

HACIA UNA HERRAMIENTA DE ALERTA TEMPRANA
DE LA SEGURIDAD ALIMENTARIA EN CENTROAMÉRICA.
METODOLOGÍAS APOYADAS EN LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL
PARA LA AYUDA A LA DECISIÓN HUMANITARIA

Francisco J. Abarca-Alvarez
Universidad de Granada
fcoabarca@ugr.es

Úrsula Torres-Parejo
Universidad de Granada
ursula@ugr.es

María I. Rodríguez-Rojas
Universidad de Granada
mabel@ugr.es

Miguel Á. García-Arias
Fundación Acción Contra el Hambre
mgarcia@ca.acfspain.org

RESUMEN

La Seguridad Alimentaria y Nutricional (SAN) en su conexión con la accesibilidad física y económica a alimentos seguros y nutritivos, se orienta hacia la satisfacción de necesidades y preferencias alimenticias y en una vida activa y sana, considerándose al «Hambre cero» como uno de los Objetivos de Desarrollo Sostenible. El monitoreo de la realidad alimentaria en poblaciones vulnerables derivada de desastres naturales o conflictos sociopolíticos, como por es el caso de Centroamérica o Sahel, es una oportunidad para identificar de forma temprana situaciones con un importante impacto humanitario posterior. En esta investigación se muestran las metodologías del Proyecto IASAN financiado por la AACID, así como sus resultados. En él se han implementado técnicas de Inteligencia Artificial para la integración y representación de información compleja y multidimensional sobre la SAN. Entre los resultados obtenidos cabe mencionar que las metodologías científicas implementadas suponen una innovación en el campo humanitario de la SAN, identificándose territorios con elevados indicios de vulnerabilidad SAN en las que las ONGs internacionales apenas han intervenido en los últimos años, constituyendo las herramientas de visualización generadas un instrumento de ayuda a la decisión humanitaria a disposición de múltiples agentes implicados.

Palabras clave: Seguridad alimentaria y nutricional, alerta temprana, Centroamérica, ayuda a la decisión.

ABSTRACT

Food and Nutrition Security (FNS) is connected to the physical and economic access to safe and nutritious food and is oriented towards the satisfaction of food needs and preferences and active and healthy life, with «Zero Hunger» being considered as one of the Sustainable Development Goals (SDGs). Monitoring the food situation of vulnerable populations because of natural disasters or socio-political conflicts, for instance in Central America or the Sahel, is an opportunity to identify situations with a significant humanitarian impact in advance. This research shows the methodologies of the IASAN Project funded by AACID, as well as its results. Artificial Intelligence techniques have been implemented for the integration and representation of complex and multidimensional information on FNS. Among the results obtained, it is worth mentioning that the scientific methodologies implemented represent an innovation in the humanitarian field of FNS, identifying territories with high signs of FNS vulnerability in which international NGOs have barely intervened in recent years, with the visualisation tools developed providing a humanitarian decision-making tool that can be used by a wide range of stakeholders.

Keywords: Food and nutrition security, early warning, Central America, decision-making support.

1. INTRODUCCIÓN

La importancia que tiene hoy día la Seguridad Alimentaria y Nutricional (SAN), queda patente en su consideración en los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), alzándose como Objetivo 2 el «Hambre cero». La SAN, según definió la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO) en 1996, se conecta tanto con la accesibilidad física como con la económica a alimentos seguros y nutritivos, enfocándose a la satisfacción de necesidades y preferencias alimenticias, y teniendo como objetivo primordial permitir llevar una vida activa y sana. Esta relevancia de la SAN lejos de reducirse en el tiempo, no para de agudizarse, identificándose que el número de personas subalimentadas en el mundo no para de crecer en los últimos años, tras una situación de meseta inferior entre los años 2014-2017, y una situación en explosión desde 2019. Se estima que en 2020 padecieron hambre más de 720 millones en todo el mundo (FAO et al., 2021), ascendiendo en 2021 hasta los 768 millones (FAO et al., 2022). Los valores sentencian que el hambre alcanzó en 2021 prácticamente al 10% de población mundial.

América Latina y El Caribe no es ajena a esta tendencia mundial, incrementándose tanto la inseguridad alimentaria moderada como la grave, alcanzando la suma de ambas hasta el 40.6% de su población (FAO et al., 2022). En las últimas décadas se viene observando una gran incertidumbre económica en Centroamérica, que viene aparejada con una gran inestabilidad social y política (Booth et al., 2020), situación que junto a la irregularidad de precipitaciones, la pérdida de cosechas y menor demanda de jornaleros, viene a incrementar una afcción de los hogares rurales más vulnerables y con mayor

inseguridad desde el punto de vista alimentario del Corredor Seco Centroamericano (FAO, 2018), eco-región que se extiende desde el sur de México hasta Costa Rica. La reducción e irregularidad de lluvias está impactando de forma directa en la economía de 1,9 millones de hogares centroamericanos (hasta 9,5 millones de habitantes), que tienen como principal medio de vida el cultivo de granos básicos (maíz y frijol), y el trabajo temporal en plantaciones de café y azúcar. Guatemala, Honduras y Nicaragua, de acuerdo con el *Long-term World Climate Risk Index*, se encuentran entre los países del mundo con mayor vulnerabilidad frente a riesgos de desastres y cambio climático (Eckstein et al., 2019). Todo ello ha producido en el periodo 2015-2020 una caída de los precios internacionales de los cultivos de grano básico y café, lo que provoca que 10.5 millones de personas, 60% de las cuales viven en la pobreza, pasen a tener serias dificultades para alimentarse.

Con la pandemia, resulta aún más difícil determinar cuántas de estas personas podrán resistir la nueva crisis, cuántas tendrán serias dificultades para alcanzar la próxima cosecha o cuántas sufrirán privaciones aún más severas para poder satisfacer el derecho fundamental a una alimentación suficiente y adecuada.

Las organizaciones que actúan en campo, trabajando en tratar de limitar la repercusión de estas graves situaciones, necesitan disponer de información precisa de la distribución y grado de afectación de la SAN, especialmente en situaciones de crisis espontáneas. Sin embargo, la información facilitada predominantemente desde las agencias internacionales suele proporcionar un nivel de desagregación insuficiente para apoyar eficazmente a tales organizaciones en el despliegue de efectivos (Figura 1), quedando limitado el conocimiento real a las zonas o comunidades en las que previamente tienen desplegados efectivos en campo.

De este modo un conocimiento y monitoreo permanente de la situación alimentaria de las poblaciones vulnerables en países afectados por desastres naturales o conflictos socio-políticos como los que caracterizan amplias zonas de Sahel, África del Este o Centroamérica, adquiere una importancia capital como sistema de alerta temprana, evitando de forma anticipada el impacto humanitario, y facilitando de forma objetiva el desplazamiento de recursos humanitarios a las regiones donde existen mayores necesidades. Este enfoque requiere un esfuerzo transdisciplinario, existiendo un gran espacio de experimentación, en el que este trabajo pretende operar, con metodologías innovadoras de integración y comunicación de la información.

Esta investigación pretende aproximar metodologías ya consolidadas en otros campos de conocimiento o disciplinas, como son las procedentes del campo de la Inteligencia Artificial, a un campo como el de la asistencia humanitaria, donde apenas se identifican aplicaciones de este tipo. Se propone el uso de estas metodologías para tratar de llenar un vacío existente en el estado del arte, pudiendo destacar herramientas visuales para la identificación de perfiles regionales de vulnerabilidad ante la inseguridad alimentaria y nutricional, y el uso de metodologías de *Machine Learning* para el conocimiento más completo de la realidad actual mediante modelos de *nowcasting*, así como la generación de modelos predictivos de *forecasting*.



Figura 1. Mapas de Seguridad Alimentaria y Nutricional de Centroamérica.

Fuente: Izquierda: <https://www.ipcinfo.org>; derecha: <https://few.net>

Se verificará de este modo la idoneidad de tales metodologías, y como herramienta para la ayuda a la decisión humanitaria en la región de Centroamérica nombrada frecuentemente como CA4, es decir la región conformada por Guatemala, Honduras, Nicaragua y El Salvador.

2. MATERIAL Y MÉTODOS

En esta sección se describen las metodologías utilizadas, así como las fuentes de datos usadas.

2.1. Creación de una base de datos depurada con variables relacionadas con la SAN

En esta fase se materializan los trabajos de construcción del repositorio a modo de bases de datos agregadas, o almacén de datos actualizados periódicamente a lo largo de la vida del proyecto: Datos de fuentes secundarias, datos de teledetección a partir de sensores remotos, y datos primarios de monitoreo sobre determinantes obtenidos mediante trabajo de campo de las ONGs participantes.

2.2. Construcción de un modelo de vulnerabilidad SAN utilizando para ello metodologías del campo de la Inteligencia Artificial

Los datos se integran de una forma holística con ayuda de metodologías del campo de la Inteligencia Artificial. Se obtiene así el agrupamiento en perfiles de los municipios, siendo éstos las entidades geográficas de referencia. Para este agrupamiento se utiliza una de las técnicas más robustas y solventes disponibles, concretamente los llamados

Mapas Auto-organizados o *Self-Organizing Maps* (SOM), que han demostrado mejores resultados en clusterización que la metodología K-medias (Kohonen, 1982). Los SOMs fueron creados originalmente para la visualización de relaciones no lineales de datos multidimensionales, mostrándose muy útiles para la visualización de relaciones abstractas y de roles contextuales. Esta técnica ha tenido aplicación en múltiples campos y disciplinas (Kohonen, 1995), así como en las fases exploratorias en investigaciones orientadas al descubrimiento de conocimiento (Vesanto, 1999).

Los SOM han tenido una clara vinculación específica al ámbito de los estudios demográficos, Ciencias Sociales y Geografía. En estos ámbitos del conocimiento con una vertiente más social y demográfica destacan ciertas investigaciones con un uso del SOM enfocado en la representación de datos, como por ejemplo la visualización conjuntamente con GIS de los cambios demográficos de los condados de Texas (USA) a lo largo del tiempo mediante SOM (Skupin & Hagelman, 2005), la visualización mediante SOM de patrones espacio-temporales de variables geográficas de USA (Guo et al., 2006), o el uso del SOM para la realización de una representación holística alternativa y complementaria a la representación espacial propia de los GIS, en la que se simultanea información de 69 atributos censales de USA, con información sobre el clima, topografía, suelo, geología, usos de suelo y población (Skupin & Esperbé, 2011). Con un enfoque hacia el SOM como clasificador podemos encontrar el uso simultaneado con GIS de una variante de los SOM (fuzzy) para creación de regiones demográficas homogéneas a partir de datos del censo del municipio de Atenas (Hatzichristos, 2004), el uso de SOM para caracterizar barrios mediante el etiquetado de secciones censales de Nueva York a partir de 79 atributos geo-demográficos (Spielmans & Thill, 2008), o el uso de los SOM como una metodología para el *Data-mining* urbano mediante la clasificación no supervisada de datos geoespaciales de comunidades alemanas en cuanto a población, migración, impuestos, residencia, empleo y transporte (Behnisch & Ultsch, 2009). Asimismo cabe destacar la capacidad de los SOM para facilitar la toma de decisiones en diversos trabajos, como por ejemplo en la integración del GIS y de las técnicas SOM, para la creación de un modelo difuso para la clasificación de suelos en la provincia China de Zhejiang con la intención de ser aplicado como parte de un análisis de apoyo a la decisión, o en la combinación de metodologías de aprendizaje supervisado y no supervisado tipo SOM orientado a la investigación del mercado nocturno callejero de Taiwán, usando para ello información espacial GIS (Wu & Hsiao, 2015). Para la elaboración del modelo de vulnerabilidad se sigue específicamente la metodología descrita en (Abarca-Alvarez et al., 2019).

2.3. Identificación de perfiles territoriales

Una de las principales características que hacen a los SOM singulares frente a otras metodologías de agrupamiento o clusterización son las representaciones gráficas producto de sus modelos. Se tratan de representaciones a modo de mapas semánticos,

en los que cada registro en estudio, en nuestro caso cada uno de los 1053 municipios de Centro América analizados, son emplazados en el mapa teniendo en cuenta de forma holística todas las variables del estudio. Tales representaciones frecuentemente son útiles para una comprensión sencilla de datos complejos, lo cual resulta útil a modo de herramienta de ayuda a la decisión. Para la identificación de perfiles se sigue la metodología SOM descrita en (Abarca-Alvarez et al., 2018; Abarca-Alvarez et al., 2019). Esta metodología en cuanto que está fundamentada en una técnica de aprendizaje no supervisado, permite crear perfiles o agrupamientos sin atribuir a priori definiciones ni significados, permitiendo reducir la enorme complejidad de los datos (Spielmans & Thill, 2008). Una vez modelada la red neuronal artificial, se obtienen los perfiles, cuyo número se determina mediante una evaluación que mezcla información cuantitativa con criterios no estadísticos, fundamentándose en el conocimiento experto del analista (Hair Jr. et al., 2009). Podemos considerarla como una metodología híbrida para la determinación del número de perfiles permite alcanzar mejores resultados que con métodos estrictamente cuantitativos. Esta identificación de los perfiles de municipios permite por un lado realizar una aproximación a la situación global en cuanto a la Vulnerabilidad SAN y una identificación a nivel basal.

2.4. Caracterización y visualizaciones

En esta fase se utiliza el Tamaño del Efecto (d de Cohen) como indicador de la relevancia de una variable en la determinación de un perfil. Asimismo, se utilizan gráficos o tablas a modo de ‘mapa de calor’ para facilitar la comprensión de los resultados obtenidos (Abarca-Alvarez et al., 2019).

2.5. Construcción de modelos predictivos de la SAN

La información primaria obtenida en campo mediante encuestas de hogar en las zonas de preocupación definidas en los análisis a priori, se agregó al *Data Warehouse*, generándose los oportunos indicadores sintéticos y estandarizados de seguridad alimentaria, que constituyen los valores cuantitativos a predecir con técnicas de regresión mediante *Machine Learning*. Concretamente se usa una técnica *Ensemble learning* del tipo *Random Forest* (Breiman, 2001), que ha mostrado ampliamente sus buenos resultados por la gran capacidad de predicción a partir de un gran número de variables cualitativas y cuantitativas. Otra importante ventaja de la técnica *Random Forest* es la capacidad de ordenar las variables explicativas atendiendo a su propia capacidad predictiva, facilitando la tarea de simplificación del modelo pudiéndose suprimir las variables menos relevantes evaluando la calidad del modelo resultante. Se propone de este modo la creación de una base de datos simplificada de las variables predictoras de la Vulnerabilidad SAN, lo cual presenta la ventaja de permitir optimizar y rebajar el ratio ‘cantidad de variables / rendimiento predictor’, simplificando el modelo predictor

mediante la reducción de variables que formarán parte del ciclo de permanente actualización y evaluación, con variables especialmente de corte agro-climático, reduciendo costes de mantenimiento del sistema de alerta temprana de vulnerabilidad SAN. El modelo obtenido se valida, obteniéndose índices de precisión y rendimiento, para lo cual se lleva a cabo mediante la partición de datos de entrenamiento (80%) y prueba (20%) y técnicas de validación cruzada (*cross-validation*).

2.6. Diseminación y divulgación de las metodologías y resultados entre los actores locales y regionales

Para alcanzar el resultado esperado se integra toda la información en una plataforma en línea, fácilmente accesible y comprensible, que facilita información útil que ayude a la toma de decisiones de los agentes involucrados. Asimismo, se lleva a cabo una primera fase de difusión a público especializado que fomente el conocimiento del proyecto por parte los agentes locales que pudieran estar interesados en la futura gestión y mantenimiento de la Plataforma Digital. Posteriormente tras un proceso formativo, se plantea facultar a los futuros gestores SAN del Sistema de Monitoreo en el manejo completo de la plataforma digital, así como en la obtención de la información secundaria y creación de la información agroclimática necesaria la evaluación de los modelos predictivos en el futuro. Se ha formado a los gestores para la creación de nuevos diseños muestrales, la obtención de información SAN de campo, y futuro trabajo con la plataforma. Por otro lado, se plantean actividades de divulgación del proyecto orientados a las instituciones públicas y al gran público de la sociedad centroamericana, así como la generación de materiales científicos para su remisión a revistas científicas internacionales y congresos y seminarios de carácter internacional como método de discusión y validación por la comunidad científica de las innovaciones metodológicas del Proyecto.

3. RESULTADOS

Se describen a continuación los resultados obtenidos siguiendo la metodología:

3.1. Creación de una base de datos depurada con variables relacionadas con la SAN

Se llevó a cabo el diseño coordinado con las organizaciones e instituciones que forman parte del proyecto, consensuándose la información a integrar en el almacén de datos (*Data Ware House* —DWH—), el cual contiene una recopilación de bases de datos secundarias y primarias provenientes de distintas fuentes, como organismos oficiales, teledetección, monitoreo en campo, etc. Este proceso de colaboración y consenso entre los diferentes agentes participantes se considera un proceso permanentemente abierto y enriquecido desde la academia.

Una vez realizado el diseño del almacén de datos, se buscó y recopiló la información correspondiente a los distintos indicadores contemplados, pudiendo ampliarse o redu-

cirse el listado en función de la disponibilidad y de la calidad de los datos localizados y la relevancia evidenciada desde la academia. Tras ello, se procedió a homogeneizar dicha información y a estandarizarla para poder integrarla de forma adecuada en la interfaz georreferenciada de los Sistemas de Información Geográfica, en los distintos niveles disponibles (país, departamento, municipio, comunidad, distrito, etc.), con el municipio como unidad espacial priorizada de agregación.

Por tanto, dentro de la base de datos global se incorporaron distintas capas de información relacionadas en mayor o menor medida con los diversos factores que influyen en la vulnerabilidad ante la SAN, entre las que podemos diferenciar las que provienen originalmente de fuentes secundarias y son mayoritariamente estáticas, y las que proceden de fuentes primarias y/o teledetección y monitoreo en campo y son en gran medida dinámicas o actualizables de forma periódica.

3.1.1. *Datos de fuentes secundarias (información estática)*

Las bases de datos de fuentes secundarias que se plantean en el listado anterior incluyen tanto información secundaria recopilable de los distintos servidores y fuentes (infraestructuras, empleo, migración...) como indicadores generados a partir de metodologías estandarizadas o propias, ampliamente testadas (gradientes de accesibilidad, densidad de población, parcelarios de cultivo...).

Así, la información base para la generación de estas capas será en mayor grado estática y se obtuvo de distintos organismos y fuentes de datos, como son, entre otros: Institutos Nacionales de Estadística (INE's), Infraestructuras de Datos Espaciales Nacionales (IDE's), Sistemas Nacionales de Planificación y Programación (SEGEPLAN, SNPD, etc.), Secretarías de Agricultura/Asuntos Agrarios (SAA, SAG, etc.), Sistemas Nacionales de Información, Monitoreo y Alerta de la Seguridad Alimentaria y Nutricional (SIINSAN, UTSAN, etc.), otros Sistemas Regionales (PROGRESAN), Sistemas Nacionales de Información Territorial (SINIT, SNET, INETER, etc.), Coordinadores Nacionales para la Reducción de Desastres (CONRED, etc.), Bancos Centrales (BCN, BCH, etc.), Bases cartográficas abiertas como *OpenStreetMaps*, *NaturalEarth*, etc., Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO), *Famine Early Warning Systems Network* (FEWS), Información Satelital Sentinel, Landsat, etc., Modelos Digitales del Terreno (MDT's) de *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), y BBDD's propias de las distintas organizaciones del Consorcio.

3.1.2. *Datos de fuentes secundarias (información dinámica)*

Por otra parte, se identificaron las BB.DD. de monitoreo mediante técnicas de teledetección u obtención de información en campo. Básicamente, la gran diferencia entre este segundo repositorio de datos y el primero se da en que éstas últimas pueden disponer

de una actualización de forma periódica. En este caso, se realizó la distinción entre las que provienen del monitoreo biofísico (precipitación, humedad, temperatura, etc.) y que afectan en mayor medida al estado de la vegetación y por tanto, a la disponibilidad de alimentos y al poder adquisitivo de las familias; y las que provienen del monitoreo socioeconómico (precio y disponibilidad de los alimentos y producción agrícola), que están relacionadas con los procesos de inflación/deflación o con factores culturales de higiene y hábitos alimenticios, entre otros.

Las principales fuentes de datos utilizadas para la construcción de esta BBDD son, principalmente: *National Oceanic and Atmospheric Administration*, U.S.A. (NOAA), *National Aeronautics and Space Administration*, U.S.A. (NASA), *United States Geological Survey*, U.S.A. (USGS), *Famine Early Warning Systems Network* (FEWS), *Food and Agriculture Organization* (FAO), Naciones Unidas (ONU), y BBDD tomadas en campo por las organizaciones del Consorcio, en particular las referentes a precios y disponibilidad de alimentos.

De estas BB.DD. se obtuvo indicadores o capas dinámicas, que se renuevan con una periodicidad relativamente corta (quincenal o mensualmente) y que son útiles para conocer y analizar de forma precisa los distintos factores climatológicos, productivos y de mercados que influyen en la Vulnerabilidad ante la Seguridad Alimentaria y Nutricional. Entre ellos, cabe destacar: SPI (Índice de Precipitación Estandarizado), el cual sirve para cuantificar y comparar las intensidades de los déficits de precipitación entre zonas con climas muy diferentes y tiene la propiedad de que puede integrarse sobre un amplio rango de escalas temporales, lo que hace que pueda ser utilizado como indicador de diferentes tipos de sequía; NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada), índice que se utiliza a menudo para vigilar sequías, predecir la producción agrícola (etapas de crecimiento específicas), ayudar a predecir zonas de incendios y áreas en proceso de desertización; emergencias o desastres naturales que puedan producirse, como incendios, inundaciones, erupciones, movimientos de ladera, etc.; y Precios y Disponibilidad de Alimentos en los Mercados, particularmente los referidos a la agricultura de subsistencia (granos básicos) o lo que suelen verse afectado por procesos de inflación (café).

3.1.3. *Datos primarios de monitoreo sobre determinantes obtenidos mediante trabajo de campo de ONGs*

Se trata fundamentalmente de información primaria obtenida por las ONGs mediante trabajo de campo en campañas anteriores, especialmente con información de sus líneas base, y que viene a representar, por un lado la distribución de municipios en los que las ONGs han desarrollado su actividad recientemente, y por otro lado obteniéndose indicadores SAN de ellos.

3.2. Construcción de un modelo de vulnerabilidad SAN utilizando para ello metodologías del campo de la Inteligencia Artificial

Mediante la metodología descrita es posible crear un modelo holístico basado en datos, o modelo semántico, en el que se distribuyen las diferentes situaciones (y sus niveles) de vulnerabilidad SAN, relacionándose con cada una de las diferentes variables contextuales (Figura 2).

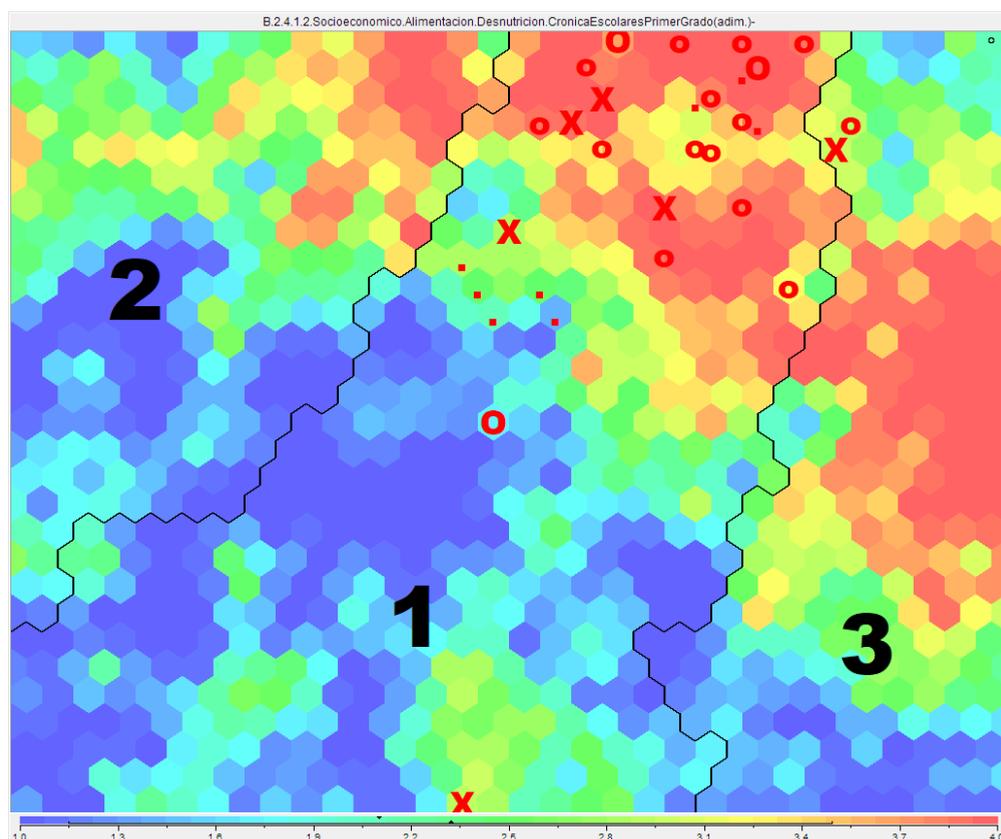


Figura 2. Representación del modelo de vulnerabilidad SAN. Se muestra un mapa SOM con los valores de la variable «Desnutrición Crónica en escolares de primer grado», y marcas de municipios con información inSAN histórica.

Fuente: Elaboración propia

3.3. Identificación de perfiles territoriales

Siguiendo la metodología descrita anteriormente e incorporando todas y cada una de las 85 variables seleccionadas para este cometido, se obtuvo el conjunto de Mapas Semánticos (Figura 3), los llamados Mapas Auto-organizados (que llamaremos a partir de ahora SOM).

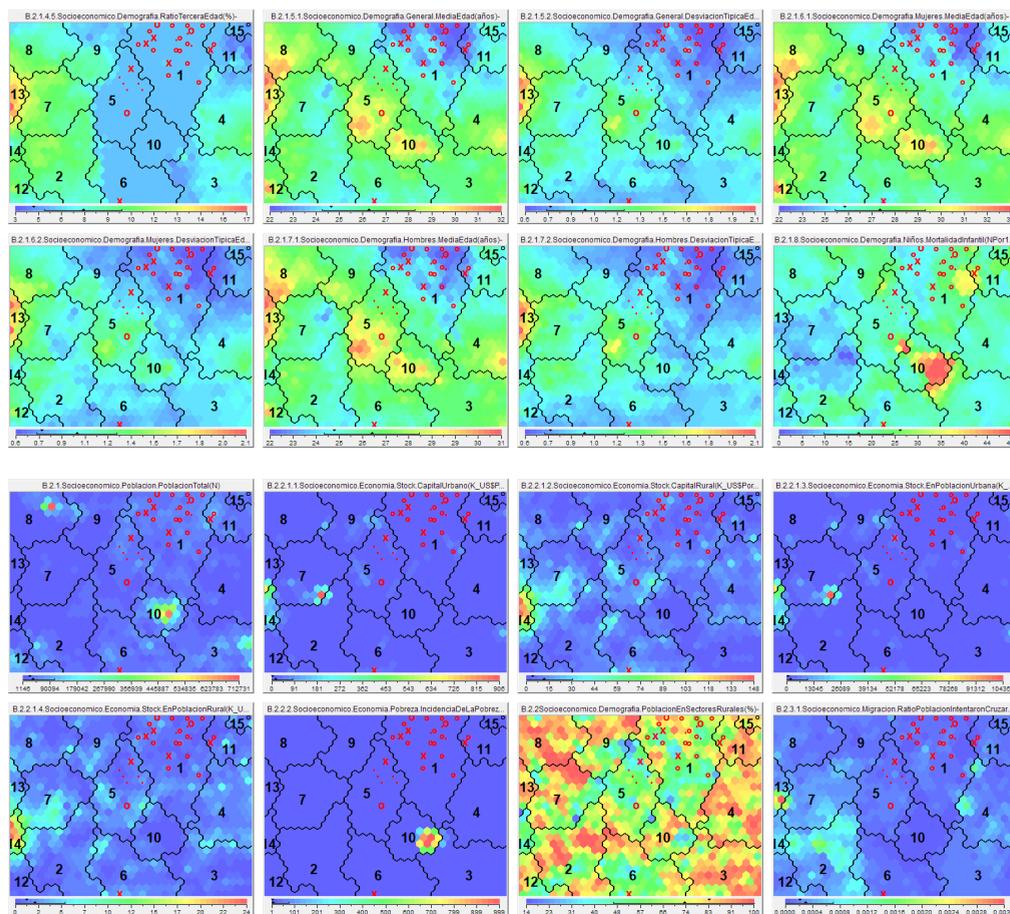


Figura 3. Mapas semánticos o mapas SOM.
 Selección del conjunto de variables. Se identifican 15 perfiles.
 Fuente: Elaboración propia.

3.4. Caracterización y visualizaciones

3.4.1. Caracterización de los perfiles de vulnerabilidad

Mediante una representación sintética basada en un mapa de calor (Figura 4), es posible caracterizar los Perfiles observados en los 1053 municipios pertenecientes a los cuatro países del análisis (CA4), a continuación se identifican aquellos que evidencian problemáticas que se consideran especialmente relevantes para la toma de decisiones.

Dimensión		Variable	Perfil																			
			8	9	13	7	14	12	2	5	6	10	1	15	11	4	3					
A. Monitoreo y teledetección	Biofísico	Índice Agronómico	A.1.1.1. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.Sequia1mesGranBasico(SPI)+	26	21	08	11	00	04	11	02	04	01	02	04	01	00	04	13	02		
			A.1.1.2. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.Sequia1mesGranBasico(SPI)-	14	12	12	11	00	04	12	00	02	02	01	01	04	01	02	04	13	02	
			A.1.1.3. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.Sequia3mesGranBasico(SPI)+	15	13	10	10	02	04	12	00	00	08	03	00	04	07	01	05	05	05	05
			A.1.1.2. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.Sequia3mesCafe(SPI)+	15	14	13	11	02	05	13	01	01	06	02	02	02	02	06	10	06	06	06
			A.1.1.3. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.Sequia6mesGranBasico(SPI)+	14	13	10	11	02	04	13	00	00	08	04	00	08	04	00	05	08	08	07
		A.1.1.3. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.Sequia6mesCafe(SPI)+	14	14	13	11	02	05	13	01	01	06	04	01	06	04	00	01	07	09	07	
		A.1.1.4. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.Sequia9mesGranBasico(SPI)+	13	05	08	07	00	01	08	07	05	05	05	01	07	05	05	05	05	05	05	
		A.1.1.4. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.Sequia9mesCafe(SPI)+	13	06	10	06	01	01	08	08	03	05	07	00	01	07	05	05	05	05	05	
		A.1.2.1. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.AnomaliaEstadoVegetacionGranBasico(NDVI)+	-0.1	0.6	-0.7	-0.3	0.1	0.4	0.0	0.3	-0.2	0.2	0.4	0.0	0.2	0.4	0.6	0.0	0.2	0.4	0.2	
		A.1.2.2. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.AnomaliaEstadoVegetacionCafe(NDVI)+	-0.1	0.5	-0.2	-0.3	0.3	0.1	0.2	0.4	-0.4	-0.1	-0.1	0.6	0.3	-0.3	0.0	0.2	0.4	0.2	0.2	
		A.1.3.1. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.NivelDagaGranBasico(SWI)+	-0.6	0.4	-0.1	0.0	0.5	0.5	-0.1	-0.2	0.7	0.3	0.0	0.3	0.5	0.1	0.1	0.5	0.1	0.5	0.1	
		A.1.3.2. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.NivelDagaCafe(SWI)+	-0.5	0.3	0.0	0.3	0.4	0.7	0.0	0.0	0.4	0.5	0.0	0.3	0.1	0.1	0.1	0.5	0.1	0.5	0.1	
		A.1.4.1. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.NivelCofreGranoBasico(GCI)+	-0.2	-0.3	0.2	-0.6	0.0	0.2	-0.4	0.3	0.0	0.3	0.0	0.3	0.0	0.3	0.0	0.4	0.1	0.4	0.1	
		A.1.4.2. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.NivelCofreCafe(GCI)+	-0.1	-0.4	-0.2	-0.6	0.1	0.2	-0.5	0.2	0.1	0.4	0.0	0.3	0.1	0.1	0.1	0.4	0.1	0.4	0.1	
		A.1.5.1. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.PigmentacionGranBasico(SPI)+	0.2	0.2	-0.2	-0.2	0.4	-0.1	-0.2	-0.1	-0.4	-0.4	0.1	0.0	-0.1	0.1	0.0	0.1	0.0	0.0	0.0	
	A.1.5.2. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.PigmentacionCafe(SPI)+	0.2	0.5	-0.6	-0.3	0.2	-0.1	-0.1	0.2	0.0	-0.6	-0.5	0.0	0.0	0.0	0.6	0.6	0.1	0.1	0.1		
	A.1.6.1. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.VegetacionJustoalSuboGranBasico(SAVI)+	-0.1	-0.3	0.2	0.5	0.1	1.1	-0.4	0.3	1.0	0.2	0.0	0.0	0.0	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3		
	A.1.6.2. Monitoreo Biofísico ÍndiceAgronómico.VegetacionJustoalSuboCafe(SAVI)+	0.0	-0.8	-0.1	-0.9	-0.3	1.2	-0.5	0.2	0.8	0.3	0.1	-0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1		
	A.2.1. Monitoreo Socioeconómico.PrecioYDisponibilidadAlimentos ÍndiceDePrecio(adm.)	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.1	-0.5	0.0	-0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0		
	A.2.2. Monitoreo Socioeconómico.PrecioYDisponibilidadAlimentos ÍndiceDeDisponibilidad(adm.)	0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	-0.6	-0.1	0.0	0.0	0.0	0.2	0.4	0.0	0.0	0.0		
	A.3. Monitoreo Sanitario.ContagioDeCOVID-19(%)	-0.1	-0.1	-0.1	0.1	1.5	0.1	0.0	0.1	0.0	0.0	0.3	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1		
	B. Socio-económico	Territorio	Extensión	B.1.1. Territorio. Extensión Superf(Km2)	0.0	0.1	-0.4	-0.3	-0.4	-0.4	-0.2	-0.2	-0.4	-0.4	-0.1	1.8	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	
	B.1.2. Territorio. Infraestructuras. Vías. RatioLongitudKmCarretera(Km/Km2)+			-0.3	-0.4	0.2	0.3	0.4	0.2	-0.1	-0.3	-0.1	0.1	0.1	0.0	0.9	0.7	0.4	0.3	0.3	0.3	0.3
	B.1.2.2. Territorio. Infraestructuras. Ferrocarril. RatioLongitudKmFerrocarril(Km/Km2)+			-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1
	B.1.2.3. Territorio. Infraestructuras. Agua. RatioLongitudInfraestructurasDeAgua(Km/Km2)+			-0.3	-0.4	0.3	-0.1	0.3	0.6	-0.2	-0.4	0.7	0.0	0.0	-0.1	-0.1	-0.4	-0.2	0.2	0.2	0.2	0.2
B.1.2.4. Territorio. Infraestructuras. Telefonía. Cobertura3G(M%)	0.0			0.0	0.0	0.3	0.3	0.9	0.2	0.1	0.2	0.0	0.0	0.3	1.9	1.1	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	
B.1.2.4. Territorio. Infraestructuras. Telefonía. Cobertura4G(%)	0.1		-0.4	0.3	0.4	0.6	1.6	0.1	0.7	0.1	0.1	0.2	0.1	1.0	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1		
B.1.2.5. Territorio. Infraestructuras. Turismo. RatioZonaContaminacion(%)	-0.2		-0.3	-0.4	-0.4	-0.3	1.9	-0.3	-0.2	0.1	0.3	0.2	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3		
B.1.3.1. Territorio. Accesibilidad. Rutas. AccesibilidadAlMenores(minutos)	0.0		0.4	-0.3	-0.5	-0.4	-0.6	-1.1	-0.0	-0.3	-0.6	0.0	0.0	0.0	1.0	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1		
B.1.3.1.3. Territorio. Accesibilidad. Rutas. AccesibilidadAlMenores(minutos)	-0.1		0.3	-0.1	-0.5	-0.4	-0.6	-1.1	-0.0	-0.3	-0.6	0.1	0.1	0.1	1.0	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1		
B.1.3.1.4. Territorio. Accesibilidad. Rutas. AccesibilidadAlMenores(minutos)	0.0		0.3	-0.3	-0.5	-0.4	-0.6	-1.1	-0.0	-0.3	-0.6	0.0	0.0	0.0	1.0	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1		
B.1.3.2. Territorio. Accesibilidad. Ape. AccesibilidadAlMenores(minutos)	0.0		0.3	-0.3	-0.5	-0.4	-0.6	-1.1	-0.0	-0.3	-0.6	0.0	0.0	0.0	1.0	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1		
B.1.3.2.2. Territorio. Accesibilidad. Ape. AccesibilidadAlMenores(minutos)	-0.1		0.4	-0.2	-0.6	-0.4	-0.7	-1.1	-0.2	-0.3	-0.7	-0.2	0.3	1.5	0.4	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2		
B.1.3.2.3. Territorio. Accesibilidad. Ape. AccesibilidadAlMenores(minutos)	0.1		0.4	-0.1	-0.7	-0.6	-0.9	-1.1	-0.0	-0.1	-0.8	0.0	0.0	1.0	0.4	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2		
B.1.3.2.4. Territorio. Accesibilidad. Ape. AccesibilidadAlMenores(minutos)	0.0		0.4	-0.4	-0.7	-0.6	-0.9	-1.1	-0.0	-0.2	-0.8	-0.1	0.1	0.1	1.0	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1		
B.1.4.1. Territorio. Equipamientos. Sanidad. RatioCentroEducativo(Ud./Hab.)	0.2		-0.2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.1	0.1	0.1	0.2	0.0	0.0	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2		
B.1.4.2. Territorio. Equipamientos. Sanidad. CoberturaDeBolsasDeVacunacion(%)	0.3	-0.3	-0.4	-1.1	-0.4	-1.4	-0.2	0.6	0.3	0.3	0.0	0.0	0.0	0.5	0.5	0.3	0.3	0.3	0.3			
B.1.4.2. Territorio. Equipamientos. Educación. RatioCentroEducativo(Ud./Hab.)	0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	0.1	0.1	0.1	0.2	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1			
B.1.4.3. Territorio. Equipamientos. Mercados. RatioMercado(Ud./Hab.)	0.1	-0.2	0.1	0.0	0.2	0.0	0.1	0.0	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1			
B.1.4.4. Territorio. Equipamientos. FuerzasSeguridad. RatioEquipamientoFuerzasSeguridad(Ud./Hab.)	-0.1	0.1	0.0	0.2	0.3	0.1	0.1	-0.1	-0.1	0.0	0.0	0.0	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1			
B.1.4.5. Territorio. Equipamientos. Otros servicios. RatioEneEquipamientoDeServicio(Ud./Hab.)	0.0	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	0.1	-0.1	0.0	0.0	0.3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0			
B.1.5.1. Territorio. Orografía. Orientación. RatioOrientacionNorte(%)	0.0	0.0	0.3	0.1	0.0	0.6	0.1	0.4	0.1	0.1	0.0	0.0	0.5	0.3	0.7	0.2	0.2	0.2	0.2			
B.1.5.2. Territorio. Orografía. Orientación. RatioOrientacionEste(%)	0.1	0.0	0.7	0.1	0.1	0.5	0.0	0.1	0.9	0.3	0.0	0.3	0.2	0.0	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2			
B.1.5.3. Territorio. Orografía. Orientación. RatioOrientacionSur(%)	0.0	-0.3	0.2	0.1	0.2	0.1	0.1	0.1	0.3	0.1	0.2	0.0	0.0	0.0	0.2	0.0	0.2	0.2	0.2			
B.1.5.4. Territorio. Orografía. Orientación. RatioOrientacionOeste(%)	-0.1	0.0	0.4	0.1	0.2	-0.1	0.1	-0.2	0.3	-0.2	0.1	0.0	0.1	0.1	0.0	0.1	0.1	0.1	0.1			
B.1.5.2. Territorio. Orografía. Pendiente. PendienteMedial(%)	-0.2	0.4	-0.1	-0.3	0.7	0.0	0.5	-0.8	0.1	0.1	0.1	0.0	0.8	0.6	0.6	0.7	0.7	0.7	0.7			
B.1.5.3. Territorio. Orografía. Altitud. AltitudMedial(m)	-0.3	0.2	-0.7	-0.6	0.0	-0.4	-0.3	-0.6	-0.5	1.6	0.3	-0.9	-0.7	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2			
B.1.6. Territorio. Hidrología. Masas de agua. RatioAreaMasasDeAgua(%)	-0.1	-0.2	0.4	0.0	0.2	0.2	0.0	-0.1	0.0	-0.1	-0.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0			
B.1.7. Territorio. Áreas Protegidas. RatioÁreasProtegidas(%)	-0.1	0.0	-0.3	-0.2	-0.3	-0.2	-0.1	0.1	-0.2	-0.3	0.0	0.0	0.8	1.2	0.1	0.2	0.2	0.2	0.2			
B.1.8.1. Territorio. Riesgos Naturales. Sismos(adm.)	0.0	-0.3	-0.4	0.0	0.4	0.3	-0.1	0.3	0.4	0.1	0.0	0.0	0.3	0.4	0.2	0.2	0.2	0.2	0.2			
B.1.8.2. Territorio. Riesgos Naturales. Desastres(adm.)	0.2	-0.1	0.3	0.2	0.2	0.3	0.2	0.0	0.2	0.1	0.1	0.1	0.2	0.4	0.1	0.4	0.4	0.4	0.4			
B.1.8.3. Territorio. Riesgos Naturales. Vulcanismo(adm.)	0.1	-0.3	-0.4	0.1	0.2	0.3	-0.1	0.3	0.4	0.3	0.1	0.1	0.1	0.9	0.1	0.9	0.9	0.9	0.9			
B.1.8.4. Territorio. Riesgos Naturales. Inundaciones(adm.)	-0.1	-0.1	0.3	-0.2	0.1	-0.1	-0.1	-0.2	0.0	-0.2	-0.1	-0.2	0.1	0.2	0.1	0.2	0.2	0.2	0.2			
B.1.8.5. Territorio. Riesgos Naturales. Huracanes y Terremotos(adm.)	-0.2	-0.1	0.2	-0.3	0.2	0.2	-0.2	0.2	0.3	0.1	0.1	0.1	0.1	0.0	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3			
B.2.1. Socioeconómico. Demografía. RatioIndigena(%)	0.2	0.3	0.3	0.2	0.2	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3	0.3			
B.2.1.3. Socioeconómico. Demografía. RatioIndigena(%)	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1	-0.1			
B.2.1.4.1. Socioeconómico. Demografía. RatioMujeres(%)	-0.7	0.2	1.4	-0.8	-0.7	1.3	-0.6	1.1	1.0	1.1	-0.1	-0.1	0.7	1.2	0.7	0.4	0.4	0.4	0.4			
B.2.1.4.2. Socioeconómico. Demografía. RatioMujeres(%)	0.7	0.4	0.8	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7			
B.2.1.4.3. Socioeconómico. Demografía. RatioMujeres(%)	0.2	0.5	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6	0.6			
B.2.1.4.4. Socioeconómico. Demografía. RatioTercera Edad(%)	0.5	-0.1	0.7	1.1	0.3	0.6	0.6	0.7	0.8	0.7	0.8	-0.1	1.0	1.0	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1			
B.2.1.4.5. Socioeconómico. Demografía. General. Medial(adm.)	1.6	-0.2	2.6	0.0	0.1	0.3	0.3	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7			
B.2.1.5.1. Socioeconómico. Demografía. General. Medial(adm.)	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7			
B.2.1.6.1. Socioeconómico. Demografía. Mujeres. Medial(adm.)	0.0	-0.1	0.0	0.1	0.3	0.5	0.5	0.7	0.2	1.0	0.0	0.0	0.8	1.1	0.0	0.1	0.1	0.1	0.1			
B.2.1.6.2. Socioeconómico. Demografía. Mujeres. Desviación Tipica(adm.)	0.8	0.1	0.9	0.6	0.5	0.3	0.7	0.4	-0.4	0.7	0.0	-0.1	0.8	1.1	0.1	0.2	0.2	0.2	0.2			
B																						

Perfil 4: Contiene 113 municipios. En este perfil se identifican los peores índices agroclimáticos, constituyendo el único perfil en el que se evidencia claramente problemas mediante el índice de disponibilidad de alimentos. Accesibilidad a infraestructuras de nivel medio-bajo y tiempos de acceso a servicios alto. Acceso a equipamientos por debajo de la media. Pendientes elevadas y frecuentemente orientados a Norte. Densidad inferior a la media, ratio de mujeres bajo. Población algo más rural que la media. Índice de desnutrición crónica en escolares de primer grado muy elevado.

Perfil 10: Contiene 29 municipios. Los índices agroclimáticos no destacan por ser especialmente malos, aunque se observan indicios de sequía reciente. Buena accesibilidad en tiempos de acceso a servicios. Gran altitud media, con riesgos volcánicos. Elevada densidad poblacional. Elevada presencia de mujeres y niños, y baja tercera edad. Extremadamente elevada mortalidad infantil. Muy bajos niveles de stock económico general. Índice de incidencia de pobreza extremadamente elevado. Muy alta vulnerabilidad por medios de vida y capacidad de adaptación. Baja inseguridad alimentaria.

Perfil 5: Contiene 69 municipios. Los indicadores agroclimáticos manifiestan un nivel medio, aunque alertan de niveles recientes algo preocupantes. Índice de disponibilidad de alimentos muy positivo. Pendiente y altitud elevada con riesgos sísmicos y volcánicos. Baja presencia de la tercera edad. Elevada vulnerabilidad por capacidad de adaptación. Muy elevada inseguridad alimentaria.

Perfil 1: Contiene 134 municipios. La mayoría de los índices que afectan negativamente a la SAN se encuentran en ratios desfavorables. Los indicadores agroclimáticos manifiestan niveles medios que alertan de niveles moderados de sequía para algunas de las periodicidades. Tiempos de acceso a servicios moderadamente elevados.

Perfil 11: Contiene 42 municipios. Presenta índices agroclimáticos con características muy preocupantes. Niveles de infraestructuras bajos con altos tiempos de acceso a servicios. Elevada cantidad de zonas protegidas. Elevada presencia de niños. Elevada mortalidad infantil. Niveles algo elevados de desnutrición crónica en escolares de primer grado.

Perfil 15: Contiene 15 municipios. Los indicadores agroclimáticos evidencian una sequía hace aproximadamente 6-9 meses. Niveles de infraestructuras bajos con altos tiempos de acceso a servicios. Alta cobertura de vacunación. Muy elevada cantidad de zonas protegidas. Elevada presencia de niños y jóvenes. Muy elevada mortalidad infantil.

Perfil 6: Contiene 86 municipios. Numerosos índices agroclimáticos preocupantes. Niveles de acceso a infraestructuras y servicios algo bajos. Riesgos sísmicos, por vulcanismo y de huracanes y tormentas algo elevados. Elevada ratio de niños y bajo de mayores. Presencia relativamente significativa de Desnutrición aguda en menores de 5 años. Elevada vulnerabilidad por medios de vida.

Perfil 9: Contiene 71 municipios. Altos índices SPI para todas las periodicidades, si bien otros índices agroclimáticos como el GCI o el SAVI tienen valores bastante preocupantes. Niveles de infraestructuras bajos. Bajos ratios de equipamientos. Alto porcentaje de mujeres en edad reproductiva, así como de mujeres en general con una media de edad relativamente baja. Elevada vulnerabilidad por medios de vida y por capacidad de adaptación.

Perfil 3: Contiene 123 municipios. Presenta índices agroclimáticos muy preocupantes con carácter general, si bien se trata de zonas con escasa dependencia de la agricultura de subsistencia. Accesibilidad y presencia de servicios y equipamientos de nivel medio. Presencia importante de jóvenes y mujeres en edad reproductiva. Niveles bajos de stock económico. Presencia elevada de población rural. Muy elevada vulnerabilidad por medios de vida, y elevada Vulnerabilidad por capacidad de adaptación. No parece presentar problemas de inseguridad alimentaria.

3.4.2. *Espacialización de los perfiles obtenidos*

La representación de los perfiles obtenidos anteriormente su contexto geográfico proporciona como resultado la siguiente cartografía (Figura 5):

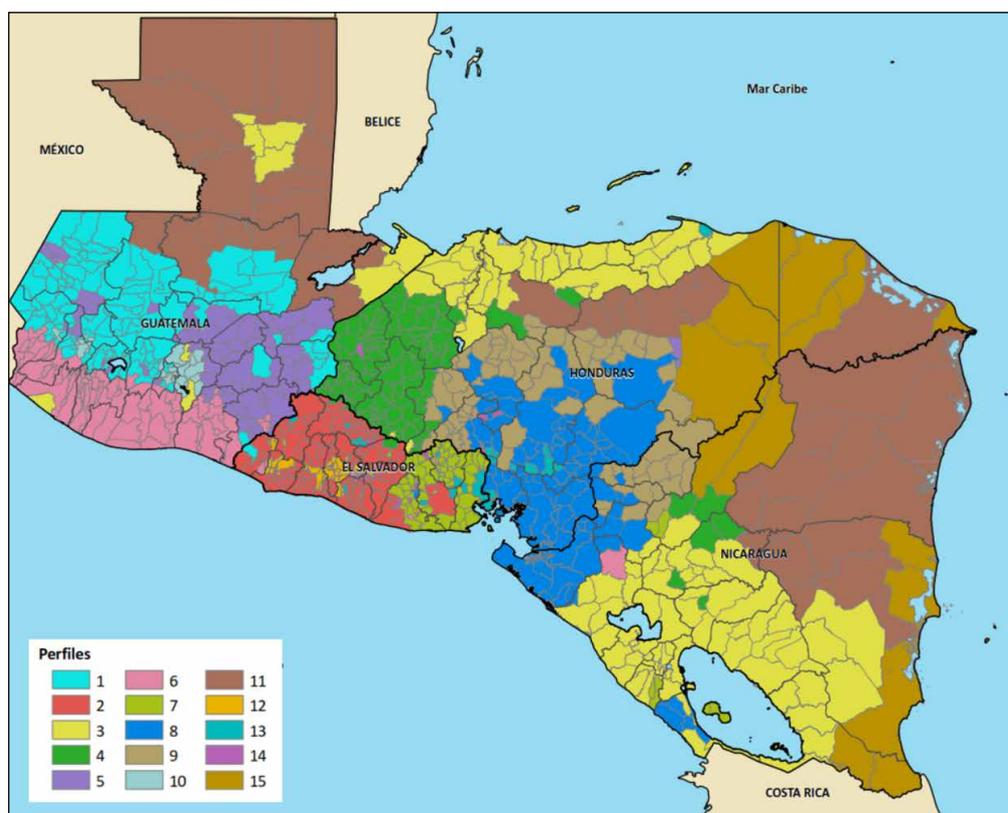


Figura 5. Caracterización en 15 Perfiles obtenida mediante Mapas Auto-organizados (SOM), agosto de 2020, Corredor Seco Centroamericano.

Fuente: Elaborado por Jorge Hernández Marín (GIS4tech).

3.5. Construcción de modelos predictivos de la SAN

Se han obtenido unos modelos periódicos que localizan las zonas de preocupación SAN (Figura 6).

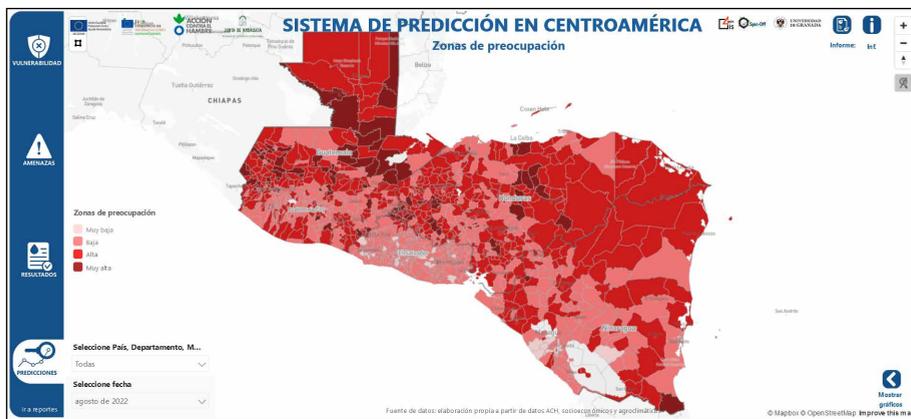


Figura 6. Representación espacial del modelo predictivo de las Zonas de preocupación.

Fuente: <https://predisan.gis4tech.com/CA4>.

Elaborada por GIS4tech (proyecto IASAN y otros). 10/2022.

3.6. Diseminación y divulgación de las metodologías y resultados entre los actores locales y regionales

El principal resultado para la diseminación y divulgación del proyecto es la plataforma PREDISAN, alojada en la web <https://predisan.gis4tech.com/CA4>, de la que se aportan algunas capturas (Figuras 6, 7 y 8).



Figura 7. Plataforma PREDISAN, Sistema de monitoreo en Centroamérica.

Fuente: <https://predisan.gis4tech.com/CA4>.

Elaborada por GIS4tech (proyecto IASAN y otros). 10/2022.

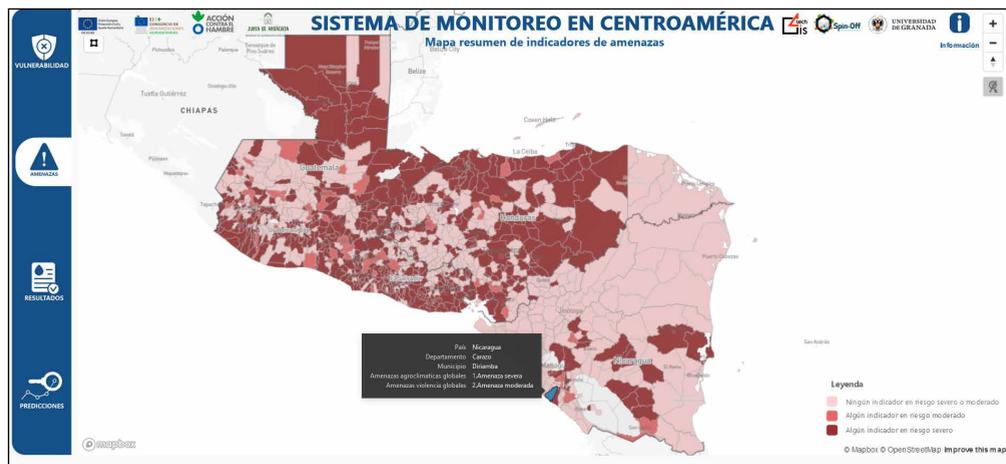


Figura 8. Plataforma PREDISAN, Sistema de monitoreo en Centroamérica.

Fuente: <https://predisan.gis4tech.com/CA4>.

Elaborada por GIS4tech (proyecto IASAN y otros). 10/2022.

4. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Entre los resultados obtenidos cabe mencionar que las metodologías científicas implementadas suponen una innovación en el campo humanitario de la SAN, se han identificado territorios con elevados indicios de vulnerabilidad SAN en las que las ONGs internacionales apenas han intervenido en los últimos años, y las herramientas de visualización generadas representan un instrumento de ayuda a la decisión humanitaria a disposición de múltiples agentes implicados.

Mediante esta investigación se ha podido verificar que la integración e interpretación de fuentes de datos diversas relacionadas con la SAN utilizando metodologías basadas en Inteligencia Artificial, concretamente SOM, son útiles para la representación de información compleja y multidimensional sobre la SAN, observándose asimismo relevante como herramienta para la ayuda a la decisión humanitaria en la región de Centroamérica de CA4.

Se abren y enuncian líneas de trabajo futuras que son necesarias para una adecuada caracterización de las situaciones de vulnerabilidad de Seguridad Alimentaria y Nutricional mediante el análisis de un mayor número de perfiles a los identificados en este estudio. Asimismo, se considera muy importante y necesaria una permanente actualización de los modelos, permitiendo la vinculación a aquellos avances del estado del arte y que queden validados suficientemente por la academia, permitiéndose la entrada de nuevas variables o indicadores, o salida, al modelo de Vulnerabilidad SAN.

5. AGRADECIMIENTOS

La elaboración de este documento forma parte de un trabajo de investigación desarrollado por un equipo multidisciplinar e internacional en el marco del Proyecto de Investigación titulado IASAN. Implementación de un sistema de monitoreo y predicción de la seguridad alimentaria y nutricional en el Corredor Seco Centroamericano basado en Análisis GIS e Inteligencia Artificial, con código 2020UI008, del Programa de Proyectos de Cooperación Internacional para el Desarrollo, orientado a Universidades, financiado a través de subvención en régimen de concurrencia competitiva por la Agencia Andaluza de Cooperación Internacional para el Desarrollo (AACID), Consejería de Igualdad, Políticas Sociales y Conciliación, de la Junta de Andalucía (España).

6. REFERENCIAS

- ABARCA-ALVAREZ, F. J., CAMPOS-SÁNCHEZ, F. S., y MORA-ESTEBAN, R. 2019. Survey Assessment for Decision Support Using Self-Organizing Maps Profile Characterization with an Odds and Cluster Heat Map: Application to Children's Perception of Urban School Environments. *Entropy*, 21(916), 1–22. <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/e21090916>
- 2018. Transparentar el conocimiento urbano para el apoyo a la decisión mediante inteligencia artificial: comprendiendo la percepción infantil de los entornos escolares de Granada. *Teknokultura*, 15(1), 89–104. <https://doi.org/10.5209/TEKN.57194>
- ABARCA-ALVAREZ, F. J., REINOSO-BELLIDO, R., y CAMPOS-SÁNCHEZ, F. S. 2019. Decision model for predicting social vulnerability using artificial intelligence. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(575), 1–26. <https://doi.org/10.3390/ijgi8120575>
- BEHNISCH, M., y ULTSCH, A. 2009. Urban data-mining: spatiotemporal exploration of multidimensional data. *Building Research & Information*, 37(5–6), 520–532. <https://doi.org/10.1080/09613210903189343>
- BOOTH, J. A., WADE, C. J., y WALKER, T. W. 2020. *Understanding Central America: Global Forces, Rebellion, and Change* (7th edición). Routledge.
- BREIMAN, L. 2001. Random forests. *Machine Learning*, 45, 5–32.
- ECKSTEIN, D., KÜNZEL, V., y WINGES, M. 2019. *Global climate risk index 2020: Who suffers most from Extreme weather events? Weather-related loss events in 2018 and 1999 to 2018*. <https://www.germanwatch.org/es/17307>
- FAO. 2018. *GIEWS Update. Central America. Drought causes crop losses in Dry Corridor in Central America* (Issue 27 August). <http://www.fao.org/publications/card/en/c/CA1321EN/>
- FAO, FIDA, OMS, PMA, y UNICEF. 2021. *El estado de la seguridad alimentaria y la nutrición en el mundo 2021. Transformación de los sistemas alimentarios en aras de la seguridad alimentaria, una nutrición mejorada y dietas asequibles y saludables para todos*. FAO. <https://doi.org/10.4060/cb4474es>
- FAO, FIDA, OMS, PMA, y UNICEF. 2022. El estado de la seguridad alimentaria y la nutrición en el mundo 2022. Adaptación de las políticas alimentarias y agrícolas para hacer las dietas saludables más asequibles. In *FAO, FIDA, OMS, PMA y UNICEF. Versión resumida*. <https://www.fao.org/3/cc0640es/cc0640es.pdf>
- GUO, D., CHEN, J., MACEACHREN, A. M., y LIAO, K. 2006. A Visualization System for Space-Time and Multivariate Patterns (VIS-STAMP). *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 12(6), 1461–1474. <https://doi.org/10.1109/TVCG.2006.84>

- HAIR JR., J. F., BLACK, W. C., BABIN, B. J., y ANDERSON, R. E. 2009. *Multivariate Data Analysis* (7th ed.). Prentice Hall.
- HATZICHRISTOS, T. 2004. Delineation of demographic regions with GIS and computational intelligence. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 31(1), 39–49. <https://doi.org/10.1068/b1296>
- KOHONEN, T. 1982. Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*, 43(1), 59–69. <https://doi.org/10.1007/BF00337288>
- 1995. Self-Organizing Maps. In *Springer Series in Information Sciences* (Vol. 30). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-88163-3>
- SKUPIN, A., y ESPERBÉ, A. 2011. An alternative map of the United States based on an n-dimensional model of geographic space. *Journal of Visual Languages and Computing*, 22(4), 290–304. <https://doi.org/10.1016/j.jvlc.2011.03.004>
- SKUPIN, A., y HAGEMAN, R. 2005. Visualizing Demographic Trajectories with Self Organizing Maps. *GeoInformatica*, 9(2), 159–179.
- SPIELMANS, S. E., y THILL, J.-C. 2008. Social area analysis, data mining, and GIS. *Computers, Environment and Urban Systems*, 32(2), 110–122. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2007.11.004>
- VESANTO, J. 1999. SOM-based data visualization methods. *Intelligent Data Analysis*, 3(2), 111–126. [https://doi.org/10.1016/S1088-467X\(99\)00013-X](https://doi.org/10.1016/S1088-467X(99)00013-X)
- WU, P. K., y HSIAO, T. C. 2015. Factor Knowledge Mining Using the Techniques of AI Neural Networks and Self-Organizing Map. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2015. <https://doi.org/10.1155/2015/412418>