträger. Berlin. Germany.
- Legendre P. y Legendre L. (1998). *Numerical ecology*, 2<sup>a</sup> Edn. Elsevier. Amsterdam. The Netherlands.

- Linke S., Bailey R.C. y Schwindt J. (1999). Temporal variability of stream bioassessments using benthic macroinvertebrates *Freshwater Biology* 42: 575-584.
- Linke S., Norris R.H., Faith D.P. y Stockwell D. (2005). ANNA: A new prediction method for bioassessment programs. *Freshwater Biology* 50: 147-158.
- Logan P. y Furse M.T. (2002). Preparing for the European Water Framework Directive - making the links between habitat and aquatic biota. *Aquatic Conservation: Marine and Freshwater Ecosystems*, 12: 425-437.
- Lorenz A. y Clarke R.T. (2006). Sample coherence - a field study approach to assess similarity of macroinvertebrate samples. *Hydrobiologia* 566: 461-476.
- Maloney K.O. y Feminella J.W. (2006). Evaluation of single- and multi-metric benthic macroinvertebrate indicators of catchment disturbance over time at the Fort Benning Military Installation, Georgia, USA. *Ecological Indicators* 6: 469-484.
- Marchant R. (1999). How important are rare species in aquatic community ecology and bioassessment? A comment on the conclusions of Cao *et al.* *Limnology and Oceanography* 44: 1840-1841.
- Marchant R., Hirst A., Norris R.H., Butcher R., Metzeling L., Tiller D. (1997). Classification and prediction of macroinvertebrate assemblages from running waters in Victoria, Australia. *Journal of the North American Benthological Society* 16: 664-681.
- Margalef R. (1969). El concepto de polución en limnología y sus indicadores biológicos. *Documentos de Investigación Hidrológica* 7: 103-133.
- Martin C., Aquilina L., Gascuel-Oudou C., Molénat J., Faucheux M. y Ruiz L. (2004). Seasonal and interannual variations of nitrate and chloride in



- stream waters related to spatial and temporal patterns of groundwater concentrations in agriculture catchments. *Hydrological Processes* 18: 1237-1254.
- Mazor R.D. (2006). Evaluation of biomonitoring techniques using benthic macroinvertebrates and periphyton in aquatic ecosystems: Detecting impairment of population and community structure. Tesis Doctoral. University of Berkeley, California.
- Mazor R.D., Reynoldson T.B., Rosenberg D.M. y Resh V.H. (2006). Effects of biotic assemblage, classification, and assessment method on bioassessment performance. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 63: 394-411.
- McCune B. y Mefford M.J. (1999). *Multivariate Analysis of Ecological Data*. Version 4.20. MjM Software. Gleneden Beach. Oregon.
- Metzeling L., Chessman B.C., Hardwick R. y Wong V. (2003). Rapid assessment of rivers using macroinvertebrates: the role of experience, and comparisons with quantitative methods. *Hydrobiologia* 510: 39-52.
- Miller P.C. (1983). Canopy structure of Mediterranean-type shrubs in relation to heat and moisture. En *Mediterranean-type Ecosystems. The Role of Nutrients*. (Eds F.J. Kruger, D.T. Mitchell y J.U.M. Jarvis). Springer-Verlag. Berlin. Germany. pp: 133-166.
- Moog O., Schmidt-Kloiber A., Ofenböck T. y Gerritsen J. (2004). Does the ecoregion approach support the typological demands of the EU 'Water Framework Directive'? *Hydrobiologia* 516: 21-33.
- Moreno J.L., Navarro C. y De las Heras J. (2006). Propuesta de un índice de vegetación acuática (IVAM) para la evaluación del estado trófico de los ríos de Castilla-La Mancha: Comparación con otros índices. *Limnetica* 25(3): 821-837.

- Moss D. (2000). Evolution of stadistical methods in RIVPACS. En *Assessing the biological quality of fresh waters: RIVPACS and other techniques*. (Eds J. F. Wright, D. W. Sutcliffe y M. T. Furse). Freshwater Biological Association. Ambleside. UK. pp: 24-37.
- Moss D., Furse M.T., Wright J.F. y Armitage P.D. (1987). The prediction of the macro-invertebrate fauna of unpolluted running-water sites in Great Britain using environmental data. *Freshwater Biology* 17: 41-52.
- Moss D., Wright J.F., Furse M.T. y Clarke R.T. (1999). A comparison of alternative techniques for prediction of the fauna of running-water sites in Great Britain. *Freshwater Biology* 41: 167-181.
- Munné A. y Prat N. (2006). Comparing quantitative and qualitative metrics based on macroinvertebrates to measure biological quality and define reference conditions in mediterranean rivers types. En *Libro de resúmenes del XIII Congreso de la Asociación Española de Limnología - V Congreso Ibérico de Limnología*. Asociación Española de Limnología. Barcelona. España. pp: 61.
- Munné A. y Prat N. (en preparación). Use of multimetric indices based on macroinvertebrates for water quality evaluation in the Spanish Mediterranean rivers. An intercalibration exercise using the IBMWP index.
- Munné A., Prat N., Solà C., Bonada N. y Rieradevall M. (2003). A simple field method for assessing the ecological quality of riparian habitat in rivers and streams: QBR index. *Aquatic Conservation: Marine and Freshwater Ecosystems* 13: 147-163.
- Newman P.J., Piavaux M.A. y Sweeting R.A. (1992). *River Water Quality. Ecological Assessment and Control*. Commission of the European Communities. Brussels. Belgium.

- Niemi G.J. y McDonald M.E. (2004). Application of ecological indicators. *Annual Review of Ecology, Evolution and Systematics* 35: 89-111.
- Nijboer R.C. y Schmidt-Kloiber A. (2004). The effect of excluding taxa with low abundances or taxa with small distribution ranges on ecological assessment. *Hydrobiologia* 516: 347-363.
- Norris R.H. y Georges A. (1993). Analysis and interpretation of benthic macroinvertebrate surveys. En *Freshwater Biomonitoring and Benthic Macroinvertebrates*. (Eds D.M. Rosenberg y V.H. Resh). Chapman and Hall. New York. NY. pp: 234-286.
- Oliver J.E. y Hidore J.J. (2002). *Climatology: an Atmospheric Science*, 2ª Ed. Prentice Hall. Upper Saddle River. NJ.
- Ostermiller J.D. y Hawkins C.P. (2004). Effects of sampling error on bioassessments of stream ecosystems: application to RIVPACS-type models. *Journal of the North American Benthological Society* 23(2): 363-382.
- Pardo I., Álvarez M., Casas J., Moreno J.L., Vivas S., Bonada N., Alba-Tercedor J., Jáimez-Cuellar P., Moyá G., Prat N., Robles S., Suárez M.L., Toro M. y Vidal-Abarca M.R. (2004). El hábitat de los ríos mediterráneos. Diseño de un índice de diversidad de hábitat. *Limnetica* 21(3-4) 2002: 115-133.
- Park Y.S., Céréghino R., Compin A. y Lek S. (2003). Applications of artificial neural networks for patterning and predicting aquatic insect species richness in running waters. *Ecological Modelling* 160: 265-280.
- Parsons M. y Norris R.H. (1996). The effect of habitat specific sampling on biological assessment of water quality using a predictive model. *Freshwater Biology* 36: 419-434.

- Peñarrocha D., Estrela M.J. y Millán M. (2002). Classification of daily rainfall patterns in a Mediterranean area with extreme intensity levels: The Valencia Region. *Internacional Journal of Climatology* 22: 677-695.
- Prat N. (2004). El proyecto GUADALMED. *Limnetica* 21(3-4) 2002: 1-3.
- Prygiel J. y Coste M. (2000). Guide méthodologique pour la mise en oeuvre de l'Indice Biologique Diatomées. NF T 90-354. Agences de l'eau - Cemagref.
- Quinn G.P. y Keough M.J. (2002). Experimental design and data analysis for biologists. Cambridge University Press. Cambridge. UK.
- Raven P.J., Fox P., Everard M., Holmes N.T.H. y Dawson F.H. (1997). River Habitat Survey: a new system for classifying rivers according to their habitat quality. En *Freshwater Quality: Defining the Indefinable?* (Eds P.J. Boon y D.L. Howell). The Stationery Office. Edinburgh. Escocia. pp: 215-234.
- Reece P.F., Reynoldson T.B., Richardson J.S. y Rosenberg D.M. (2001). Implications of seasonal variation for biomonitoring with predictive models in the Fraser River catchment, British Columbia. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 58: 1411-1418.
- Resh V.H. y Jackson J.K. (1993). Rapid assessment approaches to biomonitoring using benthic macroinvertebrates. En *Freshwater Biomonitoring and Benthic Macroinvertebrates*. (Eds D.M. Rosenberg y V.H. Resh). Chapman and Hall. New York. NY. pp: 195-233.
- Resh V.H. y McElravy E.P. (1993). Contemporary quantitative approaches to biomonitoring using benthic macroinvertebrates. En *Freshwater Biomonitoring and Benthic Macroinvertebrates*. (Eds D.M. Rosenberg y V.H. Resh). Chapman and Hall. New York. NY. pp: 159-194.
- Reynoldson T.B., Bailey R.C., Day K.E. y Norris R.H. (1995). Biological guidelines for freshwater sediment based on Benthic Assessment of

- SedimenT (the BEAST) using a multivariate approach for predicting biological state. *Australian Journal of Ecology* 20: 198-219.
- Reynoldson T.B., Day K.E., Pascoe T. (2000). The development of the BEAST: a predictive approach for assessing sediment quality in the North American Great Lakes. En *Assessing the biological quality of fresh waters: RIVPACS and other techniques*. (Eds J. F. Wright, D. W. Sutcliffe y M. T. Furse). Freshwater Biological Association. Ambleside. UK. pp: 165-180.
- Reynoldson T.B., Norris R.H., Resh V.H., Day K.E. y Rosenberg D.M. (1997). The reference condition: a comparison of multimetric and multivariate approaches to assess water-quality impairment using benthic macroinvertebrates. *Journal of the North American Benthological Society* 16(4): 833-852.
- Reynoldson T.B., Rosenberg D.M. y Resh V.H. (2001). Comparison of models predicting invertebrate assemblages for biomonitoring in the Fraser River catchment, British Columbia. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 58: 1395-1410.
- Robles S., Toro M., Nuño C., Avilés J., Alba-Tercedor J., Álvarez M., Bonada N., Casas J., Jáimez-Cuellar P., Mellado A., Munné A., Pardo I., Prat N., Suárez M.L., Vidal-Abarca M.R., Vivas S., Moyá G. y Ramón G. (2004). Descripción de las cuencas mediterráneas seleccionadas en el proyecto GUADALMED. *Limnetica* 21(3-4) 2002: 35-61.
- Romero R., Guijarro J.A., Ramisa C. y Alonso S. (1998). A 30-year (1964–1993) daily rainfall data base for the Spanish Mediterranean regions: first exploratory study. *International Journal of Climatology* 18: 541-560.

- Rosenberg D.M. y Resh V.H. (Eds) (1993). Freshwater biomonitoring and benthic macroinvertebrates. Chapman and Hall. New York. NY.
- Sandin L. y Hering D. (2004). Comparing macroinvertebrate indices to detect organic pollution across Europe: a contribution to the EC Water Framework Directive intercalibration. *Hydrobiologia* 516: 55-68.
- Sandin L. y Johnson R.K. (2000). The statistical power of selected indicator metrics using macroinvertebrates for assessing acidification and eutrophication of running waters. *Hydrobiologia* 422/423: 233-243.
- Sánchez-Montoya M.M., Puntí T., Suárez M.L., Vidal-Abarca M.R., Rieradevall M., Poquet J.M., Zamora-Muñoz C., Robles S., Álvarez M., Alba-Tercedor J., Toro M., Pujante A., Munné A. y Prat N. (2007). Concordance between ecotypes and macroinvertebrate assemblages in Mediterranean streams. *Freshwater Biology* 52: 2240-2255.
- Sánchez-Montoya M.M., Vidal-Abarca M.R., Puntí T., Poquet J.M., Prat N., Rieradevall M., Alba-Tercedor J., Zamora-Muñoz C., Robles S., Álvarez M., Toro M. y Suárez M.L. (en preparación). Defining criteria to select reference sites in Mediterranean streams.
- Sánchez-Ortega A. y Alba-Tercedor J. (1987). Lista faunística y bibliográfica de los Plecópteros (Plecoptera) de la Península Ibérica. Publicaciones de la Asociación Española de Limnología. Madrid. Spain.
- Sánchez-Ortega A., Alba-Tercedor J. y Tierno de Figueroa J.M. (2003). Lista faunística y bibliográfica de los Plecópteros de la Península Ibérica e Islas Baleares. Publicaciones de la Asociación Española de Limnología. Madrid. Spain.
- SAS Institute Inc. (2003). JMP IN v 5.1. Cary. NC. [www.jmpin.com](http://www.jmpin.com)
- Schwarz G. (1978). Estimating the dimension of a model. *Annals of Statistics* 6: 461-464.

- Simpson J.C. y Norris R.H. (2000). Biological assessment of river quality: development of AUSRIVAS models and outputs. En *Assessing the biological quality of fresh waters: RIVPACS and other techniques*. (Eds J. F. Wright, D. W. Sutcliffe y M. T. Furse). Freshwater Biological Association. Ambleside. UK. pp: 125-142.
- Smith M.J., Kay R.W., Edward D.H.D., Papas P.J., Richardson K.S.J., Simpson J.C., Pinder A.M., Cale D.J., Hortwitz H.J., Davis J.A., Yung F.H., Norris R.H. y Halse S.A. (1999). AusRivAS: using macroinvertebrates to assess ecological condition of rivers in Western Australia. *Freshwater Biology* 41: 269-282.
- Šporka F., Vlek H.E., Bulánková E. y Krno I. (2006). Influence of seasonal variation on bioassessment of streams using macroinvertebrates. *Hydrobiologia* 566: 543-555.
- StatSoft. (2005). STATISTICA (data analysis software system), version 7.1. [www.statsoft.com](http://www.statsoft.com).
- Statzner B., Dolédec S. y Hugueny B. (2004). Biological trait composition of European stream invertebrate communities: assessing the effects of various trait filter types. *Ecography* 27: 470-488.
- Stevenson R.J., Bailey R.C., Harass M.C., Hawkins C.P., Alba-Tercedor J., Couch C., Dyer S., Fulk F.A., Harrington J.M., Hunsaker C.T. y Johnson R.K. (2004). Designing data collection for ecological assessments. En *Ecological assessment of aquatic resources: linking science to decision-making*. (Eds M.T. Barbour, S.B. Norton, H.R. Preston y K.W. Thorton). Society of Environmental Toxicology and Chemistry (SETAC). Pensacola. Fla. pp: 55-84.
- Stoddard J.L., Larsen D.P., Hawkins C.P., Johnson R.K. y Norris R.H. (2006). Setting expectations for the ecological condition of streams:

- the concept of reference condition. *Ecological Applications* 16(4): 1267-1276.
- Suárez M.L., Mellado A., Sánchez-Montoya M.M. y Vidal-Abarca M.R. (2005). Propuesta de un índice de macrófitos (IM) para evaluar la calidad ecológica de los ríos de la cuenca del Segura. *Limnetica* 24(3-4): 305-318.
- Suárez M.L., Vidal-Abarca M.R., Sánchez-Montoya M.M., Alba-Tercedor J., Álvarez M., Avilés J., Bonada N., Casas J., Jáimez-Cuellar P., Munné A., Pardo I., Prat N., Rieradevall M., Salinas M.J., Toro M. y Vivas S. (2004). Las riberas de los ríos mediterráneos y su calidad: el uso del índice QBR. *Limnetica* 21(3-4) 2002: 135-148.
- Sumner G., Homar V. y Ramis C. (2001). Precipitation seasonality in eastern and southern coastal Spain. *International Journal of Climatology* 21: 219-247.
- Thorne R.ST.J., Williams W.P. y Cao Y. (1999). The influence of data transformation on biological monitoring studies using macroinvertebrates. *Water Research* 33(2): 343-350.
- Toro M., Robles S., Avilés J., Nuño C., Vivas S., Bonada N., Prat N., Alba-Tercedor J., Casas J., Guerrero C., Jáimez-Cuellar P., Moreno J.L., Moyá G., Ramón G., Suárez M.L., Vidal-Abarca M.R., Álvarez M. y Pardo I. (2004). Calidad de las aguas de los ríos mediterráneos del proyecto GUADALMED. Características físico-químicas. *Limnetica* 21(3-4) 2002: 63-75.
- Turak E., Flack L.K., Norris R.H., Simpson J. y Waddell N. (1999). Assessment of river condition at a large spatial scale using predictive models. *Freshwater Biology* 41(2): 283-298.



- Van Sickle J., Hawkins C.P., Larsen D.P. y Herlihy A.H. (2005). A null model for the expected macroinvertebrate assemblage in streams. *Journal of the North American Benthological Society* 24: 178-191.
- Van Sickle J., Huff D.D. y Hawkins C.P. (2006). Selecting discriminant function models for predicting the expected richness of aquatic macroinvertebrates. *Freshwater Biology* 51: 359-372.
- Van Sickle J., Larsen D.P. y Hawkins C.P. (2007). Exclusion of rare taxa affects performance of the O/E index in bioassessments. *Journal of the North American Benthological Society* 26(2): 319-331.
- Verdonschot P.F.M. y Nijboer R.C. (2004). Testing the European stream typology of the Water Framework Directive for macroinvertebrates. *Hydrobiologia* 516: 35-54.
- Vinson M.R. y Hawkins C.P. (1996). Effects of sampling area and subsampling procedure on comparison of taxa richness among streams. *Journal of the North American Benthological Society* 15(3): 392-399.
- Walsh C.J. (1997). A multivariate method for determining optimal subsample size in the analysis of macroinvertebrate samples. *Marine and Freshwater Research* 48: 241-248.
- Whittingham M.J., Stephens P.A., Bradbury R.B. y Freckleton R.P. (2006). Why do we still use stepwise modelling in ecology and behaviour? *Journal of Animal Ecology* 75: 1182-1189.
- Williard K.W., Dewalle D.R. y Edwards P.J. (2005). Influence of bedrock geology and tree species composition on stream nitrate concentrations in Mid-Appalachian forested watersheds. *Water, Air, and Soil Pollution* 160: 55-76.
- Williams D.D. (2006). *The biology of temporary waters*. Oxford University Press. Oxford. UK.

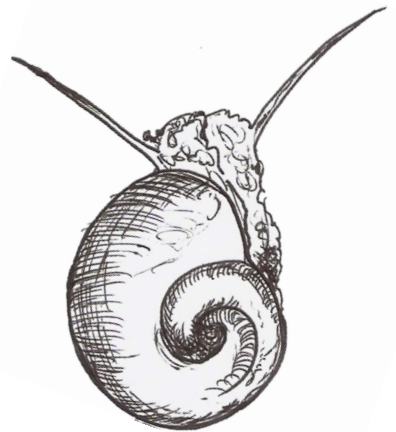
- Winer B.J., Brown D.R. y Michels K.M. (1991). Statistical principles in experimental design, 3ª Edn. McGraw-Hill. New York. NY.
- Wright J.F. (1994). Development of RIVPACS in the UK and the value of the underlying data-base. *Limnetica* 10(1): 15-31.
- Wright J.F. (1995). Development and use of a system for predicting the macroinvertebrate fauna in flowing waters. *Australian Journal of Ecology* 20: 181-197.
- Wright J.F. (2000). An introduction to RIVPACS. En *Assessing the biological quality of fresh waters: RIVPACS and other techniques*. (Eds J. F. Wright, D. W. Sutcliffe y M. T. Furse). Freshwater Biological Association. Ambleside. UK. pp: 1-24.
- Wright J.F., Armitage P.D., Furse M.T. y Moss D. (1984). The classification of sites on British rivers using macroinvertebrates. *Verhandlungen International Verein Limnology* 22: 1939-1943.
- Wright J.F., Furse M.T. y Armitage P.D. (1993). RIVPACS- a technique for evaluating the biological quality of rivers in the U.K. *European Water Pollution Control* 3(4): 15-25.
- Wright J.F., Sutcliffe D.W. y Furse M.T. (Eds) (2000). *Assessing the biological quality of fresh waters - RIVPACS and other techniques*. Freshwater Biological Association. Ambleside. UK.
- Zamora-Muñoz C., Sáinz-Cantero C.E., Sánchez-Ortega A. y Alba-Tercedor J. (1995). Are biological indices BMWP' and ASPT' and their significance regarding water quality seasonally dependent? Factors explaining their variations. *Water Research* 29: 285-290.
- Zamora-Muñoz C. y Alba-Tercedor J. (1996). Bioassessment of organically polluted Spanish rivers, using a biotic index and multivariate methods. *Journal of the North American Benthological Society* 15: 332-352.

Ziglio G., Siligardi M. y Flaim G. (Eds) (2006). Biological monitoring of rivers: applications and perspectives. John Wiley & Sons Ltd. Chichester. UK.

Zwick P. (2003). Biogeographical Patterns. En *Encyclopedia of Insects*. (Eds. V.H. Resh y R.T. Cardé). Academic Press. Elsevier Science. Orlando. Fla.



## 10.- ANEXOS





**Apéndice I.** Localización de los 162 puntos de referencia potenciales, pertenecientes a las 35 cuencas hidrográficas estudiadas durante la segunda fase del proyecto GUADALMED.

<b>Código</b>	<b>Río, torrente o riera</b>	<b>X UTM</b>	<b>Y UTM</b>	<b>Altitud</b>	<b>Cuenca</b>
AD05	Arroyo de Palancón	498290	4103820	1700	Adra
AD06	Río Mecina	488250	4101823	1940	Adra
AD07	Río Nechite	492180	4103027	1820	Adra
AD08	Río Faroles	495910	4102660	1840	Adra
AD09	Río Valor	491095	4100826	1840	Adra
AG01	Río Aguas	582445	4105485	270	Aguas
AG02	Río Aguas	584163	4105662	210	Aguas
AL06	Río Bacares	550043	4131347	800	Almanzora
AL07	Río Bacares	549321	4129097	920	Almanzora
AN01	Riera de Carme	380524	4597586	454	Llobregat
AR01	Río Algar	752640	4282830	100	Algar
AR02	Río Guadalest	743227	4285761	400	Algar
B24	Riera de Caldes	425080	4616265	601	Besòs
B29	Riera d'Avencó	442200	4629300	809	Besòs
CA01	Río Carboneras	585289	4098558	220	Vicar
CE01	Río Cenia	773950	4507525	404	Cenia
CHI01	Río Frigiliana	420500	4073500	320	Chillar
CHI02	Río Chillar	421323	4072005	150	Chillar
FO01	Torrente de l'Albereda	382068	4586601	488	Foix
FR01	Río Brugent	344033	4574605	531	Francolí
FU01	Riera de Beget	458865	4684097	474	Fluvià
FU02	Río Llierca	466290	4680530	338	Fluvià
FU03	Río Fluvià	490437	4669864	61	Fluvià
GD02	Arroyo de la Ventilla	311976	4073857	747	Guadiaro
GD04	Arroyo de las Carboneras	313945	4059859	1017	Guadiaro
GD13	Garganta de Posada Llana	268391	4045663	574	Guadiaro
GD14	Río Hozgarganta	274275	4042993	156	Guadiaro
GD19	Río Genal	294629	4042212	90	Guadiaro
GD20	Río Genal	298975	4049115	234	Guadiaro
GD23	Río Genal	307388	4054816	514	Guadiaro
GD25	Río Guadalevín o Grande	312271	4065602	761	Guadiaro
GD33	Río Guadiaro	292092	4021850	12	Guadiaro
GEN01	Río Blanco	456265	4130764	1720	Genil
GEN02	Río San Juan	465800	4109088	1390	Genil
GEN03	Río de Aguas Blancas	468922	4121021	1300	Genil
GEN04	Río Genil	465699	4110079	1140	Genil
GEN05	Barranco del Polvorite	455172	4123899	1200	Genil
GEN06	Río Bermejo	453445	4126399	1200	Genil
GEN07	Río Darro	454650	4122600	1140	Genil
GEN08	Río Vacal	429677	4082939	1050	Genil
GEN09	Arroyo del Cerezal	412159	4087244	1060	Genil
GEN10	Arroyo Añales	420532	4086141	970	Genil
GEN11	Río Cebollón	425692	4085979	920	Genil
GEN12	Río Venta VicaRío	422518	4081479	1040	Genil

(Continúa)

GH03	Río del Burgo o Turón	323967	4072526	602	Guadalhorce
GH04	Río de los Caballos	329373	4060931	415	Guadalhorce
GH11	Río del Burgo o Turón	329617	4074971	497	Guadalhorce
GH15	Arroyo de la Fuente de la Lana	380244	4106675	704	Guadalhorce
GH27	Arroyo Hondo (afluente s.n.)	367415	4090286	559	Guadalhorce
GU01	Río Chico	463690	4091690	1740	Guadalfeo
GU09	Río Guadalfeo	459660	4081550	230	Guadalfeo
GU11	Río Poqueira	469060	4094300	1650	Guadalfeo
GU15	Río Trevélez	477400	4096700	1500	Guadalfeo
GU17	Río Torrente	457451	4095689	1860	Guadalfeo
GU18	Rambla de Verdebique	479411	4084328	760	Guadalfeo
GU19	Afluente Río de la Toba	443611	4079546	550	Guadalfeo
GUM01	Río Gor	513185	4133312	1750	Guadiana menor
GUM02	Bco. de las Casas de Don Diego	510798	4129454	1720	Guadiana menor
GUM03	Arroyo de Moras	521226	4127424	1520	Guadiana menor
GUM04	Afluente del Ayo. de las Perdices	457200	4127800	1350	Guadiana menor
GUM05	Río Castril	522319	4195673	1220	Guadiana menor
GUM06	Rambla del Baúl	507457	4139482	1280	Guadiana menor
GUM07	Río Fardes	461115	4128569	1240	Guadiana menor
GUM08	Arroyo de Sillar	465822	4132961	1300	Guadiana menor
GUM09	Río Raigadas	533458	4198285	1150	Guadiana menor
GUM10	Rambla Seca	475801	4122564	1160	Guadiana menor
GUM11	Barranco del Buitre	528195	4193605	1110	Guadiana menor
GUM12	Río Guardal	528641	4194061	1090	Guadiana menor
GUM13	Río Castril	519225	4180285	780	Guadiana menor
JA01	Río de la Jara	263068	3998628	54	Jara
JU01	Río Gabriel	624400	4454300	1300	Júcar
JU02	Río Júcar	614100	4411200	800	Júcar
JU08	Río Júcar	598500	4453700	1200	Júcar
JU11	Río Guadazaón	608000	4333200	620	Júcar
JU17	Río Mijares 2	607300	4402750	830	Júcar
JU19	Río Cazunta	678515	4360000	460	Júcar
JU20	Río Campillos	694070	4333150	180	Júcar
JU21	Río Arquillo	614177	4439709	1160	Júcar
JU22	Río Casas de Lázaro	555850	4292150	940	Júcar
JU23	Rambla de los Morenos	567425	4286560	1000	Júcar
JU24	Río Valdemeca	654446	4363683	520	Júcar
JU25	Rambla de las Salinas de Hórtola	603165	4460162	1180	Júcar
JU26	Río Gabriel	657550	4353750	350	Júcar
L104	Río Aigua d'Ora	389374	4657820	696	Llobregat
L105	Riera de Postius	426063	4638892	674	Llobregat
L42	Río Cardener	393100	4637300	341	Llobregat
L44	Riera de Coaner	394015	4631969	325	Llobregat
L45	Riera de Mura	415808	4616358	586	Llobregat
L54	Río Llobregat	408671	4676288	875	Llobregat
L56	Río Llobregat	415498	4678992	924	Llobregat
L60	Río Llobregat	407314	4659862	514	Llobregat
L61	Riera de Merlès	416512	4652878	540	Llobregat



(Continúa)

L67	Río Llobregat	407649	4639321	323	Llobregat
MI04	Río Mijares	698700	4444500	690	Mijares
MI09	Río Villahermosa o Linares	726300	4438000	300	Mijares
MI12	Río Paraísos	682150	4433650	1060	Mijares
MI13	Río Mijares	737490	4430220	140	Mijares
MI14	Río Paulejas	705750	4466420	1312	Mijares
MI15	Río Palomarejas	697651	4453940	1015	Mijares
MI16	Río Montán	708260	4433070	471	Mijares
MI17	Rambla de la Viuda	742200	4440450	160	Mijares
MI18	Barranco de la Maimona	710950	4438750	470	Mijares
MU01	Río Orlina	502049	4696329	204	Muga
MU02	Riera d'Anyet	495882	4697808	314	Muga
PA01	Río Palancia	709550	4419350	420	Palancia
PA02	Río Palancia	695487	4421408	740	Palancia
PA03	Barranco del Resinero	691952	4422933	900	Palancia
PA04	Rambla de Algimia o río Chico	715830	4417280	360	Palancia
PA05	Barranco de la Calzada	722150	4421155	560	Palancia
PO01	Gorg Blau	499564	4416160	115	Pollença
PO07	Ternelles 3	499939	4417366	235	Pollença
PO08	Ternelles 4	499410	4416637	139	Pollença
PO09	Ternelles 5	499811	4416196	100	Pollença
PR01	Arcs	485383	4407627	510	Pareis
SE01	Río Segura	534650	4224485	1033	Segura
SE02	Río Madera	534576	4225334	1016	Segura
SE04	Río Mundo	549200	4256500	1040	Segura
SE16	Río Argos	590847	4214597	799	Segura
SE18	Río Zumeta	547862	4230145	729	Segura
SE19	Río Alhárabe	588816	4229482	810	Segura
SE20	Arroyo de la Peña Palomera	548380	4239980	804	Segura
SE21	Arroyo de Yeste	557084	4254202	826	Segura
SE22	Rambla del Estrecho	610372	4180915	476	Segura
SE23	Rambla del Cárcabo	630083	4230207	350	Segura
SE24	Rambla de los Serranos	669676	4201130	140	Segura
SE25	Río Chicamo	674959	4235338	290	Segura
SE26	Río Turrilla	598139	4181575	501	Segura
SE27	Río Luchena	595685	4182755	540	Segura
SE28	Arroyo Blanco	568637	4224720	1060	Segura
SE29	Arroyo Tercero	568855	4226227	1020	Segura
SE30	Río Segura	612545	4235652	275	Segura
SE31	Río Tus	550511	4247240	800	Segura
SE32	Río Mundo	565237	4263048	806	Segura
SE33	Río Chicamo	670486	4231879	166	Segura
SE34	Río Segura	586573	4252058	456	Segura
SE35	Arroyo de Yeste	557407	4254425	864	Segura
SO08	L'Ofre	478975	4401764	382	Soller
TE01	Río Ter	441985	4693457	1517	Ter
TE02	Río Ritort	449768	4692368	1271	Ter
TE03	Río Ges	443636	4664753	1001	Ter

(Continúa)

TE04	Río Ter	434502	4665123	617	Ter
TE05	Río Meder	431237	4636344	755	Ter
TE06	Río Ter	469064	4646927	152	Ter
TE07	Río Ter	478912	4646401	102	Ter
TE08	Riera Major	449474	4631714	840	Ter
TL01	Torrente de Calonge	500269	4635191	157	s.n.
TO01	Río Tordera	449172	4624817	660	Tordera
TO02	Riera de Gualba	454461	4625531	1264	Tordera
TO03	Río Fuirosos	465410	4614101	237	Tordera
TU01	Río Alfambra	694300	4476600	1470	Turia
TU02	Río Alfambra	670300	4495800	1070	Turia
TU04	Río Arcos	662700	4426800	900	Turia
TU09	Río Turia	671700	4396500	340	Turia
TU10	Río Turia	684900	4386000	200	Turia
TU11	Río Turia	704600	4384000	95	Turia
TU12	Río Reatillo o Sot	672000	4379700	550	Turia
TU13	Río Turia	621320	4476670	1260	Turia
TU14	Río Ebrón	642870	4446330	904	Turia
VC01	Río Vócar	532386	4076857	300	Carboneras
VE01	Río Verde	326725	4052471	209	Verde Marbella
VER01	Río Verde	432870	4078776	850	Verde
VI01	Río Vinalopó	706061	4287851	610	Vinalopó

---

**Apéndice II.** Variables ambientales de la base de datos DERIMED registradas a distintas escalas espaciales durante la segunda fase del proyecto GUADALMED. (1 = Variables medidas utilizando S.I.G; 2 = variables medidas durante las campañas de muestreo; en negrita las variables utilizadas para el desarrollo de los modelos de predicción).

Escala	Código	Variable ambiental	Descripción
Cuenca	<b>C_Area</b> <sup>1</sup>	Área de la cuenca	Superficie total de la cuenca (km <sup>2</sup> )
	C_Perim <sup>1</sup>	Perímetro de la cuenca	Perímetro de la cuenca (km)
	C_Qmed <sup>1</sup>	Caudal medio de la cuenca	Caudal medio anual de la cuenca (m <sup>3</sup> )
	C_Qmed-esp <sup>1</sup>	Caudal específico de la cuenca	Caudal medio anual de la cuenca dividido por el área (m <sup>3</sup> )
	C_Dist-Div <sup>1</sup>	Distancia a la divisoria	Distancia del origen a la divisoria (m)
	<b>Alt_Max</b> <sup>1</sup>	Altitud máxima	Altitud máxima de la cuenca (m.s.n.m)
	Alt_Med <sup>1</sup>	Altitud media	Altitud media de la cuenca (m.s.n.m)
	Alt_Min <sup>1</sup>	Altitud mínima	Altitud mínima de la cuenca (m.s.n.m)
	<b>C_Pend</b> <sup>1</sup>	Pendiente específica de la cuenca	Pendiente dividida por el área de cuenca (grados acumulados km <sup>2</sup> )
	C_Silc <sup>1</sup>	Cuenca silíceas	Materiales silíceos en la cuenca (%)
	<b>C_Carb</b> <sup>1</sup>	Cuenca carbonatada	Materiales carbonatados en la cuenca (%)
	<b>C_Evp</b> <sup>1</sup>	Cuenca evaporítica	Materiales evaporíticos en la cuenca (%)
	C_Uso-Nat <sup>1</sup>	Uso natural de la cuenca	Uso natural de la cuenca (%)
	Dem-Ind <sup>1</sup>	Agua para la industria	Demanda para la industria del agua de la cuenca (%)
	Dem-Reg <sup>1</sup>	Agua para regadío	Demanda para el regadío del agua de la cuenca (%)
	Dem-Urb <sup>1</sup>	Agua para usos urbanos	Demanda para usos urbanos del agua de la cuenca (%)
	AltHidPot <sup>1</sup>	Alteración hidrológica potencial	Alteración hidrológica potencial (%)
Sub-cuenca	Área <sup>1</sup>	Área de la sub-cuenca	Superficie de la sub-cuenca (km <sup>2</sup> )
	Silc <sup>1</sup>	Sub-cuenca silíceas	Materiales silíceos en la sub-cuenca (%)
	Carb <sup>1</sup>	Sub-cuenca carbonatada	Materiales carbonatados en la sub-cuenca (%)
	<b>Evp</b> <sup>1</sup>	Sub-cuenca evaporítica	Materiales evaporíticos en la sub-cuenca (%)
	<b>Pend</b> <sup>1</sup>	Pendiente específica	Pendiente dividida por el área de la sub-cuenca (grados acumulados km <sup>2</sup> )
	%AERO <sup>1</sup>	Aeropuertos	Superficie de sub-cuenca de aeropuertos (%)
	%PRAD <sup>1</sup>	Praderas	Superficie de sub-cuenca de praderas (%)
	%SCON <sup>1</sup>	Suelos contaminados	Superficie de sub-cuenca de suelos contaminados (%)

<i>(Continúa)</i>	%VDTR <sup>1</sup>	Vías de transporte	Superficie de sub-cuenca de vías de transporte (%)
	%ZMIN <sup>1</sup>	Minas	Superficie de sub-cuenca de minas (%)
	%ZQUEM <sup>1</sup>	Zona quemadas	Superficie de sub-cuenca quemada (%)
	%ZREC <sup>1</sup>	Zonas recreativas	Superficie de sub-cuenca de zonas recreativas (%)
	%ZREG <sup>1</sup>	Zonas regadío	Superficie de sub-cuenca de regadío (%)
	%ZSEC <sup>1</sup>	Zonas secano	Superficie de sub-cuenca de cultivos de secano (%)
	%ZURB <sup>1</sup>	Zonas urbanas	Superficie de sub-cuenca urbanizada (%)
	%Total usos <sup>1</sup>	Usos no naturales	Total de usos no naturales de la sub-cuenca (%)
	%Total natural <sup>1</sup>	Usos naturales	Total de usos de naturales de la sub-cuenca (%)
Tramo	<b>Ord</b> <sup>1</sup>	Orden del río	Orden del río (Strahler, escala 1:50000)
	Anch_min <sup>2</sup>	Anchura mínima	Anchura mínima del tramo (m)
	Anch_max <sup>2</sup>	Anchura máxima	Anchura máxima del tramo (m)
	<b>Temp-aire</b> <sup>1</sup>	Temperatura del aire	Temperatura media anual del aire (°C)
	<b>Temp-rng</b> <sup>1</sup>	Amplitud térmica del aire	Rango de la temperatura anual del aire (°C)
	QBR <sup>2</sup>	Índice de calidad de ribera	Valor total del índice QBR, (Munné <i>et al.</i> 2003)
	QBR_Cob <sup>2</sup>	Cobertura de la ribera	Valor de la cobertura de la ribera (0-25)
	QBR_Est <sup>2</sup>	Estructura de la cobertura	Valor de la estructura de la cobertura (0-25)
	QBR_Cld <sup>2</sup>	Calidad de la cobertura	Valor de la calidad de la cobertura (0-25)
	QBR_Nat <sup>2</sup>	Naturalidad del canal fluvial	Valor de la naturalidad del canal fluvial (0-25)
	QBR_PTipo <sup>2</sup>	Puntuación tipo geomorfológico	Puntuación del tipo geomorfológico (0-18)
	QBR_TGeo <sup>2</sup>	Tipo geomorfológico	Tipo geomorfológico obtenido (1, 2, 3)
Lugar	<b>Latitud</b> <sup>1</sup>	Latitud	Latitud del lugar medida en grados
	Longitud <sup>1</sup>	Longitud	Longitud del lugar medida en grados
	<b>Altitud</b> <sup>1</sup>	Altitud	Altitud del lugar (m.s.n.m)
	Dist-Div <sup>1</sup>	Distancia a la divisoria	Distancia del lugar de muestreo a la divisoria de la sub-cuenca (m)
	Qmed <sup>1</sup>	Caudal medio anual	Caudal medio anual en el lugar de muestreo (m <sup>3</sup> /s)
	Qmed-esp <sup>1</sup>	Caudal específico	Caudal medio anual dividido por el área de la sub-cuenca (m <sup>3</sup> )
	Dist_mar <sup>1</sup>	Distancia al mar	Distancia del lugar de muestreo al mar en línea recta (km)

<i>(Continúa)</i>	<b>Surg</b> <sup>2</sup>	Surgencia	Surgencia aguas arriba del lugar de muestreo (si/no)
	IHF <sup>2</sup>	Índice de Hábitat Fluvial	Valor total del índice IHF
	IHF_Incl <sup>2</sup>	Inclusión rápidos-sedimentación	Valor del primer apartado del IHF
	IHF_Ráp <sup>2</sup>	Frecuencia de rápidos	Valor del segundo apartado del IHF
	IHF_Sust <sup>2</sup>	Composición sustrato	Valor del tercer apartado del IHF
	IHF_Sust1 <sup>2</sup>	Bloques y piedras	Puntuación del porcentaje de bloques y piedras
	IHF_Sust2 <sup>2</sup>	Cantos y gravas	Puntuación del porcentaje de cantos y gravas
	IHF_Sust3 <sup>2</sup>	Arena	Puntuación del porcentaje de arena
	IHF_Sust4 <sup>2</sup>	Limo y arcilla	Puntuación del porcentaje de limo y arcilla
	IHF_VelProf <sup>2</sup>	Regímenes de veloc-prof	Valor del cuarto apartado del IHF
	IHF_Som <sup>2</sup>	Sombra en el cauce	Valor del quinto apartado del IHF
	IHF_Heter <sup>2</sup>	Elementos heterogeneidad	Valor del sexto apartado del IHF
	IHF_Cobert <sup>2</sup>	Cobertura vegetación acuática	Valor del séptimo apartado del IHF
	Caudal <sup>2</sup>	Caudal del lugar de muestreo	Estima del caudal del lugar de muestreo (m <sup>3</sup> /s)
	Prof_med <sup>2</sup>	Profundidad media del transecto	Profundidad media del transecto (m)
	Anch_trans <sup>2</sup>	Anchura transecto del caudal	Anchura del transecto de la estima del caudal (m)
	<b>Seco</b> <sup>2</sup>	Temporalidad del caudal	Temporalidad durante las 3 estaciones de muestreo (si/no)
	Oxígeno <sup>2</sup>	Contenido en Oxígeno	Concentración de Oxígeno en el río (mg/L)
	Oxígeno% <sup>2</sup>	Saturación de Oxígeno	Porcentaje de saturación del Oxígeno en el río (%)
	Cond <sup>2</sup>	Conductividad	Conductividad eléctrica (µmS/cm)
	pH <sup>2</sup>	pH	Valor de pH
	Temp-agua <sup>2</sup>	Temperatura del agua	Valor de temperatura del agua (°C)
	Solsus <sup>2</sup>	Sólidos en suspensión	Concentración de sólidos en suspensión (mg/L)
	<b>Alcal-rng</b> <sup>2</sup>	Alcalinidad	Rango de la alcalinidad del agua de las 3 estaciones del año (meq/L)
	Fosfatos <sup>2</sup>	Contenido en Fosfatos	Concentración de Fosfatos en el río (mg/L)
	Nitratos <sup>2</sup>	Contenido en Nitratos	Concentración de Nitratos en el río (mg/L)
	Nitritos <sup>2</sup>	Contenido en Nitritos	Concentración de Nitritos en el río (mg/L)
	Amonio <sup>2</sup>	Contenido en Amonio	Concentración de Amonio en el río (mg/L)

<i>(Continúa)</i>	Cloruros <sup>2</sup>	Contenido en Cloruros	Concentración de Cloruros en el río (mg/L)
	Sulfatos <sup>2</sup>	Contenido en Sulfatos	Concentración de Sulfatos en el río (mg/L)
	Sodio <sup>2</sup>	Contenido en Sodio	Concentración de Sodio en el río (mg/L)
	Calcio <sup>2</sup>	Contenido en Calcio	Concentración de Calcio en el río (mg/L)
	Potasio <sup>2</sup>	Contenido en Potasio	Concentración de Potasio en el río (mg/L)
	Magnesio <sup>2</sup>	Contenido en Magnesio	Concentración de Magnesio en el río (mg/L)

---

**Apéndice III.** Listado de familias de macroinvertebrados presentes en el conjunto de referencia para el desarrollo de cada uno de los modelos de predicción. (\*) Familias consideradas muy raras, presentes en menos del 2% del conjunto de referencia y excluidas del desarrollo de los modelos de predicción.

**MODELO DE PREDICCIÓN COMBINADO**

Ph. PLATHYHELMINTHA	O. AMPHIPODA	Fam. Dytiscidae
Cl. TURBELLARIA	Fam. Corophiidae*	Fam. Elmidae
O. TRICLADIDA	Fam. Gammaridae	Fam. Gyrinidae
Fam. Dugesiidae	Cl. OSTRACODA	Fam. Haliplidae
Fam. Planariidae	subP. HEXAPODA	Fam. Helophoridae
Ph. ANNELIDA	Cl. INSECTA	Fam. Hydraenidae
Cl. OLIGOCHAETA	O. EPHEMEROPTERA	Fam. Hydrochidae
Cl. POLYCHAETA*	Fam. Baetidae	Fam. Hydrophilidae
Cl. HIRUDINEA	Fam. Caenidae	Fam. Hygrobiidae*
O. ARHYNCHOBDELLIDA	Fam. Ephemerellidae	Fam. Noteridae*
Fam. Erpobdellidae	Fam. Ephemeridae	Fam. Scirtidae
Fam. Hirudidae*	Fam. Heptageniidae	O. TRICHOPTERA
O. RHYNCHOBDELLIDA	Fam. Leptophlebiidae	Fam. Beraeidae
Fam. Glossiphoniidae	Fam. Oligoneuriidae	Fam. Brachycentridae
Ph. CNIDARIA	Fam. Polymitaeridae*	Fam. Calamoceratidae*
Cl. HYDROZOA	Fam. Potamanthidae*	Fam. Ecnomidae
O. HYDROIDA	Fam. Prosoptomatidae*	Fam. Glossosomatidae
Fam. Hydridae	O. ODONATA	Fam. Goeridae
Ph. MOLLUSCA	Fam. Aeshnidae	Fam. Hydropsychidae
Cl. GASTROPODA	Fam. Calopterygidae	Fam. Hydroptilidae
O. ARCHITAENIOGLOSSA	Fam. Coenagrionidae	Fam. Lepidostomatidae
Fam. Viviparidae*	Fam. Cordulegasteridae	Fam. Leptoceridae
O. NEOTAENIOGLOSSA	Fam. Cordulidae	Fam. Limnephilidae
Fam. Bithyniidae	Fam. Gomphidae	Fam. Odontoceridae
Fam. Hydrobiidae	Fam. Lestidae	Fam. Philopotamidae
Fam. Thiaridae	Fam. Libellulidae	Fam. Phryganeidae*
O. ECTOBRANCHIA	Fam. Platycnemididae	Fam. Polycentropodidae
Fam. Valvatidae	O. PLECOPTERA	Fam. Psychomyiidae
O. PULMONATA	Fam. Capniidae	Fam. Rhyacophilidae
Fam. Ancyliidae	Fam. Chloroperlidae	Fam. Sericostomatidae
Fam. Lymnaeidae	Fam. Leuctridae	O. LEPIDOPTERA
Fam. Planorbidae	Fam. Nemouridae	Fam. Pyralidae
Fam. Physidae	Fam. Perlidae	O. DIPTERA
O. NERITOPSINA	Fam. Perlodidae	Fam. Anthomyiidae
Fam. Neritidae	Fam. Taeniopterygidae	Fam. Athericidae
Cl. BIVALVIA	O. HETEROPTERA	Fam. Blephariceridae
O. VENEROIDEA	Fam. Aphelocheiridae	Fam. Ceratopogonidae
Fam. Sphaeriidae	Fam. Corixidae	Fam. Chironomidae
O. UNIONOIDA	Fam. Gerridae	Fam. Culicidae
Fam. Unionidae*	Fam. Hydrometridae	Fam. Dixidae
Ph. ARTHROPODA	Fam. Mesoveliidae	Fam. Dolichopodidae
subP. CRUSTACEA	Fam. Naucoridae	Fam. Empididae
Cl. ARACHNIDA	Fam. Nepidae	Fam. Ephydriidae
O. ACARIDIDA ("HYDRACARINA")	Fam. Notonectidae	Fam. Limoniidae
Cl. MALACOSTRACA	Fam. Pleidae	Fam. Psychodidae
O. DECAPODA	Fam. Veliidae	Fam. Ptychopteridae*
Fam. Astacidae*	O. NEUROPTERA	Fam. Rhagionidae
Fam. Atyidae	Fam. Osmyliidae*	Fam. Scionmyzidae
Fam. Cambaridae*	Fam. Sialidae	Fam. Simuliidae
Fam. Palaemonidae*	Fam. Sisyridae*	Fam. Stratiomyidae
O. ISOPODA	O. COLEOPTERA	Fam. Syrphidae
Fam. Anthuridae*	Fam. Chrysomelidae*	Fam. Tabanidae
Fam. Asellidae	Fam. Curculionidae	Fam. Thaumaleidae
Fam. Janiridae*	Fam. Dryopidae	Fam. Tipulidae

## MODELO DE PREDICCIÓN DE PRIMAVERA

Ph. PLATHYHELMINTHA	O. AMPHIPODA	Fam. Gyrinidae
Cl. TURBELLARIA	Fam. Gammaridae	Fam. Halipidae
O. TRICLADIDA	Cl. OSTRACODA	Fam. Helophoridae
Fam. Dugesidae	subP. HEXAPODA	Fam. Hydraenidae
Fam. Planariidae	Cl. INSECTA	Fam. Hydrochidae
Ph. ANNELIDA	O. EPHEMEROPTERA	Fam. Hydrophilidae
Cl. OLIGOCHAETA	Fam. Baetidae	Fam. Scirtidae
Cl. POLYCHAETA*	Fam. Caenidae	O. TRICHOPTERA
Cl. HIRUDINEA	Fam. Ephemerellidae	Fam. Beraeidae
O. ARHYNCHOBELLELLIDA	Fam. Ephemeridae	Fam. Brachycentridae
Fam. Erpobdellidae	Fam. Heptageniidae	Fam. Calamoceratidae*
Fam. Hirudidae*	Fam. Leptophlebiidae	Fam. Ecnomidae
O. RHYNCHOBELLELLIDA	Fam. Oligoneuriidae	Fam. Glossosomatidae
Fam. Glossiphoniidae	Fam. Polymitarcidae*	Fam. Goeridae
Ph. CNIDARIA	Fam. Potamanthidae*	Fam. Hydropsychidae
Cl. HYDROZOA	Fam. Prosopistomatidae*	Fam. Hydroptilidae
O. HYDROIDA	O. ODONATA	Fam. Lepidostomatidae
Fam. Hydridae*	Fam. Aeshnidae	Fam. Leptoceridae
Ph. MOLLUSCA	Fam. Calopterygidae	Fam. Limnephilidae
Cl. GASTROPODA	Fam. Coenagrionidae	Fam. Odontoceridae
O. ARCHITAENIOGLOSSA	Fam. Cordulegasteridae	Fam. Philopotamidae
Fam. Viviparidae*	Fam. Corduliidae*	Fam. Polycentropodidae
O. NEOTAENIOGLOSSA	Fam. Gomphidae	Fam. Psychomyiidae
Fam. Bithyniidae*	Fam. Lestidae*	Fam. Rhyacophilidae
Fam. Hydrobiidae	Fam. Libellulidae	Fam. Sericostomatidae
Fam. Thiaridae	Fam. Platynemididae	O. LEPIDOPTERA
O. ECTOBRANCHIA	O. PLECOPTERA	Fam. Pyralidae*
Fam. Valvatidae	Fam. Capniidae	O. DIPTERA
O. PULMONATA	Fam. Chloroperlidae	Fam. Anthomyiidae
Fam. Ancyliidae	Fam. Leuctridae	Fam. Athericidae
Fam. Lymnaeidae	Fam. Nemouridae	Fam. Blephariceridae
Fam. Planorbidae	Fam. Perlidae	Fam. Ceratopogonidae
Fam. Physidae	Fam. Perlodidae	Fam. Chironomidae
O. NERITOPSINA	Fam. Taeniopterygidae	Fam. Culicidae
Fam. Neritidae	O. HETEROPTERA	Fam. Dixidae
Cl. BIVALVIA	Fam. Aphelocheiridae*	Fam. Dolichopodidae
O. VENEROIDEA	Fam. Corixidae	Fam. Empididae
Fam. Sphaeriidae	Fam. Gerridae	Fam. Ephydriidae
O. UNIONOIDA	Fam. Hydrometridae	Fam. Limoniidae
Fam. Unionidae*	Fam. Mesoveliidae	Fam. Psychodidae
Ph. ARTHROPODA	Fam. Naucoridae	Fam. Rhagionidae
subP. CRUSTACEA	Fam. Nepidae	Fam. Sciomyzidae
Cl. ARACHNIDA	Fam. Notonectidae	Fam. Simuliidae
O. ACARIDIDA ("HYDRACARINA")	Fam. Pleidae	Fam. Stratiomyidae
Cl. MALACOSTRACA	Fam. Veliidae	Fam. Tabanidae
O. DECAPODA	O. NEUROPTERA	Fam. Tipulidae
Fam. Astacidae*	Fam. Osmyliidae*	
Fam. Atyidae	Fam. Sialidae	
Fam. Cambaridae*	Fam. Sisyridae*	
Fam. Palaemonidae*	O. COLEOPTERA	
O. ISOPODA	Fam. Curculionidae	
Fam. Anthuridae*	Fam. Dryopidae	
Fam. Asellidae	Fam. Dytiscidae	
Fam. Janiridae*	Fam. Elmidae	

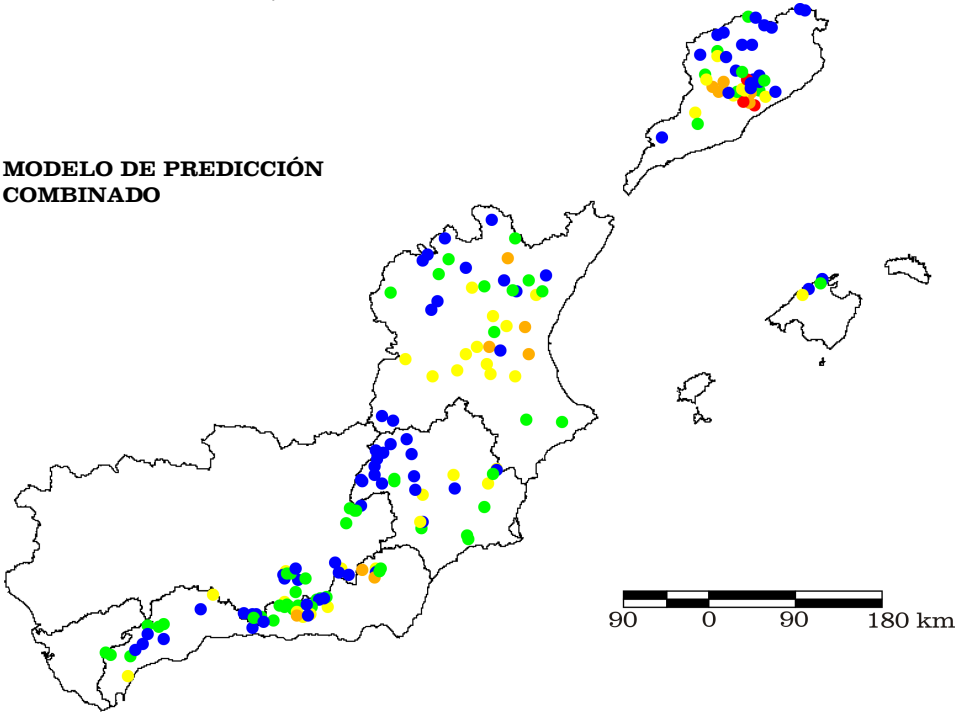


## MODELO DE PREDICCIÓN DE OTOÑO

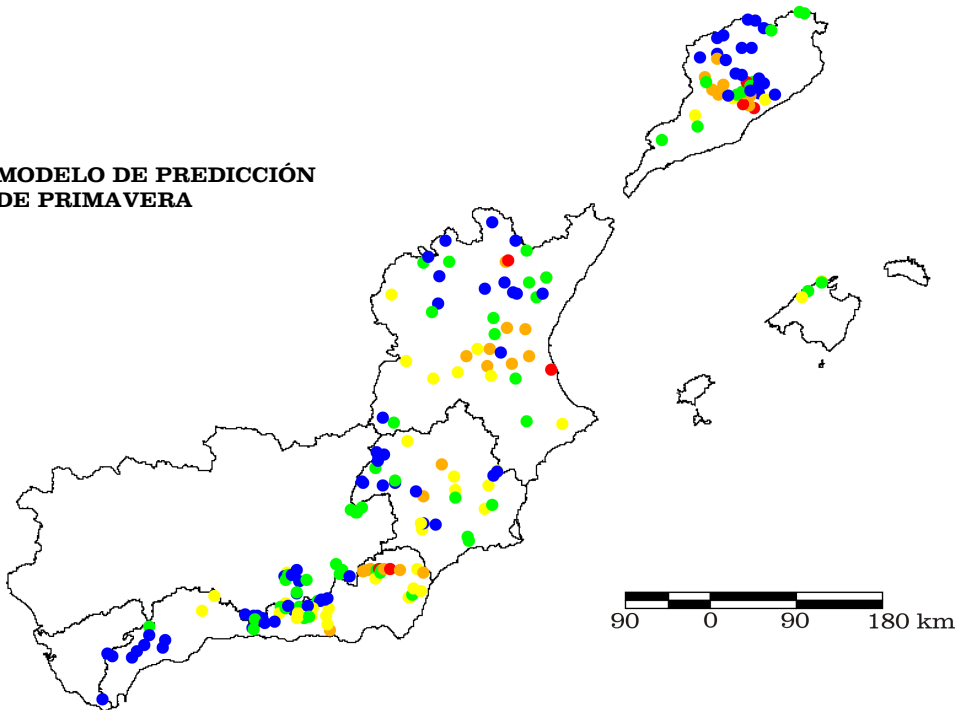
Ph. PLATHYHELMINTHA	subP. HEXAPODA	Fam. Hydraenidae
Cl. TURBELLARIA	Cl. INSECTA	Fam. Hydrochidae
O. TRICLADIDA	O. EPHEMEROPTERA	Fam. Hydrophilidae
Fam. DugesIIDae	Fam. Baetidae	Fam. Hygrobiidae*
Fam. Planariidae	Fam. Caenidae	Fam. Noteridae*
Ph. ANNELIDA	Fam. Ephemerellidae	Fam. Scirtidae
Cl. OLIGOCHAETA	Fam. Ephemeridae	O. TRICHOPTERA
Cl. POLYCHAETA*	Fam. Heptageniidae	Fam. Beraeidae*
Cl. HIRUDINEA	Fam. Leptophlebiidae	Fam. Brachycentridae
O. ARHYNCHOBDELLIDA	Fam. Oligoneuriidae*	Fam. Calamoceratidae*
Fam. Erpobdellidae	Fam. Potamanthidae*	Fam. Ecnomidae
Fam. Hirudidae*	Fam. Prosopistomatidae*	Fam. Glossosomatidae
O. RHYNCHOBDELLIDA	O. ODONATA	Fam. Goeridae
Fam. Glossiphoniidae	Fam. Aeshnidae	Fam. Hydropsychidae
Ph. MOLLUSCA	Fam. Calopterygidae	Fam. Hydroptilidae
Cl. GASTROPODA	Fam. Coenagrionidae	Fam. Lepidostomatidae
O. NEOTAENIOGLOSSA	Fam. Cordulegasteridae	Fam. Leptoceridae
Fam. Bithyniidae	Fam. Corduliidae*	Fam. Limnephilidae
Fam. Hydrobiidae	Fam. Gomphidae	Fam. Odontoceridae
Fam. Thiaridae	Fam. Lestidae*	Fam. Philopotamidae
O. ECTOBRANCHIA	Fam. Libellulidae	Fam. Phryganeidae*
Fam. Valvatidae	Fam. Platycnemididae	Fam. Polycentropodidae
O. PULMONATA	O. PLECOPTERA	Fam. Psychomyiidae
Fam. Ancyliidae	Fam. Capniidae	Fam. Rhyacophilidae
Fam. Lymnaeidae	Fam. Chloroperlidae	Fam. Sericostomatidae
Fam. Planorbidae	Fam. Leuctridae	O. LEPIDOPTERA
Fam. Physidae	Fam. Nemouridae	Fam. Pyralidae*
O. NERITOPSINA	Fam. Perlidae	O. DIPTERA
Fam. Neritidae	Fam. Perlodidae	Fam. Anthomyiidae
Cl. BIVALVIA	Fam. Taeniopterygidae	Fam. Athericidae
O. VENEROIDEA	O. HETEROPTERA	Fam. Blephariceridae*
Fam. Sphaeriidae	Fam. Aphelocheiridae*	Fam. Ceratopogonidae
O. UNIONOIDA	Fam. Corixidae	Fam. Chironomidae
Fam. Unionidae*	Fam. Gerridae	Fam. Culicidae
Ph. ARTHROPODA	Fam. Hydrometridae	Fam. Dixidae
subP. CRUSTACEA	Fam. Mesoveliidae*	Fam. Dolichopodidae*
Cl. ARACHNIDA	Fam. Naucoridae*	Fam. Empididae
O. ACARIDIDA ("HYDRACARINA")	Fam. Nepidae	Fam. Limoniidae
Cl. MALACOSTRACA	Fam. Notonectidae	Fam. Psychodidae
O. DECAPODA	Fam. Pleidae*	Fam. Ptychopteridae*
Fam. Astacidae*	Fam. Veliidae	Fam. Rhagionidae
Fam. Atyidae	O. NEUROPTERA	Fam. Sciomyzidae
Fam. Cambaridae*	Fam. Sialidae	Fam. Simuliidae
O. ISOPODA	O. COLEOPTERA	Fam. Stratiomyidae
Fam. Anthuridae*	Fam. Chrysomelidae*	Fam. Syrphidae*
Fam. Asellidae	Fam. Dryopidae	Fam. Tabanidae
Fam. Janiridae*	Fam. Dytiscidae	Fam. Tipulidae
O. AMPHIPODA	Fam. Elmidae	
Fam. Corophiidae*	Fam. Gyrinidae	
Fam. Gammaridae	Fam. Haliplidae	
Cl. OSTRACODA		

**Apéndice IV.** Mapas del estado ecológico (criterio de combinación EE-3) del arco mediterráneo de la Península Ibérica según los modelos de predicción del sistema MEDPACS. (Muy Bueno = azul, Bueno = verde, Moderado = amarillo, Deficiente = naranja, Malo = rojo).

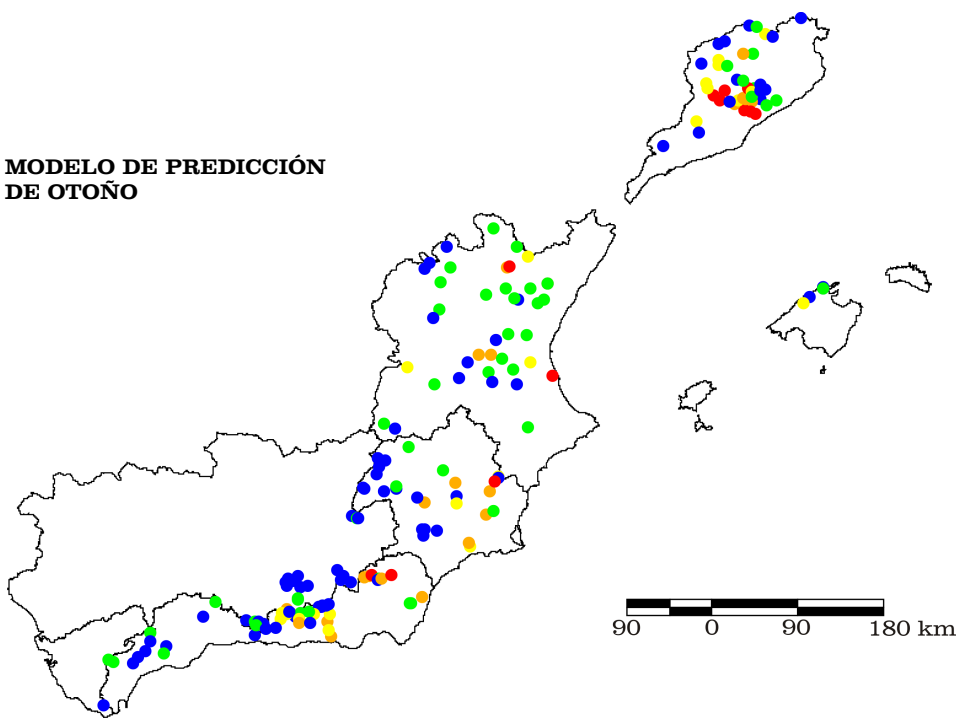
**MODELO DE PREDICCIÓN  
COMBINADO**



**MODELO DE PREDICCIÓN  
DE PRIMAVERA**



**MODELO DE PREDICCIÓN  
DE OTOÑO**





**Apéndice V.** Límites del estado ecológico establecidos para los tres indicadores ecológicos en cada modelo de predicción. Valores O/E para cada lugar utilizado en el desarrollo de los gradientes de presión (ver apartados 5.7 y 6.4), así como el estado ecológico en base al criterio de combinación seleccionado (EE-3).

COMBINADO (C)	O/E NFAM	O/E IBMWP	O/E IASPT
Muy Bueno (MB)	≥ 0.94	≥ 0.92	≥ 0.98
Bueno (B)	0.93-0.71	0.91-0.69	0.97-0.92
Moderado (Md)	0.70-0.47	0.68-0.46	0.91-0.82
Deficiente (D)	0.46-0.24	0.45-0.23	0.81-0.69
Malo (M)	0.23-0.00	0.22-0.00	0.68-0.00

PRIMAVERA (P)	O/E NFAM	O/E IBMWP	O/E IASPT
Muy Bueno (MB)	≥ 0.91	≥ 0.91	≥ 0.97
Bueno (B)	0.90-0.68	0.90-0.68	0.96-0.89
Moderado (Md)	0.67-0.45	0.67-0.46	0.88-0.76
Deficiente (D)	0.44-0.23	0.45-0.23	0.75-0.60
Malo (M)	0.22-0.00	0.22-0.00	0.59-0.00

OTOÑO (O)	O/E NFAM	O/E IBMWP	O/E IASPT
Muy Bueno (MB)	≥ 0.91	≥ 0.89	≥ 0.96
Bueno (B)	0.90-0.68	0.88-0.67	0.95-0.88
Moderado (Md)	0.67-0.46	0.66-0.45	0.87-0.78
Deficiente (D)	0.45-0.23	0.44-0.22	0.77-0.65
Malo (M)	0.22-0.00	0.21-0.00	0.64-0.00

Codigo	Río, torrente o riera	X UTM	Y UTM	Altitud	O/E NFAM			O/E IBMWP			O/E IASPT			Estado Ecológico		
					C	P	O	C	P	O	C	P	O	C	P	O
AD01	Río Adra	500170	4070150	80		0.44	0.51		0.31	0.36		0.69	0.69		D	D
AD02	Río Adra	497470	4086280	370		0.66	0.50		0.53	0.36		0.81	0.72		Md	D
AD03	Río Adra	498450	4076220	200		0.66	0.51		0.63	0.43		0.95	0.83		Md	Md
AD04	Río Adra	499050	4093580	680	0.81	0.54	0.55	0.70	0.52	0.51	0.87	0.96	0.94	Md	Md	Md
AD05	Arroyo de Palancón	498290	4103820	1700	1.09	1.14	1.14	1.04	1.18	1.16	0.96	1.04	1.02	B	MB	MB
AD06	Río Mecina	488250	4101823	1940	1.09	1.03	1.10	1.06	0.99	1.15	0.98	0.97	1.04	B	B	MB
AD07	Río Nechite	492180	4103027	1820	1.03	1.08	0.99	1.01	1.05	0.99	0.98	0.98	1.00	B	MB	MB
AD08	Río Faroles	495910	4102660	1840	1.12	1.04	0.99	1.11	1.09	0.96	0.99	1.05	0.97	MB	MB	MB
AD09	Río Valor	491095	4100826	1840	1.06	0.99	1.12	1.04	1.00	1.14	0.98	1.01	1.02	MB	MB	MB
AG01	Río Aguas	582445	4105485	270		0.66	0.80		0.60	0.75		0.91	0.93		Md	B
AG02	Río Aguas	584163	4105662	210		0.76	0.92		0.68	0.84		0.89	0.91		Md	B
AG03	Río Aguas	586225	4107330	180		0.76			0.71			0.93			B	
AG04	Río Aguas	659273	4111050	100		0.50			0.42			0.84			Md	
AG05	Río Aguas	595000	4111550	60		0.70	0.39		0.55	0.33		0.79	0.85		Md	D
AG07	Río Jauto	588330	4113530	210		0.67			0.64			0.95			Md	
AL01	Río Sauco	535750	4132300	1000	0.62	0.60	0.42	0.56	0.49	0.31	0.90	0.81	0.75	Md	Md	D
AL02	Río Sauco	535750	4132300	960	0.71	0.56	0.56	0.58	0.42	0.39	0.81	0.76	0.68	D	D	D
AL03	Río Herrerías	540350	4133550	820		0.50	0.62		0.38	0.46		0.75	0.74		D	D
AL04	Río Almanzora	542750	4134100	760		0.51	0.15		0.40	0.08		0.78	0.57		D	M
AL05	Río Bacares	549300	4133450	690	0.53	0.73		0.47	0.70		0.88	0.96		Md	B	
AL06	Río Bacares	550043	4131347	800	1.04	0.93	0.92	0.99	0.83	0.84	0.96	0.90	0.91	B	Md	B
AL07	Río Bacares	549321	4129097	920	1.01	0.88	0.99	1.02	0.97	0.95	1.01	1.09	0.96	MB	B	MB
AL08	Río Bacares	547900	4123800	1200	0.42	0.66		0.45	0.71		1.07	1.08		D	Md	
AL09	Río Almanzora	552150	4134200	620		0.18			0.12			0.69			M	
AL10	Río Siervo	553950	4132700	600	0.74	0.76		0.79	0.78		1.07	1.02		B	B	
AL11	Río Siervo	553300	4130650	760	0.84	0.69	0.57	0.85	0.65	0.44	1.01	0.94	0.78	B	B	D



(Continúa)

GU01	Río Chico	463690	4091690	1740	0.94	0.95	0.93	0.92	0.96	0.92	0.99	1.01	0.98	B	MB	MB
GU02	Río Dúrcal	454120	4098980	1300	0.53	0.55	0.41	0.46	0.61	0.38	0.87	1.12	0.91	Md	Md	D
GU03	Río Dúrcal	448940	4094960	760	0.86	0.88	0.65	0.80	0.83	0.59	0.93	0.94	0.91	B	B	Md
GU04	Río Dúrcal	448750	4087850	500		0.60	0.63		0.53	0.58		0.88	0.93		Md	Md
GU05	Río Guadalfeo	483290	4093110	1350	0.81	0.61	0.63	0.81	0.57	0.62	1.00	0.93	0.99	B	Md	Md
GU06	Río Guadalfeo	481450	4085690	860	0.80	0.83		0.72	0.74		0.90	0.89		Md	Md	
GU07	Río Guadalfeo	473360	4083480	540	0.64	0.85		0.56	0.80		0.88	0.94		Md	B	
GU08	Río Guadalfeo	465720	4082840	340		0.77			0.66			0.87			Md	
GU11	Río Poqueira	469060	4094300	1650	0.78	0.92	0.82	0.78	0.89	0.83	1.00	0.96	1.01	B	B	B
GU12	Río Poqueira	467720	4088790	1000	0.66	0.55	0.50	0.62	0.48	0.43	0.95	0.87	0.86	Md	Md	Md
GU14	Río Torrente	454010	4093840	1100	0.78	0.70	0.58	0.73	0.67	0.54	0.93	0.95	0.93	B	B	Md
GU15	Río Trévlez	477400	4096700	1500	0.97	1.04	0.90	0.96	1.04	0.88	1.00	1.00	0.99	MB	MB	B
GU16	Río Guadalfeo	467420	4084150	500	0.56	0.60	0.28	0.44	0.52	0.19	0.78	0.87	0.69	D	Md	D
GU17	Río Torrente	457451	4095689	1860	0.94	1.07	0.99	0.93	1.11	0.99	1.00	1.03	1.00	B	MB	MB
GU18	Rambla de Verdebique	479411	4084328	760	1.16	1.08	1.34	1.18	1.05	1.29	1.02	0.97	0.96	MB	B	MB
GU19	Afluente Río de la Toba	443611	4079546	550	1.05	1.15	0.97	1.03	1.16	0.97	0.98	1.01	1.00	B	MB	MB
GUM01	Río Gor	513185	4133312	1750	0.71	0.91	0.98	0.70	0.91	0.95	1.00	1.00	0.97	Md	B	MB
GUM02	Bco. de las Casas de Don Diego	510798	4129454	1720	0.95	0.92	1.04	1.01	0.85	1.12	1.06	0.93	1.08	MB	B	MB
GUM03	Arroyo de Moras	521226	4127424	1520	1.11	1.04	1.07	1.11	1.10	1.12	1.00	1.05	1.04	MB	MB	MB
GUM04	Afluente del Ayo. de las Perdices	457200	4127800	1350	0.79	0.69	1.42	0.77	0.65	1.49	0.97	0.94	1.05	B	B	MB
GUM05	Río Castril	522319	4195673	1220	0.73	0.85	0.92	0.71	0.82	0.91	0.97	0.97	0.99	B	B	MB
GUM06	Rambla del Baúl	507457	4139482	1280	1.00	0.89	1.28	1.09	0.92	1.34	1.09	1.03	1.04	MB	B	MB
GUM07	Río Fardes	461115	4128569	1240	1.04	0.98	1.14	1.00	0.99	1.14	0.97	1.01	1.00	B	MB	MB
GUM08	Arroyo de Sillar	465822	4132961	1300	0.94	1.10	1.18	0.99	1.20	1.22	1.05	1.09	1.04	MB	MB	MB
GUM09	Río Raigadas	533458	4198285	1150	1.00	0.89		0.99	0.83		0.99	0.93		MB	B	
GUM10	Rambla Seca	475801	4122564	1160	0.79	0.77	0.94	0.84	0.76	0.92	1.07	0.99	0.98	B	B	MB
GUM11	Barranco del Buitre	528195	4193605	1110	0.96	0.77	0.81	0.94	0.75	0.75	0.98	0.97	0.93	B	B	B
GUM12	Río Guardal	528641	4194061	1090	0.92	0.94	0.97	0.91	0.89	1.03	1.00	0.95	1.06	B	B	MB
GUM13	Río Castril	519225	4180285	780	0.81			0.76			0.94			B		MB
JA01	Río de la Jara	263068	3998628	54		1.27	1.06		1.35	1.13		1.06	1.06		MB	B
JU01	Río Gabriel	624400	4454300	1300	0.99	1.10	0.81	0.94	1.06	0.80	0.94	0.96	0.98	B	B	B
JU02	Río Júcar	614100	4411200	800	1.00	1.02	0.99	1.03	1.14	0.92	1.04	1.12	0.92	MB	MB	MB
JU03	Río Cabriel	643400	4355700	390	0.66	0.39	1.00	0.69	0.49	1.13	1.05	1.26	1.14	Md	D	B
JU04	Río Cabriel	664400	4346500	340	0.48	0.32	0.78	0.46	0.37	0.73	0.95	1.14	0.93	Md	D	MB
JU05	Río Cantaban	668400	4336100	400	0.62	0.66	1.10	0.63	0.70	1.11	1.02	1.05	1.01	Md	Md	MB
JU08	Río Júcar	598500	4453700	1200	1.05	0.87	1.08	1.09	0.89	1.19	1.04	1.02	1.10	MB	B	
JU09	Río Júcar	565100	4419900	840	0.80	0.68		0.84	0.57		1.06	0.84		B	Md	Md
JU10	Río Júcar	580500	4350400	670	0.57	0.49	0.61	0.54	0.44	0.54	0.96	0.89	0.89	Md	Md	B
JU11	Río Guadazaón	608000	4333200	620	0.51	0.53	0.78	0.55	0.44	0.71	1.08	0.83	0.91	Md	Md	MB
JU12	Río Júcar	633800	4339500	515	0.65	0.52	1.01	0.63	0.51	0.97	0.96	0.99	0.96	Md	Md	B
JU13	Río Júcar	690700	4348900	160		0.35	0.97		0.34	0.88		0.97	0.91		D	M
JU14	Río Júcar	731000	4342700	5		0.09	0.24		0.05	0.08		0.57	0.34		M	D
JU15	Río Magro	667900	4363300	540	0.27	0.44	0.54	0.22	0.45	0.42	0.83	1.03	0.77	D	D	Md
JU16	Río Magro	708100	4356200	125	0.33	0.27	0.84	0.33	0.27	0.74	1.02	1.00	0.88	D	D	MB
JU17	Río Mijares	607300	4402750	830	1.12	0.99	1.02	1.17	0.93	0.98	1.04	0.94	0.97	MB	B	B
JU19	Río Cazunta	678515	4360000	460	0.99	1.06	0.79	1.06	1.04	0.85	1.08	0.99	1.07	MB	MB	MB
JU20	Río Campillos	694070	4333150	180	0.70	0.90	1.31	0.78	0.93	1.37	1.11	1.03	1.05	Md	B	B
JU21	Río Arquillo	614177	4439709	1160	0.86	0.92	1.08	0.83	0.94	1.01	0.96	1.02	0.93	B	MB	B
JU22	Río Casas de Lázaro	555850	4292150	940	1.06	1.07	1.00	1.10	1.14	0.93	1.03	1.07	0.93	MB	MB	MB
JU23	Rambla de los Morenos	567425	4286560	1000	1.28	1.09	1.15	1.30	1.01	1.14	1.02	0.93	0.99	MB	B	D
JU24	Río Valdemeca	654446	4363683	520	0.85	0.78	0.62	0.76	0.68	0.48	0.90	0.87	0.77	Md	Md	MB
JU25	Rambla de las Salinas de Hórtola	608165	4460162	1180	1.16	1.23	1.08	1.24	1.30	1.17	1.07	1.05	1.08	MB	MB	M
L101	Río Llobregat	404900	4613500	150		0.35	0.15		0.23	0.08		0.66	0.55		D	M
L102	Río Llobregat	406100	4617900	180	0.44	0.55	0.19	0.35	0.40	0.11	0.80	0.72	0.58	D	D	MB
L104	Río Aigua d'Ora	389374	4657820	696	1.14	0.98	1.13	1.18	1.08	1.15	1.04	1.11	1.02	MB	MB	MB

(Continúa)

L105	Riera de Postius	426063	4638892	674	1.14	1.19	0.99	1.18	1.20	1.01	1.03	1.01	1.03	MB	MB	M
L38	Río Cardener	400700	4623200	220	0.51	0.41	0.19	0.41	0.27	0.14	0.80	0.65	0.73	D	D	Md
L42	Río Cardener	393100	4637300	341	0.73	0.47	0.55	0.71	0.36	0.55	0.97	0.77	1.00	B	D	Md
L44	Riera de Coaner	394015	4631969	325	0.93	1.03	0.74	0.84	0.97	0.64	0.91	0.94	0.87	Md	B	MB
L45	Riera de Mura	415808	4616358	586	1.12	1.05	1.02	1.11	1.03	1.01	1.00	0.98	0.98	MB	MB	MB
L54	Río Llobregat	408671	4676288	875	1.09	1.09	1.13	1.09	1.14	1.17	1.00	1.05	1.03	MB	MB	MB
L56	Río Llobregat	415498	4678992	924	0.96	0.99	1.07	1.01	1.05	1.05	1.05	1.06	0.99	MB	MB	Md
L60a	Río Llobregat	407400	4660100	487	0.79	1.00	0.66	0.80	1.02	0.58	1.01	1.01	0.88	B	MB	Md
L60c	Río Llobregat	407314	4659862	460	0.56	0.72	0.55	0.50	0.56	0.51	0.89	0.79	0.92	Md	D	B
L61	Riera de Merlès	416512	4652878	540	1.01	1.10	0.95	1.04	1.15	0.89	1.02	1.05	0.94	MB	MB	M
L64a	Gavarresa	411700	4628300	320	0.47	0.46	0.33	0.37	0.35	0.22	0.78	0.76	0.67	D	D	D
L68	Río Llobregat	407100	4635000	285		0.49	0.37		0.34	0.26		0.69	0.69		D	M
L90	Río Llobregat	417500	4584800	20		0.30	0.15		0.19	0.10		0.62	0.69		M	M
L94	Río Llobregat	410400	4595300	60		0.22	0.22		0.10	0.17		0.47	0.78		M	
MI03	Río Mijares	683900	4455000	920	0.42			0.44			1.04			D		B
MI09	Río Villahermosa o Linares	726300	4438000	300	0.95	0.90	0.83	0.98	0.89	0.89	1.03	0.98	1.07	MB	B	
MI10	Río Valbona	686100	4456100	950	0.44			0.40			0.91			D		B
MI12	Río Paraísos	682150	4433650	1060	0.99	1.23	0.81	1.02	1.28	0.87	1.03	1.04	1.07	MB	MB	Md
MI14	Río Paulejas	705750	4466420	1312		0.86	0.82		0.89	0.67		1.03	0.82		B	B
MI16	Río Montán	708260	4433070	471	1.14	0.95	0.89	1.09	0.91	0.95	0.96	0.96	1.07	B	B	
MU01	Río Orlina	502049	4696329	204	1.11	0.91		1.13	0.86		1.02	0.95		MB	B	MB
MU02	Riera d'Anyet	495882	4697808	314	1.12	0.91	1.10	1.14	1.02	1.16	1.02	1.12	1.05	MB	B	MB
PA02	Río Palancia	695487	4421408	740	1.11	1.11	0.95	1.13	1.16	0.92	1.02	1.04	0.96	MB	MB	B
PA03	Barranco del Resinero	691952	4422933	900	0.86	1.06	0.68	0.87	1.04	0.75	1.01	0.98	1.10	B	MB	B
PA04	Rambla de Algimia o río Chico	715830	4417280	360	0.62	0.85	0.90	0.60	0.87	0.93	0.98	1.03	1.03	Md	B	B
PA05	Barranco de la Calzada	722150	4421155	560	0.92	0.95	0.74	0.94	1.02	0.73	1.02	1.07	0.98	B	MB	MB
PO01	Río Gorg Blau	499564	4416160	115	1.16	1.08	1.12	1.14	1.02	1.08	0.99	0.94	0.96	MB	B	MB
PO07	Río Ternelles	499939	4417366	235	1.00	0.69	1.13	1.01	0.66	1.15	1.00	0.95	1.02	MB	B	MB
PO08	Río Ternelles	499410	4416637	139	1.16	0.91	1.29	1.18	0.81	1.36	1.02	0.89	1.06	MB	Md	B
PO09	Río Ternelles	499811	4416196	100	1.11	1.01	0.96	1.07	0.96	0.89	0.97	0.95	0.92	B	B	MB
PR01	Río Arcs	485383	4407627	510	1.16	0.71	1.05	1.19	0.64	1.11	1.03	0.90	1.05	MB	B	MB
SE01	Río Segura	534650	4224485	1033	1.24	1.15	1.21	1.27	1.19	1.29	1.03	1.03	1.07	MB	MB	MB
SE02	Río Madera	534576	4225334	1016	1.16	1.14	1.04	1.19	1.18	1.08	1.02	1.04	1.04	MB	MB	MB
SE03	Río Taibilla	555700	4221900	950	1.18	1.15	1.02	1.19	1.15	1.06	1.01	1.00	1.04	MB	MB	MB
SE04	Río Mundo	549200	4256500	1040	0.95	1.02	0.98	0.96	1.06	1.01	1.01	1.04	1.03	MB	MB	B
SE05	Río Mundo	581500	4267500	650	1.00	0.85	1.16	0.99	0.70	1.09	0.99	0.82	0.94	MB	Md	B
SE06	Río Mundo	617500	4243900	330		0.63	0.73		0.44	0.71		0.70	0.98		D	D
SE07	Río Quipar	597500	4210400	710	0.82	0.75	0.74	0.73	0.58	0.58	0.89	0.78	0.79	Md	D	MB
SE08	Río Perea	631400	4216600	410	1.15	0.96	1.23	1.18	0.86	1.27	1.02	0.89	1.04	MB	Md	Md
SE09	Río Pliego	631900	4209100	200		0.81	0.90		0.75	0.77		0.93	0.86	B	MB	
SE10	Río Corneros	597200	4176100	650	1.07	1.08	1.10	1.03	0.91	1.08	0.96	0.85	0.98	B	Md	D
SE11	Puerto La Cadena	661600	4197500	350	0.89	0.64	0.61	0.84	0.57	0.47	0.95	0.89	0.77	B	Md	D
SE12	Salada de Santomera	666000	4221500	140	0.56	0.55	0.25	0.50	0.47	0.22	0.89	0.86	0.90	Md	Md	Md
SE13	Río Majada	646000	4163500	60	1.07	0.86	0.72	1.04	0.82	0.59	0.98	0.96	0.81	B	B	D
SE14	Río Reventón	644400	4167500	100	0.75	0.79	0.60	0.74	0.77	0.47	0.99	0.97	0.79	B	B	MB
SE15	Río Garruchal	670100	4102300	100		0.53	1.05		0.44	1.03		0.84	0.98		Md	MB
SE16	Río Argos	590847	4214597	799	1.19	1.03	1.19	1.23	1.01	1.28	1.04	0.99	1.07	MB	MB	Md
SE17	Río Chicamo	674900	4236700	340	0.59	0.47	0.49	0.55	0.38	0.47	0.93	0.80	0.96	Md	Md	
SE18	Río Zumeta	547862	4230145	729	1.17			1.22			1.04			MB		
SE19	Río Alhárabe	588816	4229482	810	1.14			1.15			1.01			MB		MB
SE20	Arroyo de la Peña Palomera	548380	4239980	804	1.13	1.00	1.10	1.14	0.96	1.09	1.01	0.96	0.99	MB	B	MB
SE21	Arroyo de Yeste	557084	4254202	826	1.17	1.12	1.11	1.16	1.09	1.11	0.99	0.97	1.00	MB	MB	MB
SE22	Rambla del Estrecho	610372	4180915	476		0.95	1.05		0.95	1.16		1.00	1.10		MB	D
SE23	Rambla del Cárcabo	630083	4230207	350	0.64	0.60	0.37	0.60	0.57	0.33	0.93	0.95	0.90	Md	Md	B
SE24	Rambla de los Serranos	669676	4201130	140		0.77	0.75		0.71	0.73		0.92	0.97		B	MB
SE25	Río Chicamo	674959	4235338	290	1.15	0.92	1.23	1.15	0.93	1.28	1.00	1.01	1.04	MB	MB	MB



*(Continúa)*

SE26	Río Turrilla	598139	4181575	501	1.21	1.09	1.08	1.31	1.12	1.18	1.08	1.03	1.10	MB	MB	MB
SE27	Río Luchena	595685	4182755	540	0.93	0.98	0.94	0.82	0.88	0.97	0.88	0.90	1.03	Md	Md	MB
SE28	Arroyo Blanco	568637	4224720	1060	1.06	1.20	1.01	1.03	1.23	1.05	0.98	1.03	1.04	B	MB	B
SE29	Arroyo Tercero	568855	4226227	1020	0.95	0.88	0.87	0.91	0.83	0.81	0.96	0.94	0.93	B	B	MB
SE31	Río Tus	550511	4247240	800	1.19	0.95	1.11	1.30	1.00	1.29	1.09	1.05	1.16	MB	MB	
SE32	Río Mundo	565237	4263048	806	1.20			1.24			1.03			MB		M
SE33	Río Chicamo	670486	4231879	166	1.03	1.01	0.49	1.01	1.02	0.31	0.98	1.02	0.62	B	MB	
SE34	Río Segura	586573	4252058	456	1.12			1.24			1.10			MB		Md
SO08	Río L' Ofre	478975	4401764	382	0.74	0.65	0.73	0.66	0.53	0.60	0.90	0.82	0.82	Md	Md	MB
TE01	Río Ter	441985	4693457	1517	0.94	0.98	1.11	1.00	0.96	1.08	1.07	0.97	0.97	B	MB	B
TE02	Río Ritort	449768	4692368	1271	0.97	1.09	1.07	0.97	1.10	1.02	1.01	1.01	0.96	MB	MB	B
TE03	Río Ges	443636	4664753	1001	1.06	1.21	0.87	1.05	1.27	0.88	0.99	1.05	1.00	MB	MB	D
TE04	Río Ter	434502	4665123	617	0.97	1.15	0.64	0.96	1.21	0.50	0.99	1.06	0.78	MB	MB	B
TE05	Río Meder	431237	4636344	755	0.97	0.99	0.90	0.92	1.08	0.86	0.95	1.08	0.96	B	MB	MB
TE08	Riera Major	449474	4631714	840	1.03	1.04	1.19	1.05	1.10	1.24	1.02	1.06	1.05	MB	MB	MB
TO01	Río Tordera	449172	4624817	660	1.12	1.20	0.99	1.18	1.23	1.07	1.05	1.03	1.08	MB	MB	MB
TO02	Riera de Gualba	454461	4625531	1264	0.94	0.93	0.97	0.95	1.00	0.99	1.02	1.07	1.03	B	MB	B
TO03	Río Fuirosos	465410	4614101	237	1.06	1.10	0.72	1.04	1.16	0.68	0.99	1.05	0.94	MB	MB	B
TU01	Río Alfambra	694300	4476600	1470	0.91	1.12	0.86	0.98	1.24	0.94	1.08	1.11	1.09	B	MB	B
TU02	Río Alfambra	670300	4495800	1070	0.99	1.05	0.70	1.01	1.07	0.72	1.02	1.03	1.04	MB	MB	B
TU04	Río Arcos	662700	4426800	900	0.78	1.04	1.00	0.79	1.09	0.91	1.03	1.06	0.90	B	MB	
TU08	Río Turia	648900	4425900	650	0.51			0.44			0.86			Md		
TU09	Río Turia	671700	4396500	340	0.54	0.85		0.47	0.85		0.88	1.00		Md	B	B
TU10	Río Turia	684900	4386000	200	0.53	0.28	0.90	0.48	0.25	0.82	0.91	0.87	0.91	Md	D	B
TU11	Río Turia	704600	4384000	95	0.30	0.41	0.90	0.27	0.42	0.82	0.91	1.03	0.91	D	D	MB
TU12	Río Reatillo o Sot	672000	4379700	550	0.73	0.85	1.03	0.73	0.89	1.03	1.00	1.04	1.01	B	B	MB
TU13	Río Turia	621320	4476670	1260	1.18	1.18	0.98	1.17	1.30	1.13	0.99	1.09	1.16	MB	MB	
TU14	Río Ebrón	642870	4446330	904	1.02			1.03			1.00			MB		B
VE01	Río Verde	326725	4052471	209		1.14	0.91		1.22	1.01		1.06	1.11		MB	MB
VER01	Río Verde	432870	4078776	850	1.04	1.20	1.00	1.05	1.23	1.02	1.01	1.03	1.03	MB	MB	B
VI01	Río Vinalopó	706061	4287851	610	0.89	0.87	0.85	0.87	0.79	0.78	0.98	0.90	0.92	B	B	

