



Modelo cartográfico para optimizar procesos de identificación de depósitos minerales en Macará, Loja (Ecuador)

Cartographic model to optimize the identification process of mineral deposits in Macará, Loja (Ecuador)

Washington L. Lomas^{ID}

Instituto de Investigación Geológico y Energético – IIGE. Quito-Ecuador.
<washington.lomas@geoenergia.gob.ec>

Resumen

La identificación de depósitos minerales ha dependido tradicionalmente de campañas de campo y superposición de mapas analógicos, lo que limita la eficiencia en la exploración. Este estudio propone un modelo cartográfico basado en la integración de variables geológicas mediante el Proceso Analítico Jerárquico (AHP) de Saaty (1994), aplicado en la región de Macará, provincia de Loja, Ecuador. Se consideraron cuatro variables: unidades/ formaciones geológicas, estructuras, geoquímica de sedimentos fluviales y alteración hidrotermal. Los resultados muestran que las unidades geológicas y la geoquímica de sedimentos fluviales fueron los factores más influyentes en la definición de zonas prospectivas. La evaluación multicriterio se aplicó con los métodos de desviación estándar, rupturas naturales, intervalos geométricos y cuantiles en ArcGIS. Los mapas resultantes delimitan áreas con características favorables para la exploración mineral. Las clasificaciones por rupturas naturales, intervalos geométricos y cuantiles coincidieron en la reducción de sitios prioritarios, mientras que la desviación estándar definió zonas de mayor extensión a escala regional. Este enfoque metodológico evidencia la utilidad de la integración cartográfica y del análisis multicriterio como herramientas efectivas para priorizar áreas de exploración, optimizando recursos y tiempo frente a los métodos tradicionales.

Palabras clave: Evaluación multicriterio, depósitos minerales, exploración, zonas prospectivas.

- Ref. bibliográfica: Lomas, W. L. 2025. "Modelo cartográfico para optimizar procesos de identificación de depósitos minerales en Macará, Loja (Ecuador)". *Acta Geológica Lilloana* 36 (2): 307-335. DOI: <https://doi.org/10.30550/j.agl/2140>
- Recibido: 5 de marzo 2025 – Aceptado: 15 de octubre 2025.
- URL de la revista: <http://actageologica.lillo.org.ar>
- Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución – No Comercial – Sin Obra Derivada 4.0 Internacional.



Abstract

The identification of mineral deposits has traditionally relied on field surveys and analog map overlays, which constrain exploration efficiency. This study proposes a cartographic model based on the integration of geological variables through the Analytic Hierarchy Process (AHP) of Saaty (1994), applied in the Macará region, Loja province, Ecuador. Four variables were considered: geological units/formations, structures, stream-sediment geochemistry, and hydrothermal alteration. Results show that geological units and stream-sediment geochemistry were the most influential factors in defining prospective zones. Multicriteria evaluation was applied using standard deviation, natural breaks, geometric intervals, and quantiles methods in ArcGIS. The resulting maps delineate areas with favorable characteristics for mineral exploration. Classifications based on natural breaks, geometric intervals, and quantiles converged on reducing exploration to specific sites, whereas the standard deviation method identified broader prospective zones at the regional scale. This methodological approach demonstrates the effectiveness of cartographic integration and multicriteria analysis as robust tools for prioritizing exploration areas, optimizing both time and resources compared to traditional method.

Keywords: Multicriteria evaluation, mineral deposit, exploration, prospective zones.

INTRODUCCIÓN

Históricamente, la minería ha sido un motor fundamental en el desarrollo de las civilizaciones, contribuyendo al crecimiento socioeconómico y a la consolidación de infraestructuras estratégicas (Gudynas, 2003). En la actualidad, diversos países han cimentado gran parte de su desarrollo económico gracias a la explotación responsable de sus recursos minerales, generando empleo directo e indirecto y estimulando sectores conexos (Rudas *et al.*, 2014). Además de su relevancia económica, la minería fomenta el avance del conocimiento geológico al permitir el estudio detallado de depósitos minerales y sus contextos tectono-magnéticos.

En Sudamérica, el Ecuador se ha posicionado como un territorio con alto potencial minero, respaldado por el descubrimiento de yacimientos de escala mundial como Fruta del Norte (oro-plata), identificado en 2006, y Cascabel (cobre-oro-plata), descubierto en 2012 (GoldGold, 2016). Estos hallazgos han incentivado la exploración de nuevas áreas y la aplicación de metodologías avanzadas para evaluar la prospectividad del país.

La identificación de zonas con potencial minero requiere evaluar la aptitud geológica de un sector, considerando evidencias como alteración hidrotermal, geoquímica de sedimentos y rocas, estructuras tectónicas y características litoestratigráficas (Chira *et al.*, 2016).

Tradicionalmente, este proceso se ha realizado mediante la superposición manual de mapas analógicos, lo que implica tiempos prolongados y mayor costo (Bonham-Carter, 1994). Sin embargo, los Sistemas de Información Geográfica (SIG) han permitido integrar grandes volúmenes de información geológica en análisis espaciales avanzados, facilitando la transición hacia procesos digitales y semi-automatizados (Rigol-Sánchez *et al.*, 2011).

En este contexto, una de las metodologías más utilizadas para la integración de criterios múltiples es el Proceso Analítico Jerárquico (*Analytic Hierarchy Process, AHP*), desarrollado por Saaty (1994) y ampliamente aplicado en estudios de prospectividad mineral (Abedi *et al.*, 2012; Yousefi y Carranza, 2015; Zhang *et al.*, 2020). El AHP, en combinación con SIG, permite estructurar jerárquicamente las variables geológicas, asignar ponderaciones basadas en conocimiento experto y generar modelos cartográficos predictivos que identifican áreas prioritarias para exploración. El presente estudio tiene como objetivo optimizar la identificación de zonas con potencial mineral en el sector Macará, provincia de Loja (Ecuador), mediante la aplicación de un modelo cartográfico basado en AHP-SIG que integre variables geológicas, estructurales, geoquímicas y de alteración hidrotermal; buscando establecer una metodología reproducible que, además de reducir tiempos y costos frente a métodos tradicionales, incremente la objetividad y precisión en la delimitación de áreas prospectivas. Desde una perspectiva teórica, este trabajo contribuye al desarrollo de modelos geoespaciales aplicados a la exploración minera, fortaleciendo el marco conceptual sobre integración multicriterio en geociencias. En el ámbito práctico, los resultados constituyen una herramienta de apoyo a la toma de decisiones para empresas mineras e instituciones gubernamentales, favoreciendo la planificación estratégica de campañas exploratorias y el uso eficiente de recursos.

UBICACIÓN Y GEOLOGÍA DEL ÁREA DE ESTUDIO

El área de estudio se localiza en el sector de Macará, al suroccidente de la provincia de Loja, Ecuador, formando parte del denominado Distrito Minero Sur. Comprende una extensión aproximada de 815 km², que incluye total o parcialmente los cantones Macará, Celica, Sozoranga y Calvas. Esta zona presenta un alto potencial geológico–económico al ubicarse sobre dominio morfotectónico de la Cuenca Alamor–Lancones (Figura 1A). Desde el punto de vista geotectónico, la región está constituida por intercalaciones de rocas volcanoclásticas de afinidad calcoalcalina, correspondientes al Cretácico Superior (Bristow y Hoffstetter, 1977; Carrasco Ronquillo, 2018; Feininger, 1980; Kennerley, 1973; Winter, 2008). En este contexto se emplazan varios cuerpos intrusivos terciarios, principalmente granitoides del Complejo Intrusivo Tangula (Schütte, 2010; Romero *et al.*, 2023), que constituyen potenciales fuentes magmáticas generadoras de mineralizaciones.

El principal control estructural reconocido en el área presenta orientación NE–SW, con fracturas y lineamientos paralelos a las estructuras regionales (Vásquez, 2017).

En términos metalogenéticos, la zona se sitúa en la faja mineralizada de pórfidos y epitermales Au–Ag–Cu del Cretácico Superior–Paleoceno (IIGE, 2023). Dentro de los límites de la hoja geológica Macará se han identificado múltiples prospectos e indicios de interés, como Mandalá (epitermal Au–Ag–Cu), Sabiango (pórfido Cu–Mo), Punta de Piedra (pórfido Au–Cu), Nongora (pórfido Cu–Mo), El Carmen (epitermal Au), El Coco (epitermal Au–Cu) entre otros (Figura 1B). Históricamente, el sector ha sido objeto de diversas campañas de prospección geoquímica de sedimentos fluviales, respaldadas por misiones de cooperación técnica internacional. Entre las

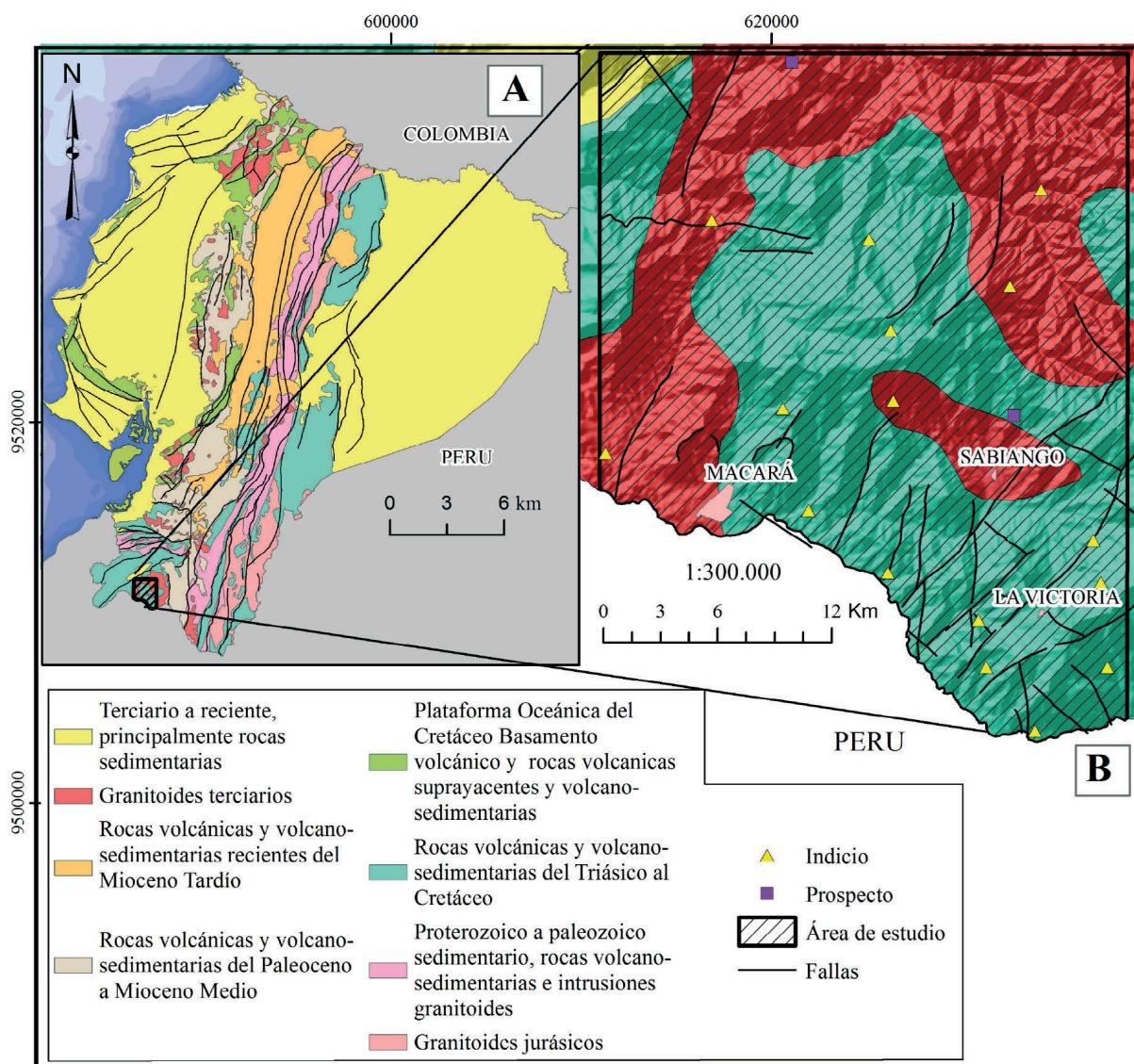


Figura 1. Mapa de ubicación. A. mapa geológico del Ecuador. B. Mapa geológico del sector de Macará (Longo y Baldock, 1982; Aspden *et al.*, 1992; Litherland *et al.*, 1994; Drobe *et al.*, 2013).

principales se incluyen el Programa de las Naciones Unidas – Operación 8 (1968), la campaña de RTZ (1986), el proyecto BGS–CODIGEM (1998–2000), los estudios de SENESCYT (2012) y las actividades del IIGE (2014–actualidad). Los resultados muestran anomalías de Au y Cu distribuidas principalmente al norte y noroeste de Macará, así como anomalías de Mo, Pb y Zn al noreste, que podrían estar asociadas a sistemas tipo pórfito o epitermal.

METODOLOGÍA

La metodología implementada se fundamenta en el Proceso Analítico Jerárquico (Analytic Hierarchy Process, AHP) propuesto por (Saaty, 1994), integrado en un entorno de Sistema de Información Geográfica (SIG), para generar un Mapa de Zonas Prospectivas (Mzp) que identifica áreas con potencial mineral a partir de la ponderación y superposición de evidencias geológicas, estructurales, geoquímicas y espectrales (Figura 2). Este enfoque se clasifica como knowledge-driven dentro de la cartografía de prospectividad mineral, al basarse en el conocimiento experto y en la integración jerarquizada de criterios (Carranza, 2009).

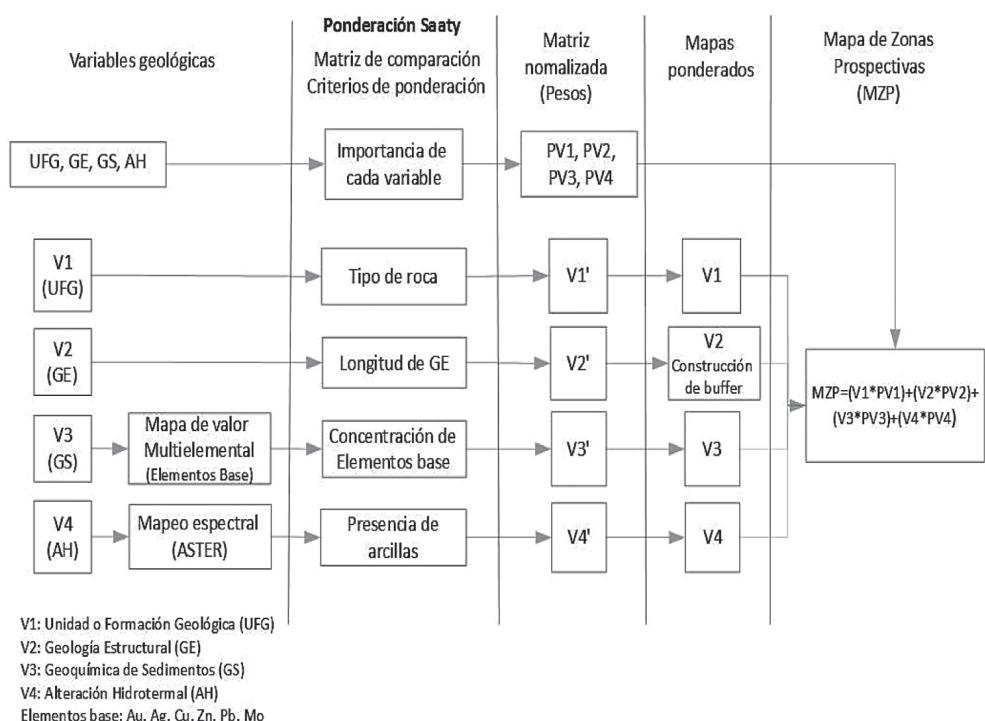


Figura 2. Metodología para obtener un Mapa de Zonas Prospectivas (Mzp).

Selección de variables de control geológico

Se definieron cuatro variables de control geológico fundamentales para la prospección de depósitos minerales:

V1: Unidad o Formación Geológica (UFG).— Esta variable se establece a partir de la cartografía geológica existente y estudios de campo, identificando las formaciones y unidades litológicas presentes en el área de estudio. La UFG constituye el marco de referencia para comprender la distribución de rocas portadoras de minerales y establecer relaciones entre litología, procesos geológicos y mineralización potencial (Arndt *et al.*, 2017).

V2: Geología Estructural (GE).— Se evaluaron las estructuras geológicas presentes, incluyendo fallas, fracturas y lineamientos, mediante interpretación de imágenes satelitales, modelos de elevación digital y análisis de campo. Esta variable permite determinar los controles estructurales que facilitan la concentración y migración de fluidos mineralizantes, constituyendo un criterio clave en los modelos de prospectividad mineral (Cohen *et al.*, 2010).

V3: Geoquímica de Sedimentos (GS).— La geoquímica se evaluó a partir de concentraciones de elementos base y metales preciosos (Au, Ag, Cu, Zn, Pb, Mo) en sedimentos de arroyos y suelos transportados. Los análisis multielementales, combinados con técnicas estadísticas multivariantes y SIG, permiten identificar anomalías geoquímicas y patrones asociados a procesos de mineralización, mejorando la selección de áreas prospectivas y la discriminación de unidades potencialmente mineralizadas (Gustavsson *et al.*, 2001; Grunsky, 2010; Yousefi y Carranza, 2015).

V4: Alteración Hidrotermal (AH).— Se definió mediante la interpretación de imágenes ASTER para la detección de minerales indicadores de alteración hidrotermal, principalmente arcillas. Esta variable es esencial para reconocer zonas afectadas por fluidos mineralizantes y, al integrarse con las demás variables, contribuye a la generación de mapas de prospectividad mineral mediante modelos de integración lógica booleana (Bonham-Carter, 1994; Carranza, 2009).

Cada variable representa un factor crítico que controla los procesos de mineralización, cuya expresión espacial se deriva de la integración de cartografía geológica, datos geoquímicos y productos de sensores remotos (Abedi *et al.*, 2012; Yousefi y Carranza, 2015). La combinación de estas cuatro variables permite desarrollar modelos predictivos de prospectividad mineral, integrando información litológica, estructural, geoquímica y de alteración hidrotermal, lo que optimiza la identificación de áreas con alta probabilidad de mineralización (Xiong *et al.*, 2018).

Asignación de ponderaciones (AHP)

La determinación de la importancia relativa de cada variable geológica se realizó mediante el Proceso Analítico Jerárquico, siguiendo el modelo jerárquico propuesto por (Saaty, 1994). Este método requiere la evaluación comparativa de las variables mediante análisis y discusión con expertos en geología económica y con profesionales conocedores del área de estudio, lo que permite reducir el sesgo subjetivo e incorporar criterios de verificación matemática (Abedi *et al.*, 2012). Para este fin, se construyó una matriz de comparación por pares, en la que cada variable fue evaluada frente a las demás en función de su relevancia para la identificación de prospectos minerales. La asignación de valores se efectuó siguiendo la escala de preferencia definida por Saaty (1994), la tabla 1 muestra la ponderación utilizada, donde los valores oscilan entre 1 (igual importancia) y 9 (preferencia extrema).

El análisis jerárquico se fundamenta en la comparación por pares de criterios utilizando álgebra matricial ponderada (Osorio y Orejuela, 2008). Saaty (1994) presenta el modelo matemático para elaborar la matriz de comparación: A, para $i = 1, 2, \dots, n$ y $j = 1, 2, \dots, n$, se puede decir que A es una matriz de comparaciones pareadas de n alternativas, si a_{ij} es la media de la preferencia de la alternativa en el renglón i cuando se le compara con la alternativa de la columna j y, cuando $i = j$, el valor de a_{ij} será 1, pues se compara la misma alternativa.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & 1 & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

Lo que sigue es normalizar la matriz; para esto seguimos los siguientes pasos:

1) Sumar los valores de cada columna de nuestra matriz de comparaciones pareadas.

$$\sum_{\square} \square C1 = 1 + a_{21} + \dots + a_{n1}$$

2) Dividir cada elemento entre el total de su columna, tomar en cuenta que la suma de cada columna debe ser igual a 1 y obtenemos nuestra matriz normalizada.

$$n_{11} = \frac{1}{\sum \square c1} ; n_{21} = \frac{a_{21}}{\sum \square c1} ; \dots ; n_{n1} = \frac{a_{n1}}{\sum \square c1}$$

Tabla 1. Tabla de ponderación (Saaty, 1994).

Criterio de preferencia	Valor
Extremadamente preferida	9
Muy preferida	7
Fuertemente preferida	5
Moderadamente preferida	3
Igualmente importante	1

Matriz normalizada (N):

$$N = [n_{11} \ n_{12} \dots \ n_{1n} \ n_{21} \ n_{22} \dots \ n_{2n} : n_{n1} : n_{n2} : n_{nn}]$$

Peso de cada criterio (P):

$$P_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (n_{11} + n_{12} + \dots + n_{1n})}{n}$$

Normalización y construcción de capas ponderadas

Las variables de entrada Unidad o Formación Geológica (V1), Geología Estructural (V2), Geoquímica de Sedimentos (V3) y Alteración Hidrotermal (V4) fueron transformadas a una escala común [0,1] para garantizar su compatibilidad en la integración espacial. En el caso de la geología estructural (V2), se aplicó un análisis de proximidad mediante buffers, que permitió modelar zonas de influencia alrededor de fallas y lineamientos, siguiendo el enfoque de (Porwal y Carranza, 2008). Cada capa normalizada (V1', V2', V3', V4') se multiplicó por su peso de ponderación correspondiente (PV1, PV2, PV3, PV4), obteniendo mapas ponderados que reflejan la contribución relativa de cada variable a la prospectividad mineral.

La integración final de los mapas ponderados se realizó mediante superposición lineal ponderada, generando un mapa de prospectividad que combina la información litológica, estructural, geoquímica y de alteración hidrotermal, permitiendo identificar con alta precisión áreas con potencial mineralógico significativo

Integración y generación del Mapa de Zonas Prospectivas (MZP)

La integración de los mapas ponderados se realizó mediante la suma ponderada en el SIG, de acuerdo con la ecuación:

$$MZP = (V1 * PV1) + (V2 * PV2) + (V3 * PV3) + (V4 * PV4)$$

En donde:

MZP = Mapa de zonas prospectivas

V = Variable

PV = Peso de la variable

Para la elaboración del MZP, cada una de las variables ponderadas Unidad o Formación Geológica (UFG), Geología Estructural (GE), Geoquímica de Sedimentos (GS) y Alteración Hidrotermal (AH) se transformó a formato raster para su procesamiento en ArcGIS. El mecanismo para la identificación de zonas prospectivas consistió en la integración de las capas normalizadas multiplicadas por sus respectivos pesos de ponderación, siguiendo el enfoque descrito por (Thiart y de Wit, 2000). Con base en los valores obtenidos en la matriz de comparación (Chira *et al.*, 2016). Esta formulación permite sumar de forma ponderada las características de cada variable, considerando su contribución relativa a la prospectividad mineral. El procesamiento se realizó mediante la herramienta Raster Calculator de ArcGIS, lo que posibilitó la generación de una superficie continua de prospectividad, en la que los valores más altos representan áreas prioritarias para exploración mineral.

RESULTADOS

Matriz de comparación de variables geológicas

Para establecer la jerarquización de las variables geológicas se aplicó el método de comparación por pares del Proceso de Análisis Jerárquico propuesto por Saaty (1994). Este procedimiento utiliza una matriz de doble entrada en la que los expertos asignan valores relativos de importancia a cada variable, en función de su contribución al fenómeno analizado (Tabla 2). La matriz inicial permitió calcular los valores de ponderación relativos, los cuales fueron posteriormente normalizados para determinar el peso específico de cada variable dentro del modelo (Tabla 3). Estos pesos constituyen los insumos fundamentales para la construcción del mapa.

Tabla 2. Matriz de comparación por variables geológicas.

Variable	Unidad o formación geológica	Estructuras geológicas	Geoquímica sedimentos	Alteración hidrotermal
Unidad o formación geológica	1,00	6,00	8,00	2,00
Estructuras geológicas	0,17	1,00	0,20	6,00
Geoquímica sedimentos	0,20	5,00	1,00	9,00
Alteración hidrotermal	0,50	0,17	0,11	1,00
Total	1,87	12,17	9,31	18,00

Tabla 3. Matriz normalizada y pesos por variables geológicas.

Variable	Unidad o formación geológica	Estructuras geológicas	Geoquímica sedimentos	Alteración hidrotermal	Pesos
Unidad o formación geológica	0,54	0,49	0,86	0,11	0,50
Estructuras geológicas	0,09	0,08	0,02	0,33	0,13
Geoquímica sedimentos	0,11	0,41	0,11	0,50	0,28
Alteración hidrotermal	0,27	0,01	0,01	0,06	0,09

El análisis mostró que la Unidad o Formación Geológica (UFG) es la variable de mayor influencia, con un peso de 0,50, seguida por la Geoquímica de Sedimentos (GS) con 0,28, las Estructuras Geológicas (EG) con 0,13, y finalmente la Alteración Hidrotermal (AH), que presenta el menor peso relativo 0,09. Esta jerarquización evidencia la importancia de las unidades litológicas y su relación con la mineralización, mientras que la alteración hidrotermal muestra menor incidencia relativa dentro del área de estudio. Cada variable y sus atributos asociados fueron ponderados de manera individual, lo cual permitió asignar valores específicos a las categorías que las componen. Este proceso garantiza que la influencia de cada factor geológico quede representada en el modelo de zonificación prospectiva.

Unidad o Formación Geológica (UFG)

Geológicamente, la zona de Macará está constituida por un conjunto de diversas unidades ígneas y sedimentarias que controlan de manera significativa el potencial mineral de la región. Entre las principales se identifican rocas ígneas extrusivas pertenecientes a la Formación Celica y la Unidad Punta de Piedra, así como rocas sedimentarias representadas por la Formación San Pedro y la Unidad Iguinda, además de depósitos superficiales recientes (Figura 3A). A estas se suma el Batolito de Tangula, un cuerpo ígneo intrusivo de gran relevancia, que ha sido vinculado con la génesis de depósitos minerales de tipo pórfito, sistemas epitermales, sulfuros masivos volcanogénicos (VMS) y skarn (Ibadango *et al.*, 2013).

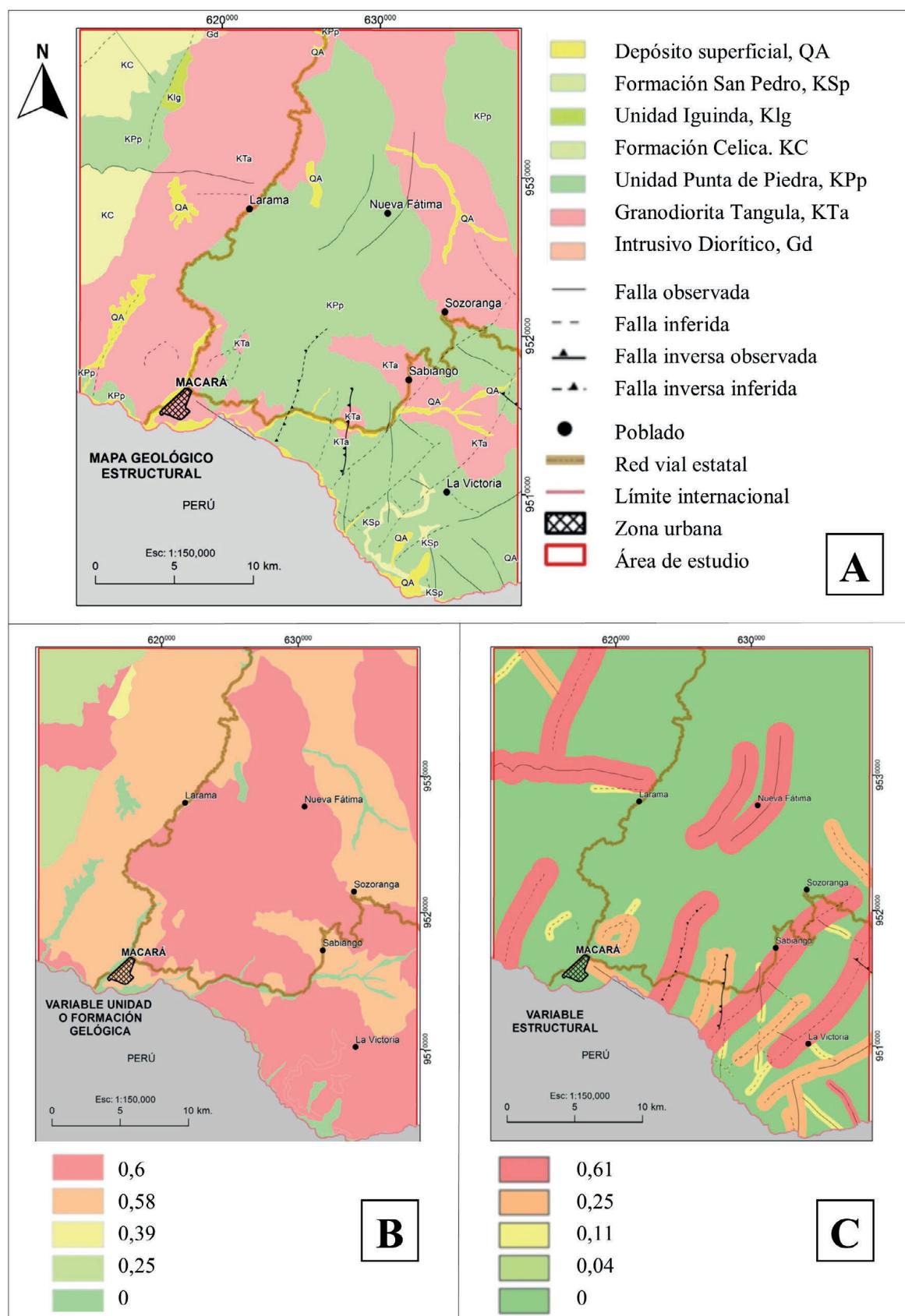


Figura 3. (A) Mapa geológico estructural, (B) Ponderación variable geológica, (C) Ponderación variable estructural.

Las unidades geológicas fueron clasificadas en función de su litología y edad, agrupándose en tres dominios principales: ígneas, sedimentarias y metamórficas (Chira *et al.*, 2016). Para determinar su importancia relativa en la prospectividad mineral, utilizando matrices de comparación por pares (Saaty, 1994; Laddha *et al.*, 2016). Este procedimiento permitió ponderar cada unidad geológica (UFG) en función de los tipos de depósitos minerales asociados (epitermales, vetas, pórfidos, skarn y VMS), generando valores normalizados que reflejan el potencial relativo de ocurrencia mineral.

Los resultados muestran que la Unidad Punta de Piedra y la Formación San Pedro presentan los valores ponderados más altos 0,60, lo que evidencia su mayor relevancia como unidades prospectivas. Le siguen el Batolito de Tangula 0,58, la Unidad Iguinda 0,39 y finalmente la Formación Celica 0,25 (Figura 3B). Esta jerarquización refleja la estrecha relación entre los cuerpos ígneos y sedimentarios favorables y la mineralización, mientras que la Formación Celica presenta un menor potencial relativo.

En términos de asociaciones mineralógicas, las matrices de ponderación permiten destacar tendencias claras:

Los **sulfuros masivos** (VMS) alcanzan los mayores valores de peso relativo en varias unidades, especialmente en Punta de Piedra y San Pedro, lo que sugiere un ambiente favorable para este tipo de mineralización.

Los depósitos tipo **pórfido** se asocian preferentemente al Batolito de Tangula, confirmando su importancia como unidad intrusiva generadora de mineralización.

Los **skarn** muestran relevancia en unidades como Iguinda y San Pedro, vinculados al contacto entre intrusivos y rocas carbonatadas.

Los depósitos **epitermales** y **vetas** aparecen con valores menores, pero mantienen una presencia significativa en Celica y Tangula, donde los sistemas hidrotermales pudieron haber favorecido la circulación de fluidos mineralizantes.

En conjunto, la aplicación del AHP permitió integrar de manera objetiva información geológica y mineralógica, priorizando las unidades con mayor potencial para exploración. Estos resultados constituyen una base científica robusta para focalizar campañas de prospección en la región de Macará, optimizando recursos y reduciendo incertidumbre en la búsqueda de nuevos depósitos minerales. En los anexos de 1 al 5 se presentan las matrices de comparación y los valores normalizados para cada unidad geológica, detallando la contribución relativa de los distintos tipos de depósitos minerales.

Variable Estructuras Geológicas

En el área de estudio se identificaron diversas estructuras geológicas y tipos de fallas, las cuales representan zonas de debilidad en la corteza terrestre, generadas por el desplazamiento de secciones significativas de ésta (Escobar y Duque, 2022). Estas estructuras juegan un papel fundamental en la metalogenia regional, ya que favorecen el emplazamiento de vetas, vetillas y diques, incrementando con ello el potencial económico de los depósitos minerales (Pilatasig *et al.*, 2005). Las principales fallas reconocidas presentan una orientación NE-SO, mientras que las fracturas y lineamientos estructurales se disponen de manera aproximadamente paralela a estas estructuras mayores. Esta disposición refleja un control tectónico regional que condiciona tanto la circulación de fluidos mineralizantes como la localización de zonas mineralizadas.

Para la ponderación de la variable Estructuras Geológicas se utilizó como criterio la longitud de cada falla, considerando que una mayor extensión implica un área de influencia más amplia y, en consecuencia, un mayor valor dentro del análisis multicriterio. En la Tabla 4 se presenta la matriz de comparación construida con este criterio, mientras que en la Tabla 5 se muestran los valores normalizados y los pesos relativos obtenidos.

Los resultados indican que las estructuras con longitudes superiores a 6 km presentan el valor de ponderación más alto (0,61), seguidas por las de 4–5,9 km (0,25), las de 2–3,9 km (0,11) y finalmente las menores de 1,9 km (0,04) (Figura 3C). Estos valores reflejan que las estructuras mayores constituyen los principales corredores de debilidad y control geológico en la zona, concentrando la mayor probabilidad de emplazamiento mineral.

Tabla 4. Matriz de comparación variable estructura geológica.

Estructuras geológicas	> 6 km	4 – 5,9 km	2 – 3,9 km	< 1,9 km
> 6 km	1,00	7,00	8,00	9,00
4 – 5,9 km	0,14	1,00	8,00	7,00
2 – 3,9 km	0,13	0,13	1,00	6,00
< 1,9 km	0,11	0,14	0,20	1,00

Tabla 5. Matriz normalizada y peso variable estructura geológica.

Variable Estructuras geológicas	> 6 km	4 – 5,9 km	2 – 3,9 km	< 1,9 km	Valor ponderado
> 6 km	0,73	0,85	0,47	0,39	0,61
4 – 5,9 km	0,10	0,12	0,47	0,30	0,25
2 – 3,9 km	0,09	0,02	0,06	0,26	0,11
< 1,9 km	0,08	0,02	0,01	0,04	0,04

Tabla 6. Buffer de estructuras geológicas.

Longitud	Buffer m
> 6 km	1,000
4 – 5,9 km	600
2 – 3,9 km	300
< 1,9 km	50

Adicionalmente, se estableció un área de influencia (buffer) para cada categoría de falla, en función de su longitud, con el fin de representar espacialmente su impacto en el modelo de prospectividad (Tabla 6). Este procedimiento permitió integrar la variable estructural dentro del análisis geoespacial, asegurando que la contribución de cada falla sea proporcional a su jerarquía geométrica y su relevancia metalogénica.

Variable Geoquímica de Sedimentos (GS)

La geoquímica constituye un indicador fundamental del potencial mineralógico en una región, al reflejar las concentraciones de elementos metálicos e industriales presentes en los sedimentos de arrastre (Boyle, 1979). En este estudio se analizaron 1.901 muestras de sedimentos fluviales, recolectadas en drenajes de primer y segundo orden dentro de las cuencas de los ríos Macará y Catamayo-Chira (Ibadango *et al.*, 2013). La elección de estas unidades hidrográficas responde a que representan el marco más adecuado para el tratamiento de la variable geoquímica (GS), al integrar de manera natural los drenajes primarios y secundarios que concentran los aportes de mineralización (Rosas y Quispe, 2009).

Para evitar la pérdida de información y errores asociados al carácter móvil de los sedimentos, el cálculo de anomalías se realizó considerando toda la cuenca y no únicamente el polígono del área de estudio, garantizando así la coherencia espacial de los datos en los posteriores procesos de interpolación geoestadística. La figura 4A muestra la distribución espacial de las muestras recolectadas. El análisis se fundamentó en la construcción de una Valoración Multi-Elemental (VME), en la cual el valor de concentración de cada elemento se multiplicó por un coeficiente denominado commodities (Chira *et al.*, 2016). Este coeficiente corresponde al precio internacional del mineral, registrado en la Bolsa de Valores de Canadá (Grefffi, 1999), lo que permite traducir las concentraciones en un equivalente económico comparable. La formulación aplicada fue:

$$VME = C1 * E1 + C2 * E2 + C3 * E3 + \dots + C10 * E10$$

En donde:

C_n = Coeficiente del mineral (bolsa de valores Canadá)

E_n = Elemento mayor o indicador

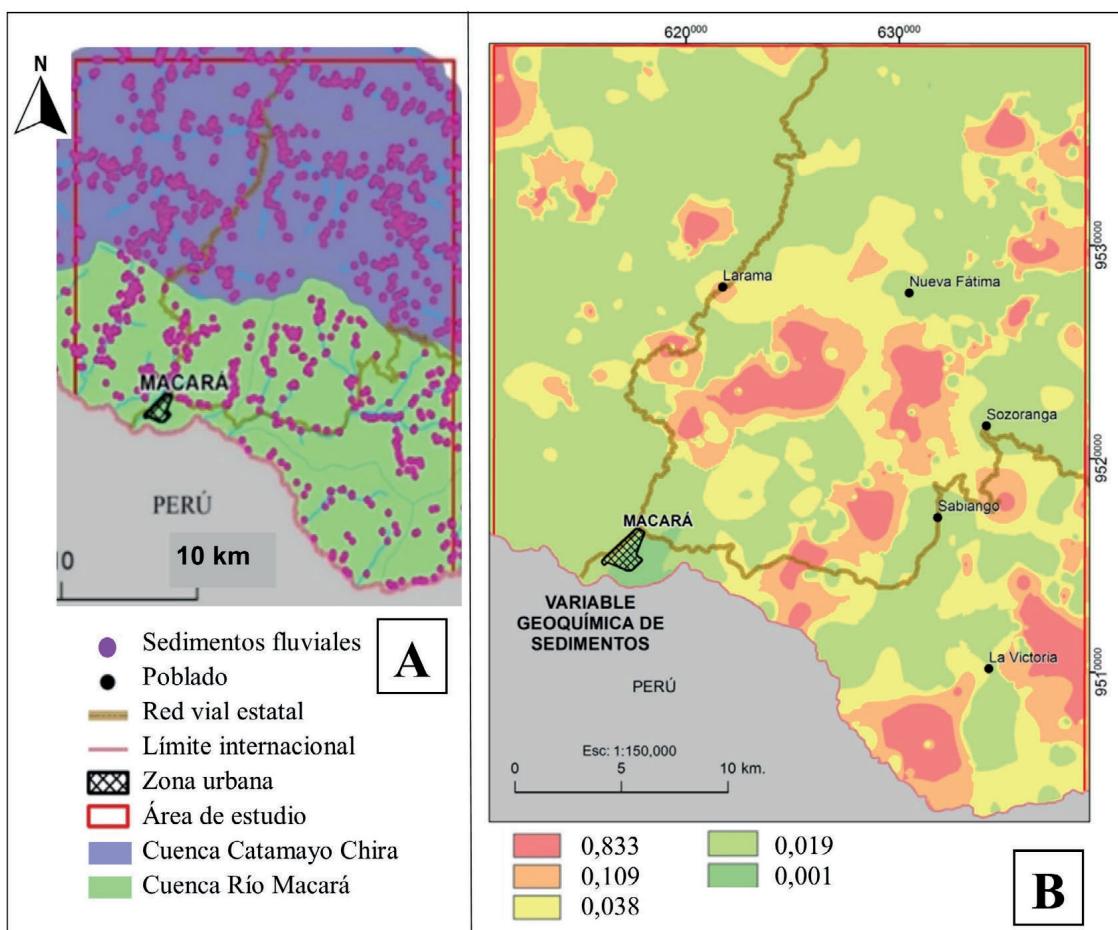


Figura 4. (A) Mapa de distribución espacial de las muestras de sedimentos recolectados, (B) Mapa de sectores anómalos de geoquímica de sedimentos.

De este modo, los valores obtenidos expresan el potencial económico relativo de cada muestra en función de los minerales anómalos detectados. El análisis se centró en los elementos Au, Ag, Cu, Pb, Zn y Mo, reconocidos como indicadores de mineralización metálica. El tratamiento geoestadístico se realizó siguiendo el método de Lepeltier (1969), que distingue entre:

Anomalías de fondo (background).— Valores inferiores a la media geométrica.

Umbral anómalo (threshold).— Valores superiores a la media geométrica más dos veces la desviación estándar.

Este procedimiento permitió definir intervalos poblacionales de la VME y asignar a cada uno un valor ponderado según su frecuencia relativa (Anexo 6). Los resultados, sintetizados en la tabla 7, muestran que la mayor ponderación (0,833) corresponde al intervalo superior (11,507 – 68,968), el cual concentra las anomalías geoquímicas más significativas. Por el contrario, los rangos más bajos (< 1,384) aportan valores marginales (< 0,02), indicando una baja contribución al potencial geoquímico de la región.

Tabla 7. Matriz de ponderación geoquímica de sedimentos.

Rangos de poblaciones	Rango superior	Intervalo de rango	% Rango	Valor ponderado
11,507 - 68,968	68,968	57,46	83,32	0,833
3,991 - 11,506	11,506	7,52	10,90	0,109
1,385 - 3,990	3,990	2,61	3,78	0,038
0,481 - 1,384	1,384	1,34	1,94	0,019
0 - 0,480	0,048	0,05	0,07	0,001

En términos exploratorios, los resultados evidencian que los sectores anómalos de mayor rango poseen un alto potencial metalogénico, lo cual los posiciona como áreas prioritarias para la prospección futura (Figura 4B).

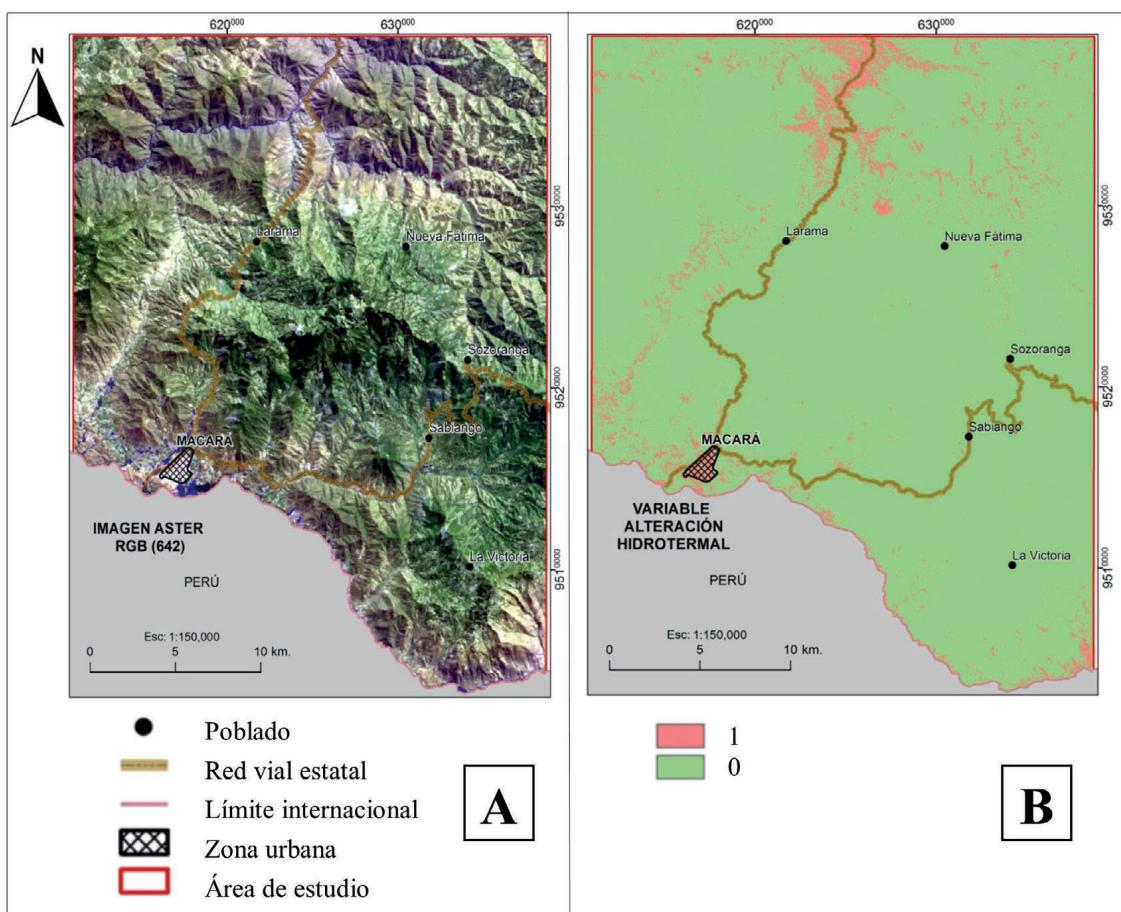
Variante Alteración Hidrotermal (AH)

Las alteraciones hidrotermales se encuentran estrechamente asociadas con la formación de depósitos minerales, y su detección constituye un criterio fundamental en la prospección geológica (Di Tommaso y Rubinstein, 2005). En este estudio, dichas alteraciones fueron delimitadas a partir del análisis de imágenes ASTER proporcionadas por el Instituto Nacional de Investigación Geológico, Minero, Metalúrgico (INIGEMM), las cuales abarcan un rango espectral entre 350 y 2.500 nm del espectro electromagnético (Abrams *et al.*, 2002).

El sensor ASTER se compone de tres subsistemas: VNIR (visible e infrarrojo cercano, 3 bandas), SWIR (infrarrojo de onda corta, 6 bandas) y TIR (infrarrojo termal, 5 bandas) (Abrams *et al.*, 2002). Para la identificación de zonas de alteración se emplearon principalmente las bandas de los subsistemas VNIR y SWIR, debido a su alta sensibilidad para discriminar minerales de alteración hidrotermal.

Se aplicaron combinaciones RGB (543, 654 y 641) para resaltar las zonas de alteración hidrotermal, mientras que los cocientes espectrales 4/5, 4/6 y 4/7 (RGB) permitieron identificar áreas con minerales arcillosos, tales como illita, esmectita y caolinita (Pérez *et al.*, 2010). La figura 5A presenta una composición de bandas RGB (642), de una imagen ASTER de la zona de estudio.

Posteriormente, se aplicó una clasificación supervisada *Spectral Angle Mapper* (SAM) en el software ENVI, utilizando firmas espectrales derivadas de la propia imagen. Este procedimiento posibilitó discriminar las áreas más favorables para la ocurrencia de alteración hidrotermal, asociadas principalmente a minerales arcillosos, con lo cual se generó el mapa temático correspondiente.



El análisis de la variable Alteración Hidrotermal (AH) permitió establecer dos niveles de clasificación: un valor de 1 cuando se identificó la presencia potencial de alteración hidrotermal y un valor de 0 en ausencia de esta condición. Como resultado, la representación espacial (Figura 5B) evidenció únicamente dos conjuntos de áreas diferenciadas para esta variable. Sin embargo, se observó que las zonas con posible alteración hidrotermal son escasas y se distribuyen de manera restringida en el área de estudio, lo que limita su influencia directa en la definición de sectores con alta prospectividad mineral.

Integración y generación del Mapa de Zonas Prospectivas (Mzp)

El Modelo de Zonas Prospectivas (Mzp) se construyó a partir de la integración ponderada de variables geológicas, donde el peso asignado a cada variable (PV) fue calculado mediante la matriz de comparación propuesta por Chira *et al.* (2016). La ecuación resultante se expresa como:

$$MZP = (UFG * 0,50) + (EG * 0,13) + (GS * 0,28) + (AH * 0,009)$$

El Modelo de Zonas Prospectivas (MZP) se construyó a partir de la integración ponderada de variables geológicas, donde el peso asignado a cada variable (PV) fue calculado mediante la matriz de comparación propuesta por Chira *et al.* (2016). La ecuación resultante se expresa como:

$$MZP = (UFG \times 0,50) + (EG \times 0,13) + (GS \times 0,28) + (AH \times 0,009)$$

Esta formulación integra las características principales que controlan la presencia de mineralización y permite identificar zonas con mayor potencial exploratorio; la implementación se realizó en ArcGIS empleando la herramienta Raster Calculator, generándose un mapa continuo de prospectividad mineral. Para la delimitación de zonas favorables, se aplicaron diferentes métodos de clasificación de datos disponibles en ArcGIS, los cuales permiten agrupar intervalos en función de las propiedades estadísticas de los valores muestreados, reduciendo la incertidumbre y mejorando la calidad de la predicción (Moreno Jiménez y Buzai, 2008). Los métodos empleados fueron:

- Desviación estándar
- Cortes naturales (*Natural Breaks*)
- Intervalos geométricos
- Cuantiles

La selección del método de clasificación más apropiado resulta crítica para la interpretación final de las áreas favorables de exploración. La validación del modelo se efectuó mediante la comparación entre los resultados de cada clasificación y las ocurrencias minerales levantadas en campo. Esta aproximación permitió establecer la correspondencia entre clases estadísticas y tipos de depósitos (pórfidos, VMS, epitermales y skarn).

Clasificación por desviación estándar (Figura 6A): se definieron cinco clases. El rango más alto (1,907–2,349) concentró nueve ocurrencias (4 pórfidos, 1 VMS y 4 epitermales). La segunda clase (1,359–1,907) agrupó siete ocurrencias (2 pórfidos, 4 epitermales y 1 skarn). Clasificación por cortes naturales (Figura 6B): también se definieron cinco clases. La clase superior (2,046–2,349) incluyó dos ocurrencias (1 pórfido y 1 VMS), mientras que la segunda (1,760–2,045) concentró siete (3 pórfidos y 4 epitermales).

Clasificación por intervalos geométricos (Figura 6C): se identificaron cinco clases. La primera (2,025–2,349) presentó cuatro ocurrencias (1 pórfido, 1 VMS y 2 epitermales). En la segunda (1,836–2,024) se registraron cinco ocurrencias (3 pórfidos y 2 epitermales). Clasificación por cuantiles (Figura 6D): este método distribuyó los valores en cinco clases. La más alta

Tabla 8. Identificación de número de ocurrencias minerales por clase y método clasificación.

Ocurrencias minerales por clasificación				
Nº Clase	Desviación estándar	Cortes naturales	Intervalos geométricos	Cuantiles
1	9	2	4	2
2	7	7	5	7
3	0	7	4	4
4	0	0	3	3
5	1	1	1	1

(2,046–2,349) incluyó dos ocurrencias (1 pórfito y 1 VMS). La segunda clase agrupó siete ocurrencias (3 pórfitos y 4 epitermales). Los resultados de los métodos descritos se muestran en la tabla 8.

Los cuatro métodos de clasificación muestran patrones consistentes en la concentración de ocurrencias minerales en los rangos superiores de prospectividad, lo que valida la robustez del modelo MZP. Sin embargo, se observan diferencias en la sensibilidad de cada método para discriminar áreas intermedias. Entre ellos, la clasificación por desviación estándar y cortes naturales ofrecen una mayor correspondencia espacial con las ocurrencias de campo, constituyéndose en las más confiables para la definición final de zonas prospectivas en el área de estudio.

DISCUSIÓN

La exploración mineral enfrenta el desafío de comprender sistemas geológicos altamente complejos, formados por la interacción de procesos magmáticos, tectónicos, hidrotermales y superficiales que operan a lo largo de millones de años (Xue *et al.*, 2004). En este contexto, la selección de variables geológicas constituye un paso crítico para el desarrollo de modelos predictivos confiables, pues cada variable representa un indicador indirecto de mineralización (Carranza *et al.*, 2008). En este estudio se utilizaron cuatro variables fundamentales: unidades geológicas, estructuras, geoquímica y alteración hidrotermal, las cuales son consideradas en la literatura como esenciales para caracterizar escenarios prospectivos (Chira *et al.*, 2016). La ponderación de estas variables mediante el método de Saaty (1994) demostró que los mayores pesos se asocian a los controles geológicos primarios (litología y estructuras), en concordancia con lo planteado por Hedenquist *et al.* (1998) y Slack *et al.* (2007), quienes señalan que fallas y cuerpos intrusivos representan los principales focos de control y fuente de calor para la génesis de depósitos tipo pórfito, epitermal y VMS.

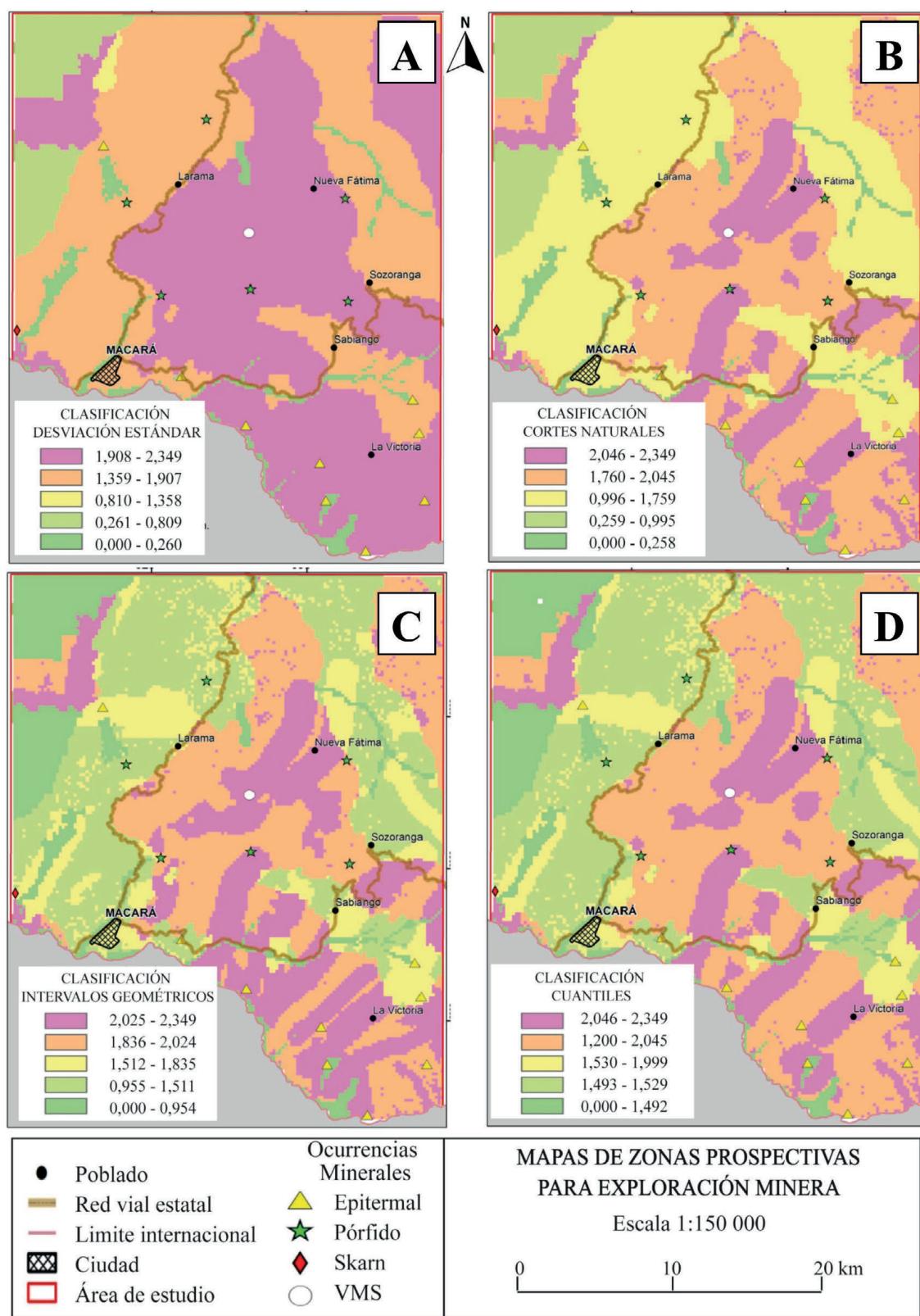


Figura 6. Resultados del análisis multicriterio con ArcGIS (Mapas de zonas prospectivas).

En contraste, la variable de alteración hidrotermal presentó el menor peso, debido a limitaciones metodológicas derivadas de la cobertura vegetal y a la clasificación binaria empleada (presencia/ausencia), sin discriminar entre diferentes tipos de arcillas. Aunque este tratamiento simplificado es adecuado para un modelo inicial, limita la capacidad de distinguir zonas con alteración propicia para la mineralización. Estudios como los de Cooper y Cowan (2004) demuestran que la integración de datos aerogeofísicos (e.g., radiometría y magnetometría) puede mejorar significativamente la detección de alteraciones hidrotermales al minimizar el ruido causado por la vegetación o la atmósfera, lo cual constituye una mejora para futuras investigaciones. De igual forma, la variable geoquímica, basada en sedimentos fluviales, mostró una correspondencia apropiada con las zonas mineralizadas identificadas, lo que concuerda con metodologías de análisis espacial aplicadas en otros contextos (Cheng *et al.*, 1994; Carranza *et al.*, 2008).

Respecto al modelo cartográfico de zonas prospectivas, los resultados evidencian que las clasificaciones por desviación estándar, cortes naturales, intervalos geométricos y cuantiles ofrecen patrones consistentes en la concentración de ocurrencias minerales en las clases superiores de prospectividad, validando la robustez del enfoque. No obstante, las diferencias observadas en la representación de las áreas intermedias resaltan que la elección del método de clasificación no es trivial. La clasificación por desviación estándar, al priorizar valores extremos, se mostró más adecuada para exploración regional, mientras que cortes naturales y cuantiles ofrecieron una mejor correspondencia espacial con las ocurrencias levantadas en campo, siendo más útiles para definir objetivos exploratorios a escala semidetalle. Este hallazgo coincide con lo señalado por Moreno Jiménez y Buzai (2008), quienes destacan que los métodos de clasificación condicionan directamente la precisión de los modelos espaciales.

Es importante subrayar que los mapas obtenidos no garantizan la existencia de yacimientos, sino que constituyen guías para focalizar futuras campañas de exploración. Tal como plantea Millán (1996), la verificación de un depósito mineral requiere fases de exploración detallada que implican mayores costos e inversión tecnológica. No obstante, el uso de SIG y álgebra de mapas, como se demuestra en este trabajo, permite generar aproximaciones iniciales rápidas, costo eficientes y con un respaldo metodológico sólido. En este sentido, la inclusión de variables complementarias como datos geofísicos, geoquímica de detalle o información espectral satelital podría incrementar la precisión del modelo. Además, considerando la creciente relevancia de factores sociales y ambientales en la viabilidad de proyectos mineros (Franco *et al.*, 2010), la integración de estas dimensiones en análisis multicriterio se perfila como una extensión necesaria para estudios futuros.

En síntesis, los resultados alcanzados en este estudio confirman que la integración ponderada de variables geológicas en un entorno SIG constituye una herramienta eficaz para delimitar zonas con potencial mineral en fases tempranas de exploración.

El modelo desarrollado no solo refuerza la aplicabilidad del álgebra de mapas en la exploración predictiva, sino que también abre la posibilidad de combinarlo con técnicas más avanzadas, como algoritmos de aprendizaje automático o modelos probabilísticos bayesianos, que han mostrado resultados prometedores en la predicción mineral (Carranza *et al.*, 2008). De esta manera, el presente trabajo representa un aporte metodológico relevante para optimizar la toma de decisiones en exploración minera, a la vez que plantea un marco de referencia para investigaciones futuras en contextos geológicos similares.

CONCLUSIONES

Este estudio demostró que la integración de variables geológicas fundamentales tales como unidad litoestratigráfica, estructura, geoquímica y alteración hidrotermal mediante el método de ponderación de Saaty, constituye una herramienta eficaz para delimitar áreas con potencial prospectivo en el sector de Macará. Los pesos obtenidos reflejan una adecuada correspondencia con los controles geológicos que caracterizan distintos tipos de depósitos minerales (pórfidos, epitermales, VMS, entre otros), confirmando que estas variables son las más relevantes en fases iniciales de exploración. La validación estadística a través de cuatro métodos de clasificación (desviación estándar, cortes naturales, intervalos geométricos y cuantiles) permitió comparar la robustez del modelo y resaltar que, si bien tres de ellos ofrecen resultados consistentes, la clasificación por desviación estándar brinda un enfoque regional útil para exploraciones a gran escala.

Si bien los resultados no garantizan la existencia de yacimientos, sí proporcionan una base metodológica sólida para reducir la incertidumbre y orientar de manera más eficiente los esfuerzos exploratorios. La principal limitación identificada corresponde a la simplificación de la variable de alteración hidrotermal, condicionada por la cobertura vegetal y la resolución de los insumos disponibles; en este sentido, la incorporación de datos geofísicos (radiometría, magnetometría) y sensores remotos de alta resolución podría incrementar la precisión del modelo. Asimismo, la integración de variables adicionales, incluyendo factores sociales y ambientales, representaría un avance significativo hacia modelos prospectivos más realistas y sostenibles, alineados con los criterios contemporáneos de evaluación minera.

En definitiva, la metodología aplicada constituye una aproximación rápida, técnica y costo-efectiva para priorizar áreas de interés, optimizando la toma de decisiones en etapas tempranas de exploración. Los mapas generados no solo aportan a la comprensión de la relación espacial entre variables geológicas, sino que también sientan las bases para futuras investigaciones orientadas a mejorar los modelos predictivos mediante la combinación de técnicas multicriterio y enfoques de inteligencia artificial, incrementando así el potencial de descubrimiento de nuevos depósitos minerales.

Anexo 1. Matriz de ponderada y normalización: Formación Punta de Piedra.

Variable	Epitermales	Vetas	Pórfidos	Skarn	Sulfuros masivos	
Epitermales	1,00	5,00	1,00	0,14	0,11	
Vetas	0,20	1,00	0,14	0,17	0,11	
Pórfidos	1,00	7,00	1,00	1,00	0,11	
Skarn	7,00	6,00	1,00	1,00	0,13	
Sulfuros masivos (VMS)	9,00	9,00	9,00	8,00	1,00	
Matriz normalizada						Valor ponderado
Epitermales	0,05	0,18	0,08	0,01	0,08	0,08
Vetas	0,01	0,04	0,01	0,02	0,08	0,03
Pórfidos	0,05	0,25	0,08	0,10	0,08	0,11
Skarn	0,38	0,21	0,08	0,10	0,09	0,17
Sulfuros masivos (VMS)	0,49	0,32	0,74	0,78	0,69	0,60

Anexo 2. Matriz de ponderada y normalización: Formación Celica.

Variable	Epitermales	Vetas	Pórfidos	Skarn	Sulfuros masivos	
Epitermales	1,00	1,00	5,00	9,00	8,00	
Vetas	1,00	1,00	0,20	9,00	7,00	
Pórfidos	0,20	5,00	1,00	8,00	9,00	
Skarn	0,11	0,11	0,13	1,00	1,00	
Sulfuros masivos (VMS)	0,13	0,14	6,00	3,00	1,00	
Matriz normalizada						Valor ponderado
Epitermales	0,41	0,14	0,41	0,30	0,08	0,31
Vetas	0,41	0,14	0,02	0,30	0,08	0,23
Pórfidos	0,08	0,69	0,08	0,27	0,08	0,25
Skarn	0,05	0,02	0,01	0,03	0,09	0,03
Sulfuros masivos (VMS)	0,05	0,02	0,49	0,10	0,69	0,14

Anexo 3. Matriz de ponderada y normalización: Intrusivo Tangula.

Variable	Epitermales	Vetas	Pórfidos	Skarn	Sulfuros masivos	
Epitermales	1,00	1,00	0,11	9,00	5,00	
Vetas	1,00	1,00	0,13	8,00	8,00	
Pórfidos	9,00	8,00	1,00	9,00	9,00	
Skarn	0,11	0,13	0,11	1,00	8,00	
Sulfuros masivos (VMS)	0,20	0,13	0,11	0,13	1,00	
Matriz normalizada						Valor ponderado
Epitermales	0,09	0,10	0,08	0,33	0,16	0,15
Vetas	0,09	0,10	0,09	0,29	0,26	0,16
Pórfidos	0,80	0,78	0,69	0,33	0,29	0,58
Skarn	0,01	0,01	0,08	0,04	0,26	0,08
Sulfuros masivos (VMS)	0,02	0,01	0,08	0,00	0,03	0,03

Anexo 4. Matriz de ponderada y normalización: Formación Iguinda.

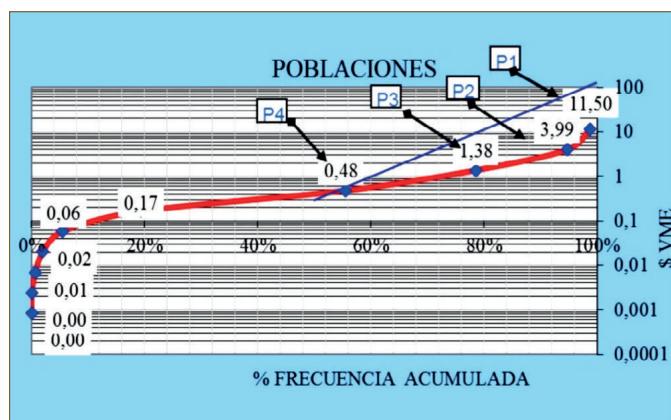
Variable	Epitermales	Vetas	Pórpidos	Skarn	Sulfuros masivos	
Epitermales	1,00	1,00	7,00	0,13	0,11	
Vetas	1,00	1,00	7,00	0,13	0,13	
Pórpidos	0,14	0,14	1,00	0,14	0,11	
Skarn	8,00	8,00	7,00	1,00	1,00	
Sulfuros masivos (VMS)	9,00	8,00	9,00	1,00	1,00	
Matriz normalizada						Valor ponderado
Epitermales	0,05	0,06	0,23	0,05	0,05	0,09
Vetas	0,05	0,06	0,23	0,05	0,05	0,09
Pórpidos	0,01	0,01	0,03	0,06	0,05	0,03
Skarn	0,42	0,44	0,23	0,42	0,43	0,39
Sulfuros masivos (VMS)	0,47	0,44	0,29	0,42	0,43	0,41

Anexo 5. Matriz de ponderada y normalización: Formación San Pedro.

Variable	Epitermales	Vetas	Pórpidos	Skarn	Sulfuros masivos	
Epitermales	1,00	0,14	1,00	0,17	0,11	
Vetas	7,00	1,00	1,00	1,00	0,13	
Pórpidos	1,00	1,00	1,00	0,14	0,11	
Skarn	6,00	1,00	7,00	1,00	0,14	
Sulfuros masivos (VMS)	9,00	8,00	9,00	7,00	1,00	
Matriz normalizada						Valor ponderado
Epitermales	0,04	0,01	0,05	0,02	0,07	0,04
Vetas	0,29	0,09	0,05	0,11	0,08	0,13
Pórpidos	0,04	0,09	0,05	0,02	0,07	0,05
Skarn	0,25	0,09	0,37	0,11	0,10	0,18
Sulfuros masivos (VMS)	0,38	0,72	0,47	0,75	0,67	0,60

Anexo 6. Rangos de poblaciones consideradas para el cálculo del VME.

Clase	% f acumulado	$(inf+sup)/2$ (\$ VME)
1	0,0527	0,00
2	0,0527	0,00
3	0,6849	0,01
4	2,0021	0,02
5	5,4795	0,06
6	19,3361	0,17
7	55,4268	0,48
8	78,5564	1,38
9	94,6786	3,99
10	98,7355	11,50
11	98,7355	33,15
12	100,0000	95,59



AGRADECIMIENTO

Expreso mi más sincero agradecimiento al Instituto de Investigación Geológica y Disponibilidad de Ocurrencias Minerales en el Territorio Ecuatoriano por facilitar valiosa información para el desarrollo de este trabajo. Asimismo, extiendo mi gratitud a la Universidad de Salzburgo, específicamente al Departamento de Geomática – Z_GIS, por compartir sus conocimientos y brindar su apoyo académico en este tema de maestría. Un reconocimiento especial a todos los profesionales que colaboraron y contribuyeron de manera significativa al desarrollo de esta investigación.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abedi, M., Norouzi, G.H., Bahroudi, A. 2012. Support vector machine for multi-classification of mineral prospectivity areas. *Computers & Geosciences* 46: 272–283. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2011.12.014>
- Abrams, M., Hook, S., Ramachandran, B. 2002. *ASTER user handbook*, version 2. Jet Propulsion Laboratory 4800, 135.
- Arndt, N.T., Fontboté, L., Hedenquist, J.W., Kesler, S.E., Thompson, J.FH., Wood, D.G. 2017. Future Global Mineral Resources. *Geochemical Perspectives* 1–171. <https://doi.org/10.7185/geochempersp.6.1>
- Aspden, J.A., Harrison, S.H., Rundle, C.C. 1992. New geochronological control for the tectono-magmatic evolution of the metamorphic basement, Cordillera Real and El Oro Province of Ecuador. *Journal of South American Earth Sciences* 6(1-2): 77–96. [https://doi.org/10.1016/0895-9811\(92\)90019-U](https://doi.org/10.1016/0895-9811(92)90019-U)
- Bonham-Carter, G.F. 1994. *Geographic information systems for geoscientists: modelling with GIS*. 1st ed. Ottawa, Canada, Pergamon.
- Boyle, R.W. 1979. *The geochemistry of gold and its deposits (together with a chapter on geochemical prospecting for the element)*. Geological Survey of Canada, Bulletin 280.
- Bristow, C., Hoffstetter, R. 1977. *Léxico Estratigráfico Internacional. Vol. V América Latina*. Ecuador. París.
- Carranza, E.J.M. 2009. Controls on mineral deposit occurrence inferred from analysis of their spatial pattern and spatial association with geological features. *Ore Geology Reviews* 35(3-4): 383–400. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2009.01.001>
- Carranza, E.J.M., Van Ruitenbeek, F.J.A., Hecker, C., van der Meijde, M., van der Meer, F.D. 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* 10(3): 374–387. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2008.02.008>
- Carrasco Ronquillo, H.F. 2018. *Análisis litoestratigráfico y de procedencia de los depósitos sedimentarios cretácicos de la Cuenca Alamor-Lancones*. Tesis de Ingeniería Geológica. Escuela Politécnica Nacional, Facultad de

- Geología y Petróleos. Quito. Disponible en: <http://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/19568>
- Cheng, Q., Agterberg, F.P., Ballantyne, S.B. 1994. The separation of geochemical anomalies from background by fractal methods. *Journal of Geochemical Exploration* 51(2): 109–130. [https://doi.org/10.1016/0375-6742\(94\)90013-2](https://doi.org/10.1016/0375-6742(94)90013-2)
- Chira, J., Villareal, E., Rodríguez, I., Vargas, L., Huanacuni, D., Acosta, J., Zuloaga, A., Díaz, A., Ramírez, J., Carpio, M., Chirif, H. 2016. *Manual de Evaluación de Recursos y Potencial Minero*. Instituto Geológico, Minero y Metalúrgico - INGEMMET. Perú
- Cohen, D.R., Kelley, D.L., Anand, R., Coker, W.B. 2010. Major advances in exploration geochemistry, 1998–2007. *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis* 10: 3-16. <https://doi.org/10.1144/1467-7873/09-215>
- Cooper, G.R.J., Cowan, D.R. 2004. Filtering using variable order vertical derivatives. *Computers & Geosciences* 30(5): 455–459. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2004.03.001>
- Di Tommaso, I., Rubinstein, N. 2005. Mapeo de alteración hidrotermal a partir de datos ASTER en el pórfido de Cu-Mo, El Infiernillo Mendoza, Argentina. *Serie Contribuciones Técnicas Proyecto GEOSAT AR* Anales 41: 115–121.
- Drobe, J., Lindsay, D., Stein, H., Gabites, J. 2013. Geology, mineralization, and geochronological constraints of the Mirador Cu-Au porphyry district, southeast Ecuador. *Economic Geology* 108(1): 11–35. <https://doi.org/10.2113/econgeo.108.1.11>
- Escobar, C.E. y Duque, G. 2022. *Geotecnia para el trópico andino*. Universidad Nacional de Colombia
- Feininger, T. 1980. Eclogite and related high-pressure regional metamorphic rocks from the Andes of Ecuador. *Journal of Petrology* 21(1): 107–140. <https://doi.org/10.1093/petrology/21.1.107>
- Franco, A.I., Casallas, D.A.M., Galeano, H.V. 2010. *Conflictos socio-ambientales por la extracción minera en Colombia: casos de la inversión Británica*. CENSAT Agua Viva.
- Gereffi, G. 1999. International trade and industrial upgrading in the apparel commodity chain. *Journal of International Economics* 48(1): 37–70. [https://doi.org/10.1016/S0022-1996\(98\)00075-0](https://doi.org/10.1016/S0022-1996(98)00075-0)
- Grunsky, E.C. 2010. The interpretation of geochemical survey data. *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis* 10: 27-74. <https://doi.org/10.1144/1467-7873/09-210>
- Gudynas, E. 2003. *Ecología, economía y ética del desarrollo sostenible*. 4^a edición. ILDIS FES y Ediciones Abya Yala; Quito, Ecuador.
- Gustavsson, N., Bolviken, B., Smith, D.B., Severson, R.C. 2001. Geochemical landscapes of the conterminous United States: New map presentations for 22 elements. *US Geological Survey Professional Paper* 1648.
- Hedenquist, J.W., Arribas, A., Reynolds, T.J. 1998. Evolution of an intrusion-centered hydrothermal system; Far Southeast-Lepanto porphyry

- and epithermal Cu-Au deposits, Philippines. *Economic Geology* 93(4): 373–404. <https://doi.org/10.2113/gsecongeo.93.4.373>
- Ibadango, E., Pilatasig, L., Torres, C. 2013. *Síntesis litoestratigráfica, estructural, geoquímica y evolución de Cuenca Alamor-Punta de Piedra, sector Zaruma-Cariamanga*. Instituto Nacional de Investigación Geológico, Minero, Metalúrgico-INIGEMM; Secretaría de Educación, Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación-SENESCYT. Quito, Ecuador.
- IIGE, Instituto de Investigación Geológico y Energético. 2023. *Mapa metalogenético de Ecuador escala 1:1.000.000*.
- Kennerley, J.B. 1973. Geology of the Loja Province, Southern Ecuador. *London Institute of Geological Sciences Report* 23: 1–34.
- Laddha, A. R., Joshi, R. R., Mulay, P. 2016. Enriching process of ice-cream recommendation using combinatorial ranking of AHP and Monte Carlo AHP. *Journal of Theoretical & Applied Information Technology* 85(3): 298–304.
- Lepeltier, C. 1969. A simplified statistical treatment of geochemical data by graphical representation. *Economic Geology* 64(5): 538–550.
- Litherland M., Aspden, J. Jemielita, R. 1994. The metamorphic belts of Ecuador. *Overseas Memoir* 11:1–147.
- Longo, R., Baldock J. 1982. *National Geological Map of the Republic of Ecuador*. Ministerio de Recursos Naturales Energéticos. Dirección General de Geología y Minas. Quito.
- Millán, A. 1996. *Evaluación y factibilidad de proyectos mineros. 1^a edición*. Comité de Publicaciones Científicas, Vicerrectoría Académica, Universidad de Chile.
- Moreno Jiménez, A., Buzai, G.D. 2008. *Ánalisis y planificación de servicios colectivos con sistemas de información geográfica. 1^a edición*. Universidad Autónoma de Madrid y Universidad Nacional de Luján.
- Osorio, J.C., Orejuela, J.P. 2008. El proceso de análisis jerárquico (AHP) y la toma de decisiones multicriterio. Ejemplo de aplicación. *Scientia Et Technica* XIV(39): 247–252. <https://doi.org/10.22517/23447214.3217>
- Pérez, D.J., D'odorio Benites, P.E., Godeas, M.C. 2010. Reconocimiento de alteración hidrotermal con el sensor ASTER, en el curso medio del Río Santa Cruz (31° 40's), provincia de San Juan. *Revista de la Asociación Geológica Argentina* 66(4): 623–633. Recuperado de https://bibliotecadigital.exactas.uba.ar/download/paper/paper_00044822_v66_n4_p623_Perez.pdf
- Pilatasig, L., Gordón, D., Palacios, O., Sánchez, J. 2005. *Geología de Ecuador y Perú entre 3 S y 6 S*. Proyecto Multinacional Andino: Geociencias para las comunidades Andinas Ecuador-Perú-Canadá.
- Porwal, A., Carranza, E. 2008. Classifiers for Modeling of Mineral Potential. In: Pourret, O., Naim, P. and Marcot, B. (Eds.), *Bayesian Networks: a practical guide to applications*. Wiley-Blackwell, 149–171. <https://doi.org/10.1002/9780470994559.ch9>

- Rigol-Sánchez, J., Chica-Olmo, M., Pardo-Igúzquiza, E., Rodríguez-Galiano, V., Chica-Rivas, M. 2011. Análisis e integración de datos espaciales en investigación de recursos geológicos mediante Sistemas de Información Geográfica. *Boletín de la Sociedad Geológica Mexicana* 63(1): 61–70.
- Romero Cóndor, C.W., Castillo Jara, M. D., Oñate Acurio, L. L., Carranco Andino, F. R., Vélez Suquilanda, T. S., Torres Cartuche, J.G., Gómez Estévez, D.M., Freire Cabrera, H.G., Escobar Duche, V.L., Gramal Aguilar, A.B., Condoy Guairacocha, D.P., Pulupa Vela, A.R. y Barona Díaz, D. A. 2023. El origen del intrusivo Potrerillos (Macará, Ecuador). *Acta Geológica Lilloana* 34(1): 1-26.
- Rosas, L., Quispe, M. 2009. *Delimitación y codificación de unidades hidrográficas del Ecuador*. Secretaría Nacional del Agua del Ecuador, Secretaría General de la Comunidad Andina, Unión Internacional para la Conservación de la Naturaleza, Quito-Ecuador.
- Rudas, G., Hawkins, D., Sánchez, S.T. 2014. La minería de carbón a gran escala en Colombia: impactos económicos, sociales, laborales, ambientales y territoriales. *Friedrich-Ebert-Stiftung*.
- Saaty, T.L. 1994. *Fundamentals of decision making and priority theory*. 1^a edición. RWS Publications, Pittsburgh, PA.
- Schütte, P. 2010. *Geochronology, geochemistry, and isotopic composition (Sr, Nd, Pb) of Tertiary porphyry systems in Ecuador*. Doctoral Thesis. Faculté des Sciences. Université de Genève. <https://doi.10.13097/archive-ouverte/unige:6367>
- Slack, J.F., Grenne, T., Bekker, A., Rouxel, O.J., Lindberg, P.A. 2007. Suboxic deep seawater in the late Paleoproterozoic: evidence from hematitechert and iron formation related to seafloor-hydrothermal sulfide deposits, central Arizona, USA. *Earth and Planetary Science Letters* 255(1-2): 243–256. <https://doi.org/10.1016/j.epsl.2006.12.018>
- SoldGold. 2016. *Cascabel: A New Generation Copper Gold Discovery for Ecuador*. Presentado en PDAC. Canadá.
- Thiart, C., de Wit, M. 2000. Linking spatial statistics to GIS: exploring potential gold and tin models of Africa. *South African Journal of Geology* 103(3-4): 215–230. <https://doi.org/10.2113/1030215>
- Vásquez, M. 2017. *Cartografía geoquímica multi-elemental de sedimentos fluviales. Aplicación al análisis del potencial metalogénico de la zona de Macará (Escala 1:100.000)*. Tesis de Bachiller. Universidad Central del Ecuador, Quito.
- Winter, L.S. 2008. *The Genesis of 'giant' Copper-zinc-gold-silver Volcanogenic Massive Sulphide Deposits at Tambogrande, Perú: Age, Tectonic Setting, Paleomorphology, Lithogeochemistry, and Radiogenic Isotopes*. Doctoral Thesis. University of British Columbia, Vancouver, Canadá.
- Xiong, Y., Zuo, R., Carranza, E.J.M. 2018. Mapping mineral prospectivity through big data analytics and a deep learning algorithm. *Ore Geology Reviews* 102: 811–817. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2018.10.006>

- Xue, Y., Sheng, X., Jayaram, N. 2004. Guest editorial preface: geocomputation. *Future Generation Computer Systems* 20(7): 1097–1099. <https://doi.org/10.1016/j.future.2003.11.002>
- Yousefi, M., Carranza, E.J.M. 2015. Data-Driven Index Overlay and Boolean Logic Mineral Prospectivity Modeling in Greenfields Exploration. *Natural Resources Research* 25(1): 3-18. <https://doi.org/10.1007/s11053-014-9261-9>
- Zhang, Y., Li, X., Wang, S., Guo, J., Lv, G. 2020. A multi-objective zoning framework for mineral resources development and management: A case study in Henan province, China. *Natural Resources Research* 29(1): 3103–3119. <https://doi.org/10.1007/s11053-020-09652-0>