

Cartografía predictiva mediante SIG de depósitos epitermales de oro en Cabo de Gata, Almería, España

J. P. Rigol-Sánchez⁽¹⁾, M. Chica-Olmo⁽²⁾, V. Rodríguez-Galiano⁽²⁾ y E. Pardo-Igúzquiza⁽³⁾

(1) Laboratorio RSGIS, Departamento de Geología, Facultad de Ciencias, Universidad de Jaén, E-23071 Jaén, Spain. Fax: +34 953 012141
jprigol@ujaen.es

(2) Laboratorio RSGIS, Departamento de Geodinámica, Facultad de Ciencias, Universidad de Granada, E-18071 Granada, Spain.
Fax: +34 958 243363
mchica@ugr.es y vrgaliano@ugr.es

(3) IGME – Instituto Geológico y Minero de España, Calle Ríos Rosas 23, E-28003 Madrid, Spain.
e.pardo@igme.es

RESUMEN

El objetivo principal de la cartografía de potencialidad minera es generar un mapa predictivo que muestre la distribución espacial de un índice numérico de favorabilidad a la presencia de un depósito del tipo buscado. En este trabajo se investiga la favorabilidad de depósitos epitermales de oro en el campo volcánico Cabo de Gata, Almería, España, mediante la aplicación de distintos métodos de cartografía predictiva con SIG. El rendimiento de los mapas predictivos es comparable en la mayor parte de los casos, aunque los métodos basados en los datos son capaces de capturar mejor la distribución espacial de los indicios conocidos.

Palabras clave: análisis espacial de datos geológicos, Cabo de Gata, cartografía de potencialidad minera, exploración de oro, SIG

Predictive mapping using GIS to locate epithermal gold deposits at Cabo de Gata (Prov. of Almería, Spain)

ABSTRACT

The main aim of mineral potential mapping is to generate predictive maps showing the spatial distribution of a numerical index of favourability for the presence of a mineral deposit of the type sought. We have studied the mineral favourability for epithermal gold deposits in the Cabo de Gata volcanic field in the Province of Almeria in Spain. Predictive maps deriving from the models suggest the presence of several potentially favourable zones. The performance of predictive maps is similar in most cases. Nevertheless, data-driven methods are able to capture more readily the spatial distribution of known gold occurrences in the area.

Keywords: Cabo de Gata, geological spatial data analysis, GIS, gold exploration, predictive mapping

ABRIDGED ENGLISH VERSION

Modern mining exploration is characterized by the use of diverse survey and sampling methods, supported by geological and mining knowledge of the region in question, together with the application of sophisticated geophysical, geochemical and remote sensing prospecting techniques. Thus, once the required data have been collected, experts try to minimize the risk of failure by checking that the maximum amount of information is extracted from the exploratory data, that is to say, that the data interpretation process is optimized (Chica-Olmo et al., 2002). It is necessary therefore to have access to the most effective methods of mineral-exploration data analysis and integration.

The main objective of mineral potential mapping is to generate a predictive map that represents the spatial distribution of a numeric indicator of favourability for the presence of a deposit, i.e. a spatial mineral potential index (SMPI). This task typically involves the classification of each geovariable, relevant map and layer according to its favourability towards the presence of the type of mineral deposit sought. These classified layers are then combined following mathematical inference rules (probabilistic, arithmetical, logical etc.).

The aim of our research was twofold: on the one hand, to seek to improve our knowledge about the spatial distribution of potential epithermal gold deposits in the volcanic field of Cabo de Gata in Almería (Spain) and on the other, to evaluate various methods of mineral mapping using GIS in order to investigate the complementarity of such maps with classical and complex methods. To this end we have developed and implemented a diverse group of five integration models, two of which are knowledge-driven (weighted index overlay and fuzzy logic) and three of which are data-driven (WofE, logistic regression and ANN). We had access to a comprehensive exploration database including geological, mining, geochemical, geophysical and remote-sensing data.

Materials and methods

The study area is included in the Cabo de Gata volcanic field, belonging to the Neogene Alboran volcanic province (Fig. 1). The volcanic field is located in the eastern Betic Cordillera and consists of volcanic rocks of the calc-alkaline series of Lopez-Ruiz and Rodriguez-Badiola (1980) (Fig. 2). The area hosts the main epithermal deposits of base and precious metals in the Betic area, particularly in the mining districts of Palai, Rodalquilar and San Jose (Fig. 2). The districts of San Jose and Palai (the latter located to the north of the study area and containing Fe-Cu-Au mineralizations) are mainly characterized by the epithermal association Pb-Zn-(Ag-Cu-Au), and the Rodalquilar district mainly by the association Au-alunite-(Cu-Te-Sn).

The main features of the deposits of the study area, which are useful for district-scale gold potential mapping, provide the following exploration criteria: the presence of (1) altered acid and intermediate volcanic rocks with high K content; (2) intermediate porphyritic intrusions; (3) favourable fracturation structures; (4) zonal hydrothermal alterations; and (5) enrichments in Au and associated metals. Exploration criteria can be translated into spatial layers that serve as an input to predictive GIS models.

In this study, the spatial analysis of exploration data began with a preliminary exploration for the initial identification of statistical and spatial properties of the data, including the detection of drifts, local spatial relations and spatial outliers. An analysis and identification of spatial and non-spatial relationships between pairs of variables was undertaken following partial exploration targets before the integration stage. For the integration phase, both knowledge-driven (weighted index overlay and fuzzy logic) and data-driven models (WofE, logistic regression and ANN) were used. Models were developed using the internal language of ArcGIS software and external programs for statistical analysis and ANN. The methods developed in this work were focused on identifying areas of mining interest, already identified or not by traditional methods. The quality and robustness of the GIS exploration was partially assessed by comparing the mining reality, expressed in terms of known mineral occurrences, and the results provided by the system.

Results and discussion

In the partial-targets creation phase more than thirty predictive maps were obtained from data acquired with the various prospective techniques, all related to one of the five exploration criteria. The values of Yule's α index and associated cut-off values (or classes) for the main predictor maps are summarised in Table 1. The overall values suggest that some of the most interesting predictor layers are the principal components deriving from geochemistry, alteration indices and remote-sensing data. Spatial modelling was subsequently applied to this information to predict deposits.

Figure 3 shows the output of the weighted index overlay model, which is a new raster layer, in which each cell has a value interpreted as a SMPI. This index indicates the areas showing the greatest possibility of containing a mineral deposit of the type sought. A comparison of the spatial distribution of known occurrences with the classes of the favourability maps generated with this method indicates that most of the occurrences are located in classes of medium favourability. Figure 4 shows the output of the fuzzy-logic integration model using the same set of layers as those used for the weighted index overlay approach. Most occurrences fall within a few classes of medium values, particularly in those with values of 6 and 7.

Different experiments were performed using the WofE model and various combinations of predictor layers in different sectors. Table 2 shows the weight values obtained for the different predictors and the values for contrast and standardized contrast for the Rodalquilar district. In the experiments it was found that severe problems of dependence occurred between the predictors in different maps. The WofE output map is shown in Figure 5, in which it can be seen that the maps obtained are visually different from those obtained with knowledge-driven methods. In this case 69% of the known occurrences were located in classes with values equal to or greater than 10, whilst the area occupied by these classes amounted to 20% of the sector analysed.

A subset of exploration variables including seven layers was used for the logistic regression and ANN models: (1) distance from fracturation structures; (2) PC1 of geochemistry; (3) PC2 of geochemistry; (4) Bouguer anomaly; (5) residual magnetic anomaly; (6) TM 5/7 ratio; and (7) TM 3/1 ratio. Logistic regression output shows that most weight is given to variables 1 and 6, suggesting that they may be the most interesting for determining the presence or absence of mineral deposits. The output probability map resulting from the logistic expression is shown in Figure 6, in which it can be seen that more than 85% of the occurrences fall within classes with values equal to or greater than 5. This is equivalent to adopting a value of 0.5 as probability threshold. If classes with values equal to or greater than 8 are chosen, the percentage of occurrences located within them reaches 75%, whilst the area accounts for 25% of the total.

The ANN model indicated that the simplest network that provided a good performance in generalization was a 7-5-1 network. The favourability map generated with the network is shown in Figure 7, in which it can be seen that the spatial distribution of the output shows certain differences compared to the logistic regression output. The favourability surface is fairly continuous and has a certain resemblance to the PC2 of geochemistry, but at the same time it shows favourable areas that are clearly a mixture of features of different input layers. More than 60% of the known occurrences are located in the class of largest favourability, whilst this class occupies only 6% of the area of the district. If classes with values equal to or greater than 8 are chosen, the number of occurrences amounts to 76%, whilst the percentage of the area occupied by these classes only increases to 17%.

Conclusions

Our results indicate that favourability maps obtained with different methods tend to be similar, but there are differences between them. The performance of the different models, however, is similar in many cases, with success rates only slightly higher in the models based on logistic regression, especially ANN. The results obtained with data-driven methods suggest that distance from fracturation structures, 5/7 ratio TM bands, residual gravimetric anomalies and PC2 of geochemistry (indicating As, Sb, Sn) are the most important predictors. These results are consistent with the deposit model.

Introducción

La exploración minera moderna se caracteriza por el uso de métodos de reconocimiento y muestreo diversos, basados en el conocimiento geológico y minero de la región en estudio, y en la aplicación de sofisticadas técnicas de prospección geofísica, geoquímica y de teledetección. De esta forma, una vez recopilados los datos necesarios, los expertos intentan que el riesgo de fallo pueda ser minimizado, verificando que el número de elementos de información extraídos de los datos exploratorios ha sido maximizado, o lo que es lo mismo, que el proceso de interpretación de los datos ha sido optimizado (Chica-Olmo *et al.*, 2002). Es necesario en consecuencia disponer de métodos efectivos de análisis e integración de datos de exploración minera.

Típicamente, en las campañas de exploración minera se recopila un gran volumen de datos espaciales, provenientes de fuentes de información muy dispares que adecuadamente procesados, organizados y visualizados ayudan a optimizar el proceso de extracción de información (Bonham-Carter, 1994). Así, en esta disciplina la habilidad clave en la delimitación de un sector prioritario, u objetivo de exploración para estudios más detallados, es la integración de la información obtenida en las distintas campañas de exploración (Moon y Whateley, 2006). En este sentido, la manipulación, análisis e integración de los datos de exploración utilizados en cartografía predictiva de potencialidad minera se ha visto facilitada por el desarrollo de nuevos métodos de análisis espacial basados en sistemas de información geográfica (SIG) (Bonham-Carter, 1991; Harris *et al.*, 2000).

El objetivo principal de la cartografía de potencialidad minera es generar un mapa predictivo que represente la distribución espacial de un indicador numérico de favorabilidad a la presencia de un depósito; es decir, un Índice de Potencialidad Minera espacial (IPM). Esta tarea implica normalmente dos etapas (Bonham-Carter, 1991, 1994): (a) caracterización de las geovariables relacionadas con la mineralización (objetivos de exploración parciales) junto con las relaciones básicas entre ellas y (b) la construcción de modelos predictivos espaciales en los que todas las geovariables relevantes son combinadas o integradas. Este proceso ha sido conceptualizado también como una combinación de funciones de favorabilidad por (Luo, 1990) y Fabbri y Chung (1996). En este modelo, cada geovariable, capa o mapa relevante en el modelo es clasificada en función de su favorabilidad a la presencia del tipo de depósito mineral buscado.

Estas capas clasificadas, o funciones de favorabilidad, son entonces combinadas siguiendo reglas de inferencia matemática (probabilísticas, aritméticas, lógicas, etc.).

Se han desarrollado distintos métodos para la cartografía de potencialidad minera a diferentes escalas, desde regional a escala de distrito, mediante SIG. Éstos pueden ser clasificados en *modelos basados en el conocimiento* y *modelos basados en los datos*, según la naturaleza del procedimiento de inferencia utilizado. Los primeros usan información subjetiva basada en el conocimiento de expertos en exploración minera e incluyen a la suma ponderada (Harris *et al.*, 1998), lógica booleana y difusa (An *et al.*, 1991), y funciones de Dempster-Schafer (An *et al.*, 1994). Los modelos basados en los datos utilizan información objetiva basada en los datos de exploración y típicamente incluyen al método probabilístico bayesiano de "ponderación de evidencias" o "*Weights of Evidence*" (WofE) (Bonham-Carter *et al.*, 1988, 1989), a la regresión logística (Chung y Agterberg, 1980), y a las redes neuronales artificiales (RNA) (Singer y Kouda, 1996; Rigol-Sánchez *et al.*, 2003). Recientemente se han propuesto también métodos híbridos que combinan ambos tipos de reglas de inferencia (Porwal *et al.*, 2006; Carranza *et al.*, 2008).

El objetivo de esta investigación es doble. Por un lado, se pretende mejorar el conocimiento sobre la distribución espacial de potenciales depósitos epitermales de oro en el campo volcánico de Cabo de Gata, Almería, España. Por otro lado, se persigue evaluar distintos métodos de cartografía de potencialidad minera mediante SIG, para investigar la complementariedad de los mapas obtenidos mediante métodos clásicos y complejos. El campo volcánico de Cabo de Gata es un área propicia para realizar estudios piloto y de optimización de información de exploración, como el que aborda esta investigación, ya que se dispone de un gran volumen de datos. Se han publicado en estudios diversos sobre cartografía de potencialidad minera en la zona (p.e. Chica-Olmo *et al.*, 2002; Rigol-Sánchez *et al.*, 2003; Carranza *et al.*, 2008; Carranza, 2009, Debba *et al.*, 2009). En esta investigación los autores desarrollan y aplican un grupo variado de cinco modelos de integración. Dos modelos se basan en el conocimiento: *suma ponderada* y *lógica difusa*; y tres modelos basados en los datos: *WofE*, *regresión logística* y *RNA*. Para la investigación se dispuso de una completa base de datos de exploración con datos geológicos, mineros, geoquímicos, geofísicos y de teledetección, recopilados con motivo del proyecto DARSTIMEX financiado por la UE.

Área de estudio

Contexto geológico y depósitos minerales

El área de estudio está incluida en el campo volcánico de Cabo de Gata, perteneciente a la provincia volcánica neógena de Alborán (Fig. 1). El campo volcánico está situado en la parte oriental de la Cordillera Bética. El desarrollo del volcanismo de Cabo de Gata y, en general, del volcanismo del sureste de España y el extremo norte de África es una de las muchas manifestaciones de la dinámica de la litosfera durante la evolución orogénica Bético-Rifeña, cuya historia está a su vez condicionada por la apertura del Atlántico y la aproximación colisional de las placas Europea y Africana (Fernández-Soler, 1996). En el Mioceno inferior se produjo un despegue o eliminación convectiva del manto litosférico bajo la cadena colisional, con diversas consecuencias directas e indirectas, entre ellas la fusión parcial del manto astenosférico y la corteza, que resultó en un volcanismo disperso por la región de Alborán y las cadenas montañosas adyacentes de tipo máfico, intermedio y silíceo durante el Neógeno (Fernández-Soler, 1996).

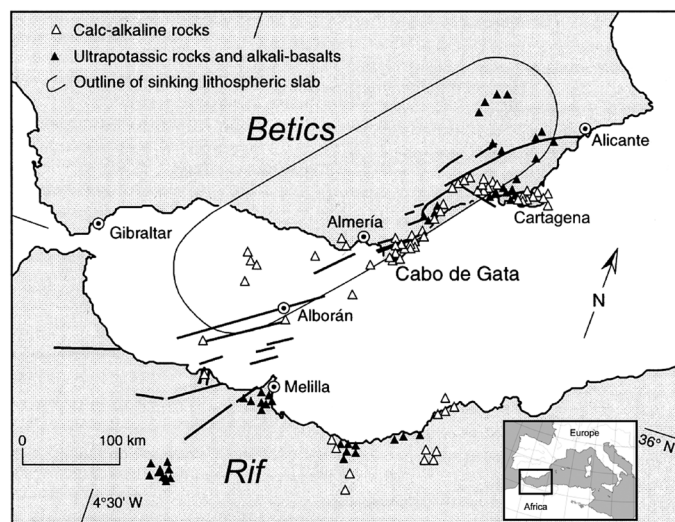


Figura 1. Localización de la provincia volcánica neógena de Alborán (Zeck et al., 2000). En negro se muestran las principales fallas (Hernández et al., 1987). La elipse representa la proyección vertical del borde de la sección litosférica en inmersión relacionada con el evento anatóctico que ha originado la provincia volcánica.

Figure 1. Location of the Neogene Alboran volcanic province (Zeck et al., 2000) with major faults indicated in bold type (Hernández et al., 1987). The ellipse represents the vertical projection of the outline of the sinking lithospheric slab related to a regional anatectic event which occasioned the Alboran volcanic province.

La formación del cinturón volcánico fue seguida, a su vez, por el desarrollo de una actividad hidrotermal con amplia distribución geográfica y por el depósito

de las mineralizaciones polimetálicas asociadas con ella (Arribas-Rosado y Arribas-Moreno, 1995). Así, tanto los procesos ígneos como los hidrotermales están estrechamente relacionados con las fallas de desgarre de carácter regional (Fig. 1), formados en respuesta al campo de tensiones entre África y Europa a finales del Terciario y durante el Cuaternario.

En este área se han distinguido cuatro series volcánicas, con una tendencia a la distribución zonal regional (Araña y Vegas, 1974; López-Ruiz y Rodríguez-Badiola, 1980): (1) Serie calco-alcalina (Cabo de Gata y Mar de Alborán), (2) Serie calco-alcalina de alto K y shoshonítica (Volcanismo de Níjar-Vera-Mazarrón), (3) Volcanismo ultrapotásico (Iamproitas) (Vera y Murcia), y (4) Volcanismo basáltico alcalino (Cartagena). Las rocas presentan, en general, una disminución de edad y un progresivo enriquecimiento en elementos traza incompatibles y ferromagnesianos según una tendencia S-N (Fernández-Soler, 1996). Así, en el Cabo de Gata, aparecen las lavas más antiguas, las calco-alcalinas s.s., que, hacia el norte, pasan a otras de composición calco-alcalina potásica y shoshonítica, contemporáneas o más jóvenes, y, finalmente, a las rocas ultrapotásicas que, en su mayor parte, son más recientes que las anteriores.

El volcanismo calco-alcalino s.s. se desarrolló en varias etapas, cada una de las cuales comenzó con un período de mayor o menor explosividad que dio lugar a la formación de ignimbritas, tobas y aglomerados. Este proceso terminó con el emplazamiento de intrusiones subvolcánicas, a las que corresponden los numerosos domos que afloran en la zona (Arribas et al., 1995). Las dataciones de edad absoluta publicadas circunscriben el volcanismo a un período de tiempo comprendido entre 15 y 7.5 Ma, no obstante (Zeck et al., 2000) lo restringen aún más al período entre 12 y 10.5 Ma.. Consideradas en conjunto, las rocas volcánicas de Cabo de Gata se pueden clasificar en tres grupos principales que, de abajo a arriba, son los siguientes (Arribas-Rosado y Arribas-Moreno, 1995): (1) Rioltas, riolitas, dacitas y andesitas, a veces ignimbritas, con anfíbol (edades aproximadas, 15 a 11 Ma), (2) Dacitas y riolitas ignimbritas, con alto contenido en K y generalmente muy alteradas, con las que están asociados los yacimientos de los distritos de Rodalquilar y San José (edades aproximadas, 12 a 9 Ma), y (3) Andesitas basálticas y andesitas, con piroxenos rómbicos y monoclinos, que son las rocas volcánicas más frescas y dan lugar a centros volcánicos individualizados (edades aproximadas, 9 a 7 Ma). En la Fig. 2 se muestra el mapa geológico detallado del área de estudio.

En el campo volcánico se sitúan varias estructuras de caldera volcánica. Los depósitos de Au-alunita de

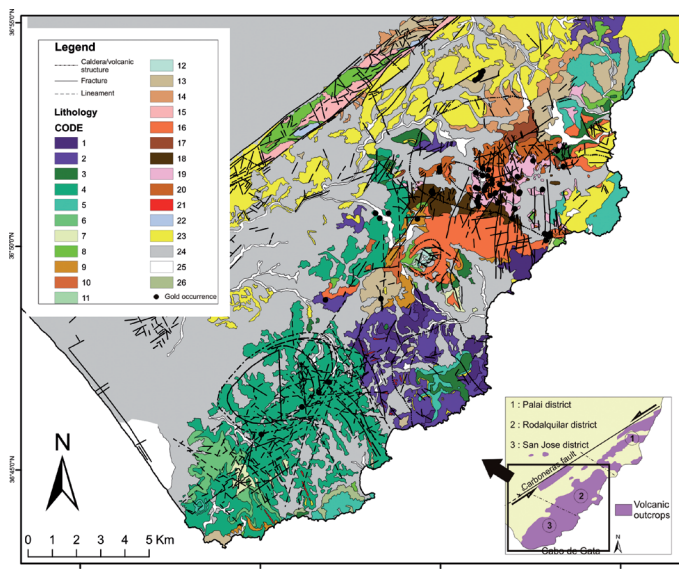


Figura 2. Mapa geológico del campo volcánico de Cabo de Gata (distritos de Rodalquilar y San José). Litologías: 1. Andesitas anfíbolicas. 2. Brechas piroclásticas y tobas de andesitas anfíbolicas. 3. Andesitas piroxénicas. 4. Andesitas piroxénicas con alteración endógena. 5. Brechas piroclásticas de andesita piroxénica. 6. Brechas piroclásticas de andesita piroxénica con alteración endógena. 7. Lapilli o tobas volcánicas de andesitas piroxénicas. 8. Brechas poligénicas y tobas de andesitas anfíbolicas y piroxénicas. 9. Tobas riolíticas y dacíticas. 10. Tobas riolíticas y dacíticas con alteración endógena. 11. Brechas de andesitas. 12. Brechas de andesitas con alteración fuerte. 13. Dacitas y andesitas anfíbolicas. 14. Brechas piroclásticas de dacitas y andesitas anfíbolicas. 15. Conglomerados piroclásticos y brechas de dacitas-andesitas anfíbolicas con matriz rojiza. 16. Flujos piroclásticos e ignimbríticos del área del Cinto con alteración endógena. 17. Brechas de colapso de dacitas anfíbolicas rojo-violetáceas. 18. Dacitas anfíbolicas rojo-violetáceas con alteración endógena. 19. Dacitas ignimbríticas con tobas e ignimbritas basales con alteración endógena (unidad de Las Lázaras). 20. Domos y flujos de dacitas cuarzo-anfíbolicas de grano fino. 21. Diques dacíticos y andesíticos. 22. Lutitas, conglomerados, cuarcitas y calizas del complejo Malaguide. 23. Sedimentos terciarios. 24. Depósitos cuaternarios. 25. Materiales aluviales. 26. Dunas.

Figure 2. Geological map of the Cabo de Gata volcanic field (Rodalquilar and San Jose districts). Lithologies: 1. Amphibolic andesites. 2. Pyroclastic breccias and ash-flow tuffs of amphibolic andesite. 3. Pyroxenic andesites. 4. Pyroxenic andesites with endogenous alteration. 5. Pyroclastic breccias of pyroxenic andesite. 6. Pyroclastic breccias of pyroxenic andesite with endogenous alteration. 7. Fine ash-flow tuffs (lapilli) of pyroxenic andesite. 8. Polygenetic breccias and tuffs. 9. Dacite-riolite tuffs with endogenous alteration. 10. Dacite-riolite tuffs with endogenous alteration. 11. Andesite breccias. 12. Andesite breccias with strong alteration. 13. Dacites and amphibolic andesites (domes). 14. Pyroclastic breccia of dacite and amphibolic andesites. 15. Pyroclastic conglomerates and dacite-andesite amphibolic breccias in a reddish matrix. 16. Pyroclastic and ignimbritic flows in the Cinto area with endogenous alteration. 17. Collapse breccias of red-violet biotite-amphibolic dacites. 18. Red-violet biotite-amphibolic dacites with endogenous alteration. 19. Ignimbritic dacites with tuffs and basal ignimbrites showing endogenous alteration (Las Lázaras unit). 20. Fine-grained quartz-amphibolic dacite domes and flows. 21. Dacite dikes. 22. Lutites, sandstones, quartzites and limestones (Malaguide complex). 23. Upper Tertiary sediments. 24. Quaternary deposits. 25. Alluvial deposits. 26. Sand dunes.

Rodalquilar están estrechamente asociados en tiempo y en espacio a magmas porfiríticos de composición intermedia (dioritas y andesitas hornbléndicas) emplazados dentro de estructuras de caldera pero sin relación con los sistemas magmáticos generadores de la caldera. Los sistemas hidrotermales, desarrollados simultáneamente a la emisión de las rocas volcánicas durante el Mioceno, produjeron tanto alteraciones de rango menor, sin interés económico, como grandes áreas de alteraciones-mineralizaciones (Fernández-Soler, 1996). En el segundo caso corresponden a sistemas de circulación hidrotermal (epitermal) acompañados comúnmente con disposiciones zonales del tipo de alteración. Estos campos hidrotermales se vieron favorecidos en muchos casos por los sistemas de fracturación creados por la formación de calderas volcánicas (Arribas *et al.*, 1995), aunque en otros casos se sitúan en relación con los sistemas de fracturación regionales (Hernández *et al.*, 1987).

Los principales yacimientos epitermales de metales básicos y preciosos de la zona Bética se sitúan en el campo volcánico de Cabo de Gata, en concreto en los distritos mineros de Palai, Rodalquilar y San José (Fig. 2). Los distritos de San José y Palai (este último al norte de la zona de estudio, con mineralizaciones del tipo Fe-Cu-Au) se caracterizan principalmente por la asociación epitermal Pb-Zn-(Ag-Cu-Au), y el de Rodalquilar principalmente por la asociación Au-alunita-(Cu-Te-Sn). Los depósitos de Au-alunita-(Cu-Te-Sn) corresponden a depósitos de alta sulfuración, también llamados de tipo ácido-sulfato (Heald *et al.*, 1987), que incluyen venas, brechas hidrotermales y depósitos diseminados. Las mineralizaciones epitermales Pb-Zn-(Ag-Cu-Au) son del tipo adularia-sericita (Heald *et al.*, 1987) y forman filones de relleno en fracturas abiertas dentro de las rocas volcánicas, normalmente dacitas y tobas riolíticas, muy afectadas a veces por una intensa alteración hidrotermal (Arribas-Rosado y Arribas-Moreno, 1995).

Aunque hay algunos indicios de posible actividad extractiva en época romana, la historia minera del área comienza en el siglo XVI, de cuando datan los primeros documentos sobre exploraciones mineras en Rodalquilar (Hernández-Ortiz, 2002). Las primeras concesiones mineras se realizan a principios del siglo XIX. En un principio la minería estaba dedicada a la extracción de plomo, y se centraba en la zona sur donde se explotaba el metal (Pb, Zn, Ag) contenido en filones de cuarzo situados en las proximidades de la localidad de San José. En 1883 se descubrió oficialmente la existencia de oro en el complejo volcánico, según la Estadística Minera y Metalúrgica de España (Hernández-Ortiz, 2008), pero es ya en el siglo XX cuando se establecen en el área las primeras plantas de tratamiento para la extracción del oro. La explota-

ción del campo aurífero se inició de una manera racional a partir de 1933.

Criterios de exploración

Sintéticamente, los depósitos epitermales de oro en zonas volcánicas de tipo ácido sulfato y adularia-sericita están asociados a la circulación de fluidos hidrotermales a través de fracturas verticales (Heald *et al.*, 1987). En este contexto las celdas de convección hidrotermal están normalmente alimentadas por intrusiones porfiríticas intermedias emplazadas en profundidad, que calientan aguas meteóricas y magmáticas. Los fluidos hidrotermales ascendentes lixivian y alteran las rocas de caja, formando frecuentemente zonificaciones concéntricas con grados de alteración decrecientes hacia el exterior (silícica – argilítica avanzada – argilítica – sericitica – propilítica). La precipitación del oro y minerales accesorios tiene lugar en fallas, fracturas y discontinuidades presentes en las rocas de caja. En los depósitos de tipo adularia-sericita no se dan los grados de alteración más intensos, aunque las diferencias con las del tipo ácido sulfato probablemente reflejan su distancia a la fuente de calor (Heald *et al.*, 1987).

De este modo, las principales características de los yacimientos del área de estudio, útiles para cartografía de potencialidad de depósitos de oro a escala de distrito, pueden traducirse en los siguientes criterios de exploración: (1) presencia de rocas volcánicas ácidas e intermedias alteradas y con alto contenido en K; (2) presencia de intrusiones porfiríticas de composición intermedia; (3) presencia de estructuras de fracturación favorables; (4) presencia de alteraciones hidrotermales de carácter zonal y (5) enriquecimientos en Au y elementos metálicos asociados. Los criterios de exploración pueden traducirse en capas espaciales que servirán de entrada a los modelos predictivos SIG.

Para la investigación se dispuso de un gran volumen de datos de exploración incluyendo: (a) tres campañas de geoquímica de rocas, (b) una campaña de geofísica gravimétrica y magnética de campo, (c) una campaña de aeromagnetometría, (d) un mapa geológico de detalle incluyendo estructuras volcánicas y de fracturación, (e) imágenes de teledetección Landsat TM/ETM+ y SPOT HRV, (f) una campaña de mineralogía de RX, (g) una campaña de espectroradiometría de campo y (h) una base de datos de indicios mineros de oro (49). Las principales capas espaciales predictoras derivadas de los datos de exploración son: (criterio 1) mapa geológico de detalle, mapa litológico derivado de imágenes de teledetección; (criterio 2)

mapa de anomalías de Bouger, mapa de anomalías magnéticas; (criterio 3) mapa de distancias a fracturas y lineamientos, mapa de anomalías aeromagnéticas; (criterio 4) mapas de índices geoquímicos de alteración ACNK - alcalinos - clorita - sericita, cocientes de bandas Landsat TM 5/7 y 3/1, mapas de 2 componentes principales de las bandas Landsat TM indicando minerales alteración y óxidos, mapa de distancias a muestras geoquímicas alteradas según LOI; (criterio 5) mapas de anomalías de Au y trazadores (As, Sb, Pb, Cu, Sn, Se, S, Fe, etc.), mapas de 3 componentes principales de 46 elementos geoquímicos.

Metodología

Creada la base de datos geoespaciales de exploración minera, cada conjunto de datos de geología, geoquímica, gravimetría, teledetección, etc., se ha procesado de forma semi-independiente de acuerdo con los objetivos parciales planteados; es decir, para deducir la información de interés relacionada con las zonas favorables de presencia de depósitos minerales (capas predictivas). Las clases de las capas predictivas SIG son posteriormente reclasificadas en función del interés prospectivo que presentan, para generar así las funciones de favorabilidad. Los valores de corte o umbrales, que permiten establecer clases de favorabilidad, se han definido siguiendo distintos procedimientos estadísticos y espaciales (en algún caso, según criterio de experto).

La obtención de las funciones de favorabilidad incluye normalmente análisis estadísticos de los datos de exploración minera, tanto clásicos (análisis exploratorio de datos o EDA, regresión lineal, análisis *cluster*, ACP, etc.) como espaciales (análisis espacial exploratorio de datos o ESDA, interpolación, estimación geoestadística, etc.) y análisis espaciales con SIG (consultas espaciales interactivas, reclasificación, corredores, superposición, etc.). En el caso particular de mapas binarios es posible usar los índices válidos para datos nominales, así como medidas de asociación específicas como el contraste (Cw) y el índice α de Yule (Bonham-Carter, 1994), que presenta la ventaja de estar acotado en el rango $[-1, +1]$. Estos índices, relacionados con el método WofE, permiten mostrar la asociación espacial entre mapas tales como un mapa de indicios mineros (indicio-estéril) y un mapa de anomalías geoquímicas o geofísicas previamente binarizado (presencia-ausencia de anomalía).

Normalmente, los objetivos parciales o funciones de favorabilidad no permiten individualmente indicar de forma adecuada la presencia de un depósito, por lo que es necesario combinar todos ellos para la con-

secución del objetivo final, con la mayor posibilidad de éxito (Bonham-Carter *et al.*, 1989). El proceso de integración puede llevarse a cabo utilizando distintas técnicas y metodologías. En términos generales, un modelo espacial SIG puede ser considerado como el proceso de combinación de un conjunto de mapas o capas de entrada para producir un mapa de salida (Burrough, 1986): $\text{Mapa-salida} = f(\text{mapa}_1, \text{mapa}_2, \text{mapa}_3, \dots, \text{mapa}_n)$. La función f , que puede presentar muchas formas diferentes, puede ser de tipo teórico o empírico (Bonham-Carter, 1994). No obstante, los modelos utilizados para la predicción de depósitos minerales son típicamente modelos predictivos de tipo empírico, tanto estadísticos como heurísticos. Como consecuencia, la elección de las geovariables y obtención de las correspondientes capas de favorabilidad, así como la determinación de la forma y parámetros (pesos o coeficientes) de la función f de combinación de dichas capas, mediante modelos empíricos, debe fundamentarse en descripciones de depósitos conocidos (modelos basados en el conocimiento) y/o en criterios estadísticos sobre los datos (modelos basados en los datos).

En este estudio, el análisis espacial de los datos de exploración consistió en la exploración preliminar para la identificación inicial de las propiedades estadísticas y espaciales de los mismos, lo que incluye la detección de derivas, relaciones espaciales locales y valores extremos espaciales. Se realizó un análisis e identificación de relaciones, espaciales y no espaciales, entre pares de variables atendiendo a los objetivos parciales de exploración, antes de abordar su integración. Para la fase de integración se utilizaron tanto modelos basados en el conocimiento (suma ponderada y lógica difusa) como basados en los datos (WofE, regresión logística y RNA) desarrollados usando el lenguaje interno del software ArcGIS y programas externos de análisis estadístico y RNA. La metodología desarrollada en este trabajo se ha orientado a detectar las zonas de interés minero, conocidas o no mediante métodos tradicionales. La calidad y robustez del SIG de exploración serán parcialmente evaluadas mediante comparación de la realidad minera, expresada en términos de ocurrencias o indicios mineros conocidos y los resultados proporcionados por el sistema.

El método de suma ponderada está basado en la multiplicación de cada capa de entrada por un peso o factor de ponderación que indica su importancia en el modelo y la posterior suma de las capas así modificadas. El resultado es una nueva capa con valores numéricos, cuya magnitud representa en una escala relativa la favorabilidad de cada zona (Bonham-Carter, 1994). En esta investigación los pesos fueron asig-

nados por especialistas en exploración minera con experiencia en la zona de estudio. En estos análisis se empleó una reclasificación en cuatro niveles de favorabilidad para todos los mapas de entrada: (1) muy poco favorable, (2) poco favorable, (3) favorable y (4) muy favorable.

El método basado en lógica difusa extiende el razonamiento clásico de la teoría de conjuntos, basado en la pertenencia excluyente a un conjunto (pertenece o no pertenece, 1 ó 0), para considerar estados intermedios en los que un elemento puede presentar un grado de pertenencia intermedio a un conjunto (entre 0 y 1) (Zadeh, 1965). En el contexto de la cartografía de potencialidad minera con SIG, la favorabilidad para la presencia de un depósito mineral es considerada como un concepto difuso expresable como pertenencia a un conjunto difuso. El modelo de lógica difusa se aplicó a los datos de exploración siguiendo el esquema de asignación de los grados de pertenencia citado anteriormente, en el que las capas presentan cuatro o menos clases que reciben 0.10, 0.25, 0.75 o 0.90, en función de su favorabilidad. Se realizaron múltiples experimentos utilizando el operador combinado gamma (An *et al.*, 1991).

Bonham-Carter *et al.* (1988) proponen un método en el que las relaciones cuantitativas entre las distintas capas explicativas independientes y la capa dependiente son analizadas mediante reglas probabilísticas bayesianas que denominan pesos o ponderación de evidencias, entendidas como indicios o guías. El método permite generar a partir de las capas binarias de entrada no sólo un mapa de salida que muestra la probabilidad de ocurrencia de un objeto de interés, sino también la incertidumbre asociada de las estimaciones de probabilidad. El método se basa en la aplicación de la probabilidad condicional para calcular la probabilidad de presencia de un objeto dada la presencia (o ausencia) de otro. Este método se aplicó al área de estudio utilizando los mapas binarizados (funciones de favorabilidad) con los umbrales seleccionados mediante el contraste (Cw). Los mapas binarios maximizan la asociación espacial entre el mapa y los depósitos.

El análisis de regresión logística múltiple es un método estadístico bien conocido y extendido en numerosas disciplinas científicas, que implica la obtención de una relación matemática entre un conjunto de variables predictivas o explicativas independientes y una condición dependiente específica dicotómica (Petrucelli *et al.*, 1999). Asimismo, en algunas situaciones, como es el caso práctico planteado, hay un objetivo último que es proporcionar una ecuación predictiva. Para aplicar la regresión logística múltiple a los datos de exploración se obtuvieron, en primer

lugar, los datos adecuados de entrada para construir el modelo en un paquete estadístico externo al SIG. Todas las variables predictoras se transformaron linealmente al intervalo [0,1] y la variable dependiente (presencia de depósitos) en una capa binaria. Para los análisis mediante los métodos basados en los datos el conjunto de indicios mineros de oro fue completado con una muestra de 56 celdas, a priori estériles, mediante muestreo aleatorio estratificado.

Las RNA presentan ciertas ventajas potenciales sobre otros métodos más tradicionales de integración de datos espaciales, ya que no hacen supuestos sobre los datos, son robustas al ruido y admiten relaciones no lineales e interacciones entre los factores. Aunque las RNA están biológicamente inspiradas, pueden ser consideradas simplemente como una clase de algoritmos paralelos (Bishop, 1995). Como en el cerebro, los elementos básicos de procesamiento de una RNA son las neuronas (unidades o nodos). Estas unidades están interconectadas por enlaces o conexiones ponderados para generar así una red. En este estudio las RNA utilizadas funcionan como un modelo de regresión de mínimos cuadrados pero sin supuestos sobre los datos (normalidad, independencia) ni de linealidad de la relación. Se utilizó una variante del método de validación cruzada denominada *k-fold* (Bishop, 1995) para la construcción del modelo. Para ajustar el modelo se utilizó el algoritmo “estándar de retropropagación”. Los procesos de entrenamiento se repitieron 10 veces, y se promediaron los resultados para eliminar oscilaciones debidas a diferentes inicializaciones aleatorias de los pesos.

Resultados y discusión

En la fase de creación de los objetivos parciales de exploración se obtuvieron más de una treintena de mapas predictores, a partir de los datos adquiridos con las distintas técnicas prospectivas, todos ellos relacionados con alguno de los cinco criterios de exploración. Este aspecto no se detalla por cuestión de espacio. A modo de síntesis se presentan en la Tabla 1 los valores del índice α de Yule y valores de corte asociados (o clases) para los principales mapas predictores. Así, por ejemplo, para la anomalía de Bouguer el valor de corte que mayor contraste produce es de 1.5 mgal ($\alpha = 0.29$). La inspección de los valores obtenidos en conjunto indican que los componentes principales derivados de la geoquímica, los índices de alteración y los datos de teledetección son algunas de las capas predictoras más interesantes. Esta información fue utilizada subsecuentemente en la

α [umbral/clase]	Indicios mineros	Anomalía geoq. Au
Au	0.20 [0.075]	x
As	0.21 [50]	0.36 [75]
Sb	0.09 [0.8]	0.37 [1]
Pb	0.4 [200]	0.10 [200]
Cu	0.5 [20]	0.41[40]
Zn	0.44 [200]	*
Índice ACNK	0.58 [1.50]	0.79 [2.8]
Índice alcalinos	-0.59 [0.31]	-0.41 [0.5]
Índice clorita	0.62 [0.73]	0.21 [0.73]
Índice sericita	0.53 [0.86]	0.35 [0.92]
CP1 46 var. geoq.	0.26 [0.00]	-0.59 [-0.14]
CP2 46 var. geoq.	0.40 [0.00]	0.83 [0.80]
CP3 46 var. geoq.	0.44 [0.00]	0.24 [-0.1]
Grav. Residual	0.29 [1.50]	0.26 [1.5]
Magn. Residual	0.19 [-10.0]	0.22 [-20]
TM 5/7	0.30 [2.10]	0.36 [2.2]
TM 3/1	0.26 [1.50]	-0.03 [1.5]
Geol. TM+SPOT	0.64 [8,7...]	0.66 [14...]
Hidróx. ACP TM	0.22 [160]	0.43 [180]
Óxidos ACP TM	-0.14 [90]	0.46 [115]
Geología. detalle	0.60 [4,19...]	0.55 [19,8...]
Dist. a fracturas	0.33 [120]	0.31 [90-180]
Dist. muestras alt. LOI.	0.16 [150]	0.44 [240]

Tabla 1. Índice de asociación α de Yule entre los principales mapas indicatrices (anomalías, etc.) e indicios mineros de oro. Entre corchetes se indica el valor de corte asociado o bien la clase en mapas nominales. (* Presenta alta varianza; x No definido). El CP1 de la geoquímica indica rocas ácidas (o enriquecidas en Si). El CP2 indica la asociación As-Sn-Sb relacionada con el Au. El CP3 indica la asociación Cu-Zn-Pb.

Table 1. Yule's α association index among main indicator maps (anomalies etc.) and gold occurrences. Cut-off value or class in nominal maps shown in brackets. (* high variance; x undefined). PC1 from geochemistry shows felsic rocks (or Si enrichment). PC2 from geochemistry shows As-Sn-Sb related with Au. PC3 from geochemistry shows Cu-Zn-Pb.

modelización espacial para la predicción de depósitos.

En la Fig. 3 se presenta el resultado de la aplicación del modelo de suma ponderada con las siguientes capas y pesos: (1) Distancia a fracturas y lineamientos [10], (2) Geología de detalle [20], (3) Mapa de alteraciones mediante teledetección [21], (4) CP1 de la

geoquímica [12], (5) CP2 de la geoquímica [17], (6) CP3 de la geoquímica [1], (7) Anomalías aeromagnéticas [5], (8) Anomalías magnéticas residuales [7], (9) Anomalías de Bouger [7]. El resultado de la aplicación de este modelo es una nueva capa ráster, en la que cada celda toma un valor interpretado como un IPM. Este índice señala las zonas con más potencial para contener un depósito mineral del tipo en cuestión. En el mapa aparecen distintas zonas favorables, entre las que destaca por mayor potencial el sector del Cinto, con dos zonas diferenciadas con valores altos, una en el Cerro del Cinto y otra situada a algo más de 1 Km hacia el este. Las zonas con valores medios se distribuyen principalmente en una banda al sur de la carretera que parte de Rodalquilar hacia el oeste. La distribución de los indicios conocidos, respecto a las clases de los mapas de favorabilidad generados con este método indica que la mayor parte de los indicios se sitúan en clases de favorabilidad media. Esto es debido principalmente al sistema de ponderación que prima con pesos muy altos sólo la clase de mayor favorabilidad de cada mapa de entrada. El análisis del porcentaje de indicios situados en cada clase de los mapas de favorabilidad generados, así como el área porcentual que ocupan cada una de las clases, indica que las clases con valor superior o igual a 5 contienen al 60% de los indicios y suponen solamente el 17% del área total. Si se considera también la clase con índice de favorabilidad 4 el porcentaje de indicios sube al 89%, mientras que el área supone el 27% del total.

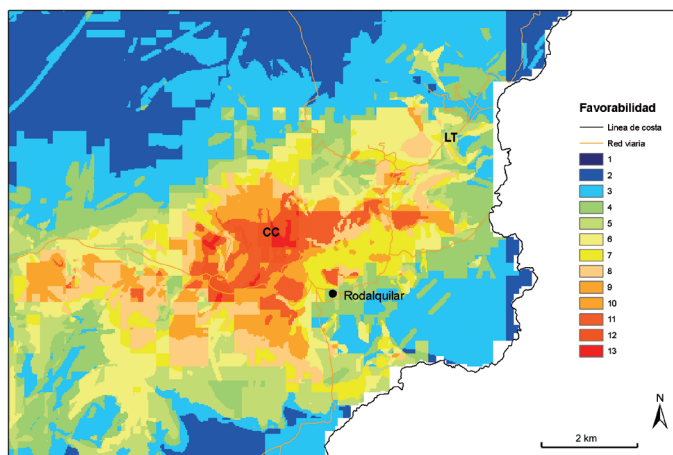


Figura 3. Mapa predictivo generado mediante un modelo de suma ponderada. CC – Cerro del Cinto. LT – Los Tollos. El rango de valores del IPM depende de la magnitud de los pesos de entrada.

Figure 3. Predictive map obtained using a weighted index overlay. CC – Cerro del Cinto. LT – Los Tollos. Range of values of MPI depends on the size of the input weights.

En la Fig. 4 se presenta el resultado de la integración mediante lógica difusa de las mismas capas que en el método de suma ponderada. El mapa de favorabilidad

indica que las zonas de mayor potencial prospectivo se sitúan al este del Cerro del Cinto, así como al sur de la zona de los Tollos y en dos sectores al sur de la carretera que parte de Rodalquilar hacia el oeste. El análisis de la distribución de indicios, respecto a las distintas clases de favorabilidad, indica que la mayor parte de aquellos se sitúan en unas pocas clases con valores medios; la mayoría de los indicios se encuentran en las clases con valor 6 y 7. El porcentaje de áreas que ocupa cada clase es relativamente homogéneo. En concreto, las clases con valor igual o superior a 7 contienen al 83% de los indicios. Aunque los mapas de favorabilidad generados en estos ensayos presentan un rango de valores pequeño, capturan relativamente bien la distribución de los indicios conocidos, lo que posibilita la adecuada selección de áreas objetivo de exploración.

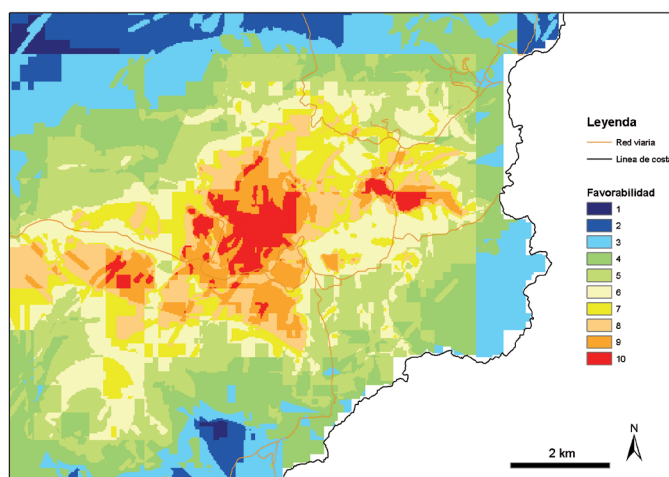


Figura 4. Mapa predictivo generado mediante un modelo de lógica difusa.

Figure 4. Predictive map generated using a fuzzy logic model.

Se realizaron distintos experimentos con WofE utilizando distintas combinaciones de capas predictoras y en distintos sectores. Para ilustrar el proceso se muestra el ensayo realizado en el distrito de Rodalquilar. En la Tabla 2 se muestran los valores de los pesos obtenidos para las distintas capas predictoras y el valor del contraste y el contraste estandarizado. Los pesos obtenidos fueron posteriormente utilizados para construir varios modelos con distintas combinaciones de capas binarias predictoras. En los experimentos se apreció que aparecen graves problemas de dependencia entre diversos mapas predictores. Se realizó un experimento en el que se eliminaron algunos de los mapas a efectos de reducir los efectos de la dependencia condicional. Se escogieron las siguientes capas: (a) componente principal 2 de la geoquímica, (b) componente principal de cuatro bandas TM relacionada con alteración a hidróxidos, (c) anomalía de Bouger, (d) anomalía mag-

Capas	Umbral	W ⁺	s ² (W ⁺)	W ⁻	s ² (W ⁻)	Odds	C _w	s ² (C _w)	s(C _w)	C _w /s(C _w)
Au	0.075	2.083	0.091	-0.005	0.024	8.069	2.088	0.115	0.340	6.150
As	70	1.343	0.023	-0.001	0.100	3.833	1.344	0.123	0.351	3.826
Sb	1.2	0.873	0.030	-0.001	0.050	2.396	0.874	0.080	0.284	3.082
Pb	200	0.267	0.077	0.000	0.025	1.307	0.267	0.102	0.319	0.837
Cu	40	1.362	0.037	-0.002	0.038	3.909	1.363	0.076	0.275	4.958
Índice ACNK	2.2	1.949	0.053	-0.004	0.029	7.050	1.953	0.082	0.287	6.808
Índice alcalinos	0.31	-1.483	0.071	0.001	0.026	0.227	-1.484	0.097	0.312	-4.762
Índice clorita	0.7	1.545	0.024	-0.001	0.083	4.695	1.547	0.108	0.328	4.711
Índice sericita	0.9	1.385	0.023	-0.001	0.100	4.000	1.386	0.123	0.351	3.948
CP1 46 var. geoq.	-0.14	-1.580	0.027	0.003	0.063	0.205	-1.583	0.090	0.300	-5.284
CP2 46 var. geoq.	0.8	2.294	0.112	-0.007	0.023	9.980	2.301	0.135	0.367	6.268
CP3 46 var. geoq.	-0.33	1.366	0.021	-0.001	0.200	3.924	1.367	0.221	0.470	2.909
Grav. Residual	3	1.598	0.028	-0.001	0.038	4.950	1.599	0.066	0.258	6.212
Magn. Residual	-10	0.401	0.023	0.000	0.053	1.494	0.401	0.076	0.276	1.456
TM 5/7	2.2	1.824	0.040	-0.002	0.027	6.209	1.826	0.067	0.259	7.047
TM 3/1	1.5	0.205	0.030	0.000	0.035	1.228	0.205	0.065	0.255	0.807
Geol. TM+SPOT	Clase 14	2.462	0.040	-0.005	0.027	11.783	2.467	0.067	0.259	9.512
Hidróx. ACP TM	185	2.007	0.077	-0.004	0.020	7.469	2.011	0.098	0.313	6.434
Óxidos ACP TM	85	0.191	0.029	0.000	0.037	1.211	0.191	0.066	0.256	0.747
Geología. detalle	Clase 19	2.073	0.056	-0.004	0.023	7.976	2.076	0.079	0.280	7.410
Dist. a fracturas	90	1.298	0.024	-0.001	0.048	3.667	1.299	0.072	0.268	4.840
Dist. muestras alt. LOI	240	1.481	0.032	-0.001	0.032	4.403	1.482	0.065	0.254	5.833

Tabla 2. Pesos y estadísticos asociados obtenidos para las distintas capas predictoras de indicios mineros mediante WofE.

Table 2. Weights and associated statistics for spatial predictive layers of mineral occurrences obtained using WofE.

nética residual, (e) distancia a lineamientos, fracturas y filones y (f) distancia a muestras alteradas según LOI. El mapa resultante se muestra en la Fig. 5. Se aprecia que las zonas de mayor interés se sitúan al sureste del Cerro del Cinto, así como al sur de la zona de los Tollos y al sur de la carretera que parte de Rodalquilar hacia el oeste. Aparecen también pequeñas zonas entre estos núcleos principales de valores altos no detectadas anteriormente. La distribución general de la zona de interés dibuja de forma clara una banda con dirección prácticamente E-O. El análisis de la distribución de los indicios mineros conocidos respecto a las distintas clases de favorabilidad de los mapas generados en los experimentos indica que en, este caso, los resultados son muy dispares dependiendo del experimento realizado y distintos de los obtenidos con los métodos basados en el conocimiento. En este caso el número de indicios situados en clases con valor igual o superior a 10 supone el 69% de los indicios conocidos, mientras

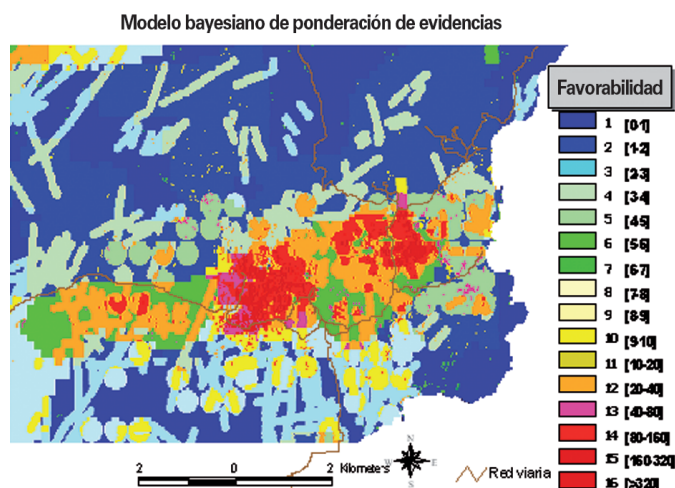


Figura 5. Mapa predictivo generado mediante un modelo WofE. Se presentan 16 clases para mejorar la visualización.

Figure 5. Predictive map generated using the WofE model. Sixteen classes are shown so as to improve visual interpretation.

que el área ocupada por estas clases alcanza el 20% del sector analizado.

Para los modelos de regresión logística se utilizó un subconjunto de variables de exploración constituido por siete capas: (1) distancia a estructuras de fracturación, (2) CP1 de la geoquímica, (3) CP 2 de la geoquímica, (4) anomalía de Bouger, (5) anomalía magnética residual, (6) cociente TM 5/7, y (7) cociente TM 3/1. Con la utilización de estas variables se pretendía, por un lado, reducir al mínimo los posibles efectos de la multicolinealidad detectados, por lo que se seleccionaron solamente los componentes principales como variables geoquímicas, y por otro, incluir en el modelo la posible influencia de masas subaflorantes, con la inclusión de las anomalías gravimétricas y magnéticas. El análisis de regresión logística múltiple dio como resultado la siguiente expresión en la que se muestran los coeficientes del modelo para cada variable independiente: $PX = 1 / (1 + (\exp(-(-19.4 - 2.5 gqpc1 + 4.9 gqpc2 - 1.7 magr + 15.3 gravr + 39.5 tm57 + 4.6 tm31 - 23.8 distlff))))$. El coeficiente mayor en valor absoluto corresponde al cociente TM 5/7 (tm57), seguido de la distancia a las estructuras de facturación y la anomalía gravimétrica residual (gravr). CP 1 y la anomalía magnética residual presentan una contribución relativamente pequeña al modelo. Se aprecia que los valores mayores del estadístico se dan para la distancia a estructuras de fracturación y cociente TM 5/7, lo que sugiere que son los más interesantes en la determinación la presencia o ausencia de depósitos minerales. El mapa de probabilidad resultante de la expresión logística se muestra en la Fig. 6. Las zonas de mayor interés se sitúan en torno al sector del Cinto y al sur del área de los Tollos, las cuales abarcan una extensión importante. También aparece una zona de valores altos al sur de la carretera que parte de Rodalquilar hacia el oeste, pero bastante discontinua. Se observa, además, en el borde izquierdo del área analizada, una zona que presenta valores medios y altos que no había sido detectada anteriormente. En el borde norte se observa una pequeña zona también de potencial interés. La comparación de la distribución espacial de los indicios mineros conocidos respecto a las distintas clases de favorabilidad de los mapas obtenidos indica que más del 85% de los indicios se sitúa en las clases con valor igual o superior a 5. Esto equivale a adoptar como umbral un nivel de probabilidad de 0.5. Si se consideran las clases con valor igual o superior a 8, el porcentaje de indicios situados en ellas asciende al 75%, mientras que el área supone el 25% del área total.

Para la creación del modelo RNA se utilizó el mismo conjunto de datos que en la modelización mediante

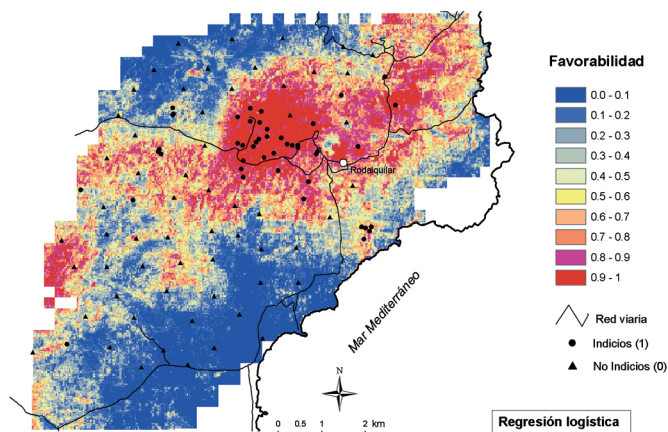


Figura 6. Mapa predictivo generado mediante un modelo de regresión logística múltiple.

Figure 6. Predictive map generated using a multiple logistic regression model.

regresión logística. Puesto que el número de unidades de entrada y salida del modelo estaban definidos, la selección de la arquitectura consistió en la selección del número adecuado de unidades en la capa oculta. Los resultados indicaron que la red más simple que proporcionaba un buen rendimiento en la generalización era una red 7-5-1, es decir, con 5 unidades en la capa en la oculta. El mapa de favorabilidad generado con la red se muestra en la Fig. 7. Se observa que presenta una distribución con ciertas diferencias respecto a la generada con el modelo de regresión logística. La superficie de favorabilidad es bastante continua y presenta un cierto parecido con CP 2 de la geoquímica, aunque presenta áreas favorables que son claramente mezcla de características de distintas capas de entrada. En concreto, las zonas más favorables se sitúan en el sector del Cinto y en una banda de dirección NO-SE que parte de dicho sector hacia el

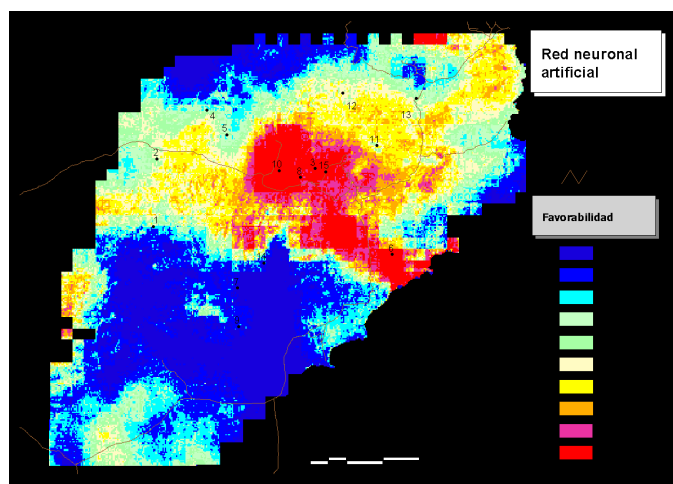


Figura 7. Mapa predictivo generado mediante un modelo de RNA.

Figure 7. Predictive map generated using an ANN model.

sureste. Aparecen también algunas zonas de interés en el borde sur, suroeste y norte del área. La situada al norte, aunque es de pequeño tamaño, presenta valores muy altos de favorabilidad. El análisis de la distribución de los indicios conocidos respecto a las clases de favorabilidad del mapa final indica que más del 60% de los indicios conocidos se sitúa en la clase de mayor favorabilidad, mientras que ésta solamente ocupa el 6% del área del distrito. Si se seleccionan las clases con valor superior o igual a 8, el número de indicios asciende al 76%, mientras que el área porcentual ocupada por estas clases se incrementa sólo hasta un 17%.

Resumen y conclusiones

En este trabajo se han generado mapas predictivos de depósitos de oro utilizando distintos métodos de integración de capas de información geominera. Los análisis realizados utilizando los indicios mineros de oro como capa dependiente, señalaron a variables tanto de naturaleza geoquímica, de teledetección, geológica y geofísica como covariables interesantes. Los resultados obtenidos indican que aunque los mapas de favorabilidad obtenidos con los distintos métodos son parecidos, existen diferencias entre ellos. No obstante, el rendimiento de los distintos modelos es similar en muchos de los casos, con porcentajes de acierto sólo un poco superiores en los modelos basados en regresión logística y sobre todo en redes neuronales artificiales.

El método más habitual de suma ponderada multi-clase puede ser aceptable en muchos casos. Este método permite la incorporación en el modelo de una gran cantidad de información, a pesar de su sencillez y facilidad de aplicación, utilizando las funciones básicas proporcionadas por todos los paquetes SIG. La modelización espacial mediante reglas lógicas difusas se caracteriza por la posibilidad de utilización de reglas de combinación no lineales, aspecto criticado en la modelización mediante suma ponderada. En ambos métodos los parámetros de la función de integración son elegidos en base al juicio subjetivo del investigador sobre la importancia relativa de las distintas capas y clases, aunque se ha comprobado aquí que el proceso puede resultar mucho más costoso con el modelo de lógica difusa.

El método de ponderación de evidencias permite conocer la intensidad de la asociación espacial entre variables independientes y dependiente, a la vez que establece de forma objetiva los pesos empleados. Sin embargo, los supuestos que realiza sobre los datos, como son la independencia condicional y distribucio-

nes normales, pueden suponer un obstáculo importante para su aplicación. Los modelos basados en la regresión logística y en las redes neuronales artificiales de retropropagación son modelos de regresión, en sentido amplio, que ajustan sus parámetros, en un caso denominados coeficientes y en otros pesos, en función de las observaciones. Sin embargo, las redes neuronales resultan a priori más adecuadas para el análisis de datos espaciales, dado que no realizan supuestos sobre los datos ni el tipo de relación entre las variables. Los resultados indican que el rendimiento del modelo de regresión logística y la red neuronal es similar. El examen de los valores que presentan los parámetros de ambos modelos sugiere que la distancia a estructuras de fracturación, el cociente de bandas TM 5/7, la anomalía gravimétrica residual y el componente principal 2 (indicando As, Sb, Sn) de la geoquímica, son las variables predictoras más importantes. Estos resultados son compatibles con el modelo de depósito.

Agradecimientos

Este trabajo se ha desarrollado en el contexto del proyecto de investigación del Ministerio de Ciencia e Innovación GEOSDA - CGL2010-17629, con la cofinanciación del grupo de investigación RNM122 de la Junta de Andalucía.

Referencias

- An, P., Moon, W. M., Rencz, A., 1991. Application of fuzzy set theory for integration of geological, geophysical and remote sensing data. *Canadian Journal of Exploration Geophysics*, 27, 1-11.
- An, P., Moon, W. M., Bonham-Carter, G. F., 1994. Uncertainty management in integration of exploration data using belief functions. *Nonrenewable Resources*, 3, 60-71.
- Araña, V., Vegas, R., 1974. Plate tectonics and volcanism in the Gibraltar arc. *Tectonophysics*, 24, 197-212.
- Arribas A., Cunningham, C. G., Rytuba, J. J., Rye, R. O., Kelly, W. C., Podwysoki, M. H., McKee, E. H., Tosdal, R. M., 1995. Geology, geochronology, fluid inclusions, and isotope geochemistry of the Rodalquilar gold alunite deposit, Spain. *Economic Geology*, 90, 795-822.
- Arribas-Rosado, A., Arribas-Moreno, A., 1995. Caracteres metalogénicos y geoquímica isotópica del azufre y del plomo de los yacimientos de minerales metálicos del sureste de España. *Boletín Geológico y Minero*, 106(1), 23-62.
- Bishop, C. M., 1995. Neural Networks for Pattern Recognition. Clarendon Press, Oxford, UK (482 pp.).
- Bonham-Carter, G. F., 1991. Integration of geoscientific data using GIS. In: Maguire, D. J., Goodchild, M. F., Rhind, D. W., (Eds.), *Geographical Information Systems: Principles*

- and Applications*, Vol. 2. Longman Scientific & Technical, Essex, UK, pp. 171-184.
- Bonham-Carter, G. F., 1994. Geographic Information Systems for Geoscientists: Modelling with GIS, 1st ed. Pergamon, Ottawa, Canada (398 pp.).
- Bonham-Carter, G. F., Agterberg, F. P., Wright, D. F., 1988. Integration of geological datasets for gold exploration in Nova Scotia. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 54(11), 1585-1592.
- Bonham-Carter, G. F., Agterberg, F. P., Wright, D. F., 1989. Weights of evidence modelling: a new approach to mapping mineral potential. In: Agterberg, F. P., Bonham-Carter, G. F., (Eds.), Statistical applications in the earth sciences. *Geology Survey of Canada Paper* 89-9, Canada, pp. 171-183.
- Burrough, P. A., 1986. Principles of Geographical Information Systems for Land resources assessment. Clarendon Press, Oxford University Press, Oxford, UK (194 pp.).
- Carranza, E. J. M., 2009, Objective selection of suitable unit cell size in data-driven modeling of mineral prospectivity: *Computers & Geosciences*, v. 35, p. 2032-2046.
- Carranza, E. J. M., F. J. A. van Ruitenbeek, C. Hecker, M. van der Meijde, and F. D. van der Meer, 2008, Knowledge-guided data-driven evidential belief modeling of mineral prospectivity in Cabo de Gata, SE Spain: *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, v. 10, p. 374-387.
- Chica-Olmo, M., Abarca, F., Rigol-Sánchez, J. P., 2002. Development of a Decision Support System based on remote sensing and GIS techniques for gold-rich area identification in SE Spain. *International Journal of Remote Sensing*, 23(22): 4801-4814.
- Chung, C. F., Agterberg, F. P., 1980, Regression models for estimating mineral resources from geological map data. *Mathematical Geology*, 12(5), 473-488.
- Debba, P., E. J. M. Carranza, A. Stein, and F. D. van der Meer, 2009, Deriving Optimal Exploration Target Zones on Mineral Prospectivity Maps: *Mathematical Geosciences*, v. 41, p. 421-446.
- Fabbri, A. G., Chung, C. F., 1996. Predictive spatial data analysis in the geosciences. In: Fisher, M., Scholten, H. J., Unwin, D., (Eds.), Spatial analytical perspectives on GIS. Taylor and Francis, London, UK, pp. 147-159.
- Fernández-Soler, J. M., 1996. El volcanismo calco-alcálico del Parque Natural Cabo de Gata-Níjar (Almería): Estudio volcanológico y petrológico, Sociedad Almeriense de Historia Natural, Consejería de Medio Ambiente, Junta de Andalucía (295 pp.).
- Harris, J. R., Rencz, A. N., Ballantyne, B., Sheridon, C., 1998. Mapping altered rocks using Landsat TM and lithogeochemical data - Sulphurets-Brucejack Lake District, British-Columbia, Canada. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 64(4), 309-322.
- Harris, J. R., L. Wilkinson, and E. C. Grunsky, 2000. Effective use and interpretation of lithogeochemical data in regional mineral exploration programs: application of Geographic Information Systems (GIS) technology: *Ore Geology Reviews*, v. 16, p. 107-143.
- Heald, P., N. K. Foley, and D. O. Hayba, 1987. Comparative anatomy of volcanic-hosted epithermal deposits - acid-sulfate and adularia-sericite types. *Economic Geology*, v. 82, p. 1-26.
- Hernández-Ortiz, F., 2002. El oro y las minas de Rodalquilar. Años 1509-1990. Junta de Andalucía. Grafistaff S.L., Madrid, 263 pp.
- Hernández-Ortiz, F., 2008. La minería del oro de Rodalquilar durante el siglo XX: La estructura empresarial y su influencia en el éxito minero. *Boletín Geológico y Minero*, 119 (3): 343-360.
- Hernández, J., De Larouziere, F. D., Bolze, J., Bordet, P., 1987. Le magmatisme néogène bético-rifain et le couloir de décrochement Trans-Alboran. *Bull. Soc. Géol. Fr.*, 8(2), 257-267.
- López Ruiz, J., Rodríguez Badiola, E., 1980. La región volcánica neógena del SE de España. *Estudios Geológicos*, 36, 5-63.
- Luo, J. F., 1990. Statistical mineral prediction without defining a training area. *Mathematical Geology*, v. 22, p. 253-260.
- Moon, C. J., Whateley, M. K. G., 2006. From prospect to prefeasibility. In: Moon, C. J., Whateley, M. K. G., Evans, A. M., (Eds.), *Introduction to Mineral Exploration*, 2nd ed. Blackwell Publishing, Oxford, UK, pp. 70-102.
- Petrucelli, J. D., Nandram, B., Chen, M., 1999. Applied statistics for engineers and scientists. Prentice Hall, New Jersey, USA (944 pp.).
- Porwal, A., E. J. M. Carranza, and M. Hale, 2006, Bayesian network classifiers for mineral potential mapping: *Computers & Geosciences*, v. 32, p. 1-16.
- Rigol-Sánchez, J. P., M. Chica-Olmo, and F. Abarca-Hernández, 2003, Artificial neural networks as a tool for mineral potential mapping with GIS: *International Journal of Remote Sensing*, v. 24, p. 1151-1156.
- Singer, D. A., Kouda, R., 1996. Application of a feedforward neural network in the search for Kuroko deposits in the Hokuroku district, Japan. *Mathematical Geology*, 28(8), 1017-1023.
- Zadeh, L. A., 1965. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338-353.
- Zeck, H. P., H. Maluski, and A. B. Kristensen, 2000, Revised geochronology of the Neogene calc-alkaline volcanic suite in Sierra de Gata, Alboran volcanic province, SE Spain: *Journal of the Geological Society*, v. 157, p. 75-81.

Recibido: febrero 2011

Revisado: abril 2011

Aceptado: julio 2011

Publicado: octubre 2011

