

# Análisis de factores y modelación multifractal concentración-área para la delimitación de anomalías pedogeoquímicas complejas en el sector Loma Roja-Loma Hierro, Cuba occidental

José Francisco Lastra-Rivero<sup>1\*</sup> ; Maria Elisabet Garcia-Crespo<sup>1</sup> 

<sup>1</sup>Universidad de Pinar del Río, Cuba. (\*) jlastra2019@gmail.com; maria.garcia@upr.edu.cu

## Resumen

El sector Loma Roja-Loma Hierro se localiza en la parte septentrional del distrito metalogénico Dora-Francisco, noroccidente de Cuba. Este estudio ha estado dirigido a delimitar las anomalías pedogeoquímicas complejas asociadas a depósitos minerales tipo Sedex, mediante la aplicación combinada del análisis de factores y la modelación multifractal. Fueron utilizados los resultados analíticos de 1801 muestras de suelos; se seleccionaron aquellos que corresponden a diferentes elementos indicadores y exploradores (Ag, As, Ba, Bi, Cu, Pb, Sb y Zn). Previo a la aplicación de los métodos estadísticos, se requirió la conversión de datos cerrados a datos abiertos mediante una transformación log-cociente aditiva (alr), para evitar que las correlaciones entre los elementos sean espurias. La aplicación del análisis de correlación y el análisis de factores a estas variables geoquímicas transformadas permitió definir los vínculos entre elementos indicadores y exploradores, así como la obtención de dos variables geoquímicas complejas, cada una de ellas representativa de un determinado estilo de mineralización. Las puntuaciones asignadas a estas variables geoquímicas complejas fueron convertidas a valores en rangos [0-1] utilizando una función logística *fuzzy*. La estimación de los umbrales anómalos se derivó de los diagramas concentración-área generados a partir de la aplicación del análisis fractal a las variables geoquímicas complejas transformadas, previamente interpoladas con *kriging* ordinario. Los mapas geoquímicos multielementales evidencian dos zonas mineralizadas con características distintivas: una situada al norte representada por anomalías pedogeoquímicas de Bi-Cu-As, asociadas con las raíces de *stockwork* cuarzo-cuprífero, y otra localizada en la mitad meridional con anomalías pedogeoquímicas de Ba-Ag-Zn-Sb-Pb, relacionada con la mineralización estratiforme pirito-polimetálica.

**Palabras clave:** Depósitos Sedex; Anomalías pedogeoquímicas; Análisis de datos composicional; Transformación log-cociente; Análisis de factores; Modelación multifractal.

---

**Forma de citar:** Lastra-Rivero, J.F.; Garcia-Crespo, M.E. (2022). Análisis de factores y modelación multifractal concentración-área para la delimitación de anomalías pedogeoquímicas complejas en el sector Loma Roja-Loma Hierro, Cuba occidental. *Boletín de Geología*, 44(2), 145-160. <https://doi.org/10.18273/revbol.v44n2-2022007>

## Factor analysis and multifractal concentration-area modeling for the delimitation of complex pedogeochemical anomalies in the Loma Roja-Loma Hierro sector, Western Cuba

### Abstract

The Loma Roja-Loma Hierro sector is located in the northern part of the Dora-Francisco metallogenic district, Northwestern Cuba. This study was aimed at delimiting the complex pedogeochemical anomalies related to Sedex-type mineral deposits through the combined application of factor analysis and multifractal modeling. The analytical results of 1801 soil samples were used, those selected correspond to different indicator and pathfinder elements (Ag, As, Ba, Bi, Cu, Pb, Sb and Zn). Prior to the application of statistical methods, the conversion of closed to open data was required by means of an additive log-ratio transformation (alr), to avoid the correlations between the elements that were spurious. The application of correlation analysis and factor analysis to these transformed geochemical variables allowed us to define the links between indicator and pathfinder elements, as well as to obtain two complex geochemical variables, each one of them representative of a certain style of mineralization. The scores assigned to these complex geochemical variables were converted to values in ranges [0-1] using a fuzzy logistic function. The estimation of the anomalous thresholds was derived from the concentration-area diagrams generated from the application of fractal analysis to the transformed complex geochemical variables, previously interpolated with ordinary kriging. The multi-elemental geochemical maps show two mineralized zones with distinctive characteristics: one located to the north represented by pedogeochemical anomalies of Bi-Cu-As, associated with the roots of quartz-cupriferous stockwork, and another located in the southern half with pedogeochemical anomalies of Ba-Ag-Zn-Sb-Pb, related to pyrite-polymetallic stratiform mineralization.

**Keywords:** Sedex deposits; Pedogeochemical anomalies; Compositional data analysis; Log-ratio transformation; Factor analysis; Multifractal modelling.

### Introducción

En la exploración de depósitos minerales a diferentes escalas resulta determinante la aplicación de métodos geoquímicos dirigidos a descubrir anomalías geoquímicas superficiales. La efectividad del muestreo geoquímico y de los métodos empleados para el procesamiento matemático-estadístico y gráfico de los datos constituyen la piedra angular para la delimitación de las anomalías geoquímicas y el establecimiento de su vínculo con la mineralización oculta en profundidad. Dentro de los aspectos por considerar se incluye la identificación de los elementos indicadores y exploradores vinculados con el tipo genético de depósito mineral que se desea localizar.

La aplicación de métodos estadísticos multivariados (análisis de factores, análisis de componentes principales) a las variables geoquímicas simples ha propiciado la revelación de asociaciones de elementos que responden a rasgos de los diferentes tipos de mineralización con la que están vinculados y/o a su posición espacial respecto a los cuerpos minerales. Estos métodos proporcionan información resumida de las variables geoquímicas complejas que se originan y su interpretación posibilita establecer el significado que estas poseen para la exploración.

Las dimensiones, formas y composición de estas anomalías geoquímicas son parámetros muy importantes durante la exploración de depósitos minerales. Consiguientemente, la estimación de los umbrales anómalos ha sido un objetivo primordial para poder determinar los límites, extensión y disposición espacial de las anomalías geoquímicas.

Para alcanzar este propósito han sido desarrollados diversos métodos, orientados a la separación de los valores de fondo y valores anómalos, sobre la base de la aplicación de procedimientos derivados de la estadística elemental. Esto se logra a través de la estimación de parámetros estadísticos y representaciones gráficas de series de datos geoquímicos mediante dos modalidades que se complementan: el análisis estadístico clásico y el análisis exploratorio de datos (EDA).

En los últimos años, la incorporación de procedimientos basados en la modelación multifractal ha aportado una nueva visión acerca del comportamiento espacial y la delimitación de las anomalías geoquímicas; además, ha demostrado un elevado nivel de efectividad. En esto también han jugado un papel importante los estudios de variabilidad espacial, basados en estimadores geoestadísticos.

## Marco teórico

Los conceptos derivados de la estadística clásica han conducido a considerar que los datos geoquímicos se ajustan a modelos de distribución probabilísticos (normal o lognormal) y, consiguientemente, una ruptura de estos patrones implica la presencia de dos o más poblaciones. Esto se fundamenta en el criterio de que las series de datos geoquímicos contienen más de una población, cada una de las cuales representa un proceso único (Carranza, 2009). Con estos fines, se desarrollaron técnicas, que consisten en la construcción de diagramas probabilísticos, mediante las que se facilita separar gráficamente las poblaciones (Sinclair, 1974, 1991; Miesch, 1981; Stanley y Sinclair, 1987, 1989); esto requiere la aplicación de pruebas de hipótesis estadísticas que permitan comprobar el ajuste de los datos geoquímicos a un modelo de distribución probabilístico normal (o lognormal si los datos han sido logaritmizados previamente). Determinados parámetros estadísticos se derivan de los datos que se ciñen a cada población separada y ajustada a un modelo de distribución probabilístico, entre los que se incluyen: media ( $m$ ) y desviación estándar ( $s$ ).

Paralelamente, se han introducido los fundamentos conceptuales del análisis exploratorio de datos (EDA) (Carranza, 2009, 2010a). El propósito de esta técnica es reconocer patrones de datos potencialmente explicables (Good, 1983), sin que sea necesario comprobar el ajuste de los datos geoquímicos a algún modelo de distribución probabilístico.

La incorporación de los conceptos del análisis de datos composicionales al procesamiento de datos geoquímicos ha contribuido a lograr una confiabilidad superior de los resultados que se derivan de las correlaciones entre variables geoquímicas. Para evitar las correlaciones espurias entre variables, se han propuesto tres procedimientos, vinculados a la transformación de datos cerrados a datos abiertos: (1) log-cociente aditivo (alr) (Aitchison, 1986); (2) log-cociente centrado (clr) (Aitchison, 1986); (3) log-cociente isométrico (ilr) (Egozcue *et al.*, 2003).

Su uso no está aún generalizado en el procesamiento de datos geoquímicos de elementos trazas, pero se advierte una tendencia por parte de algunos investigadores a incorporar estas transformaciones de datos previo a cualquier otro procesamiento estadístico (Carranza, 2011; Galletti y Maratea, 2017; Khammar *et al.*, 2021; Nazarpour *et al.*, 2015; Zuo, 2014; Zuo *et al.*, 2013; Zheng *et al.*, 2021).

La aplicación de los métodos estadísticos bivariados y multivariados a datos geoquímicos correspondientes a sistemas superficiales (suelos, sedimentos, rocas) a diferentes escalas ha contribuido a esclarecer los nexos internos que existen entre dos o más variables geoquímicas simples, lo que incluye la posible obtención de variables geoquímicas complejas. Además del análisis de correlación de uso muy generalizado para establecer el enlace entre dos variables geoquímicas, el análisis de componentes principales (PCA) y el análisis de factores (FA) han logrado una importancia trascendental para el procesamiento estadístico multivariado de datos geoquímicos (Tripathi, 1979; Reimann *et al.*, 2002; Batista *et al.*, 2002; Panahi *et al.*, 2004; Ali *et al.*, 2006; Carranza, 2009, 2010a, 2010b; Zhao *et al.*, 2016).

Cada uno de los resultados obtenidos en estas investigaciones ha contribuido a demostrar la efectividad de estos métodos estadísticos multivariados para revelar anomalías geoquímicas complejas y establecer sus vínculos con determinados estilos de mineralización o posición espacial en el corte de erosión, además de esclarecer y confirmar aspectos relacionados con la zonalidad geoquímica de los elementos indicadores y exploradores de diferentes tipos de depósitos minerales. Estas potencialidades les confieren una utilidad práctica significativa para la exploración geoquímica, como alternativa a otros métodos tradicionales aún utilizados para el establecimiento de los vínculos espaciales entre asociaciones de elementos a través de la determinación de los coeficientes de zonalidad geoquímica, tales como la aplicación mostrada por Ziaii *et al.* (2011).

Los métodos utilizados por la estadística clásica y la estadística de análisis exploratorio de datos para la estimación de los umbrales anómalos están siendo reemplazados por otros que han demostrado una mayor efectividad, tal es el caso del análisis fractal. En esta dirección, se han desarrollado diferentes tipos de modelación fractal: concentración-área, espectro-área, concentración-distancia y concentración-volumen (Zuo y Wang, 2016; Zhao *et al.*, 2017). En estas aplicaciones se demuestra que la multifractalidad es inherente a los datos geoquímicos que poseen diferente origen, aspecto que consolida la geometría fractal como técnica útil para la discriminación de anomalías geoquímicas superpuestas espacialmente a un ambiente geoquímico de fondo.

Como apoyo a la construcción de mapas de prospectividad mineral a escala regional y durante la exploración geoquímica detallada, las modelaciones multifractales concentración-área y espectro-área han tenido aplicaciones más diversas, tanto para datos geoquímicos simples como para los resultantes del uso de técnicas estadísticas multivariadas. El modelo concentración-área está relacionado con la separación directa de valores de fondo y anómalos, sobre la base de la ruptura de patrones lineales inherentes a cada dimensión fractal en un espacio log-log. La totalidad de las aplicaciones demuestra la efectividad de esta modelación multifractal para la discriminación de las anomalías geoquímicas monoelementales y complejas (Lima *et al.*, 2008; Carranza, 2009, 2010a, 2010b; Baldé y Lastra-Rivero, 2018; Ghasemzadeh *et al.*, 2019). El modelo espectro-área ha sido orientado al filtrado espacial de datos geoquímicos, apoyándose en herramientas matemáticas, como la transformada de Fourier. Sobre estas aplicaciones también existen múltiples ejemplos en la literatura (Panahi *et al.*, 2004; Yuan *et al.*, 2015; Huang y Zhao, 2015).

En este panorama de avances experimentados en el procesamiento de datos geoquímicos con fines prospectivos, se enmarca el presente estudio, dirigido a delimitar las anomalías pedogeoquímicas complejas asociadas a depósitos minerales tipo Sedex, mediante la aplicación combinada del análisis de factores y la modelación multifractal.

El sector de prospección Loma Roja-Loma Hierro se localiza en la parte septentrional del distrito metalogénico Dora-Francisco. Geográficamente, está ubicado en las Alturas de Pizarras del Norte, extremo noroccidental de la provincia de Pinar del Río, Cuba (Figura 1).

La región se caracteriza por un relieve ondulado representado por colinas con alturas que oscilan entre 200 y 360 m.s.n.m. y que se extienden con una orientación preferencial suroeste-noreste. Los numerosos ríos, arroyos y arroyuelos que surcan el territorio contribuyen al desarrollo de los procesos erosivos y han jugado un papel importante en el moldeado de su geomorfología.

Al igual que en todo el territorio nacional, el clima de la región es de tipo tropical; presenta durante el año dos periodos bien definidos: uno lluvioso (mayo-octubre) y uno de seca (noviembre-abril). La humedad

relativa oscila entre 77% en el período de seca y 85% en el período lluvioso. La precipitación media anual se estima entre 1200-1400 mm. La temperatura en el mes de agosto es de 28-30°C y en el mes de enero es de 20-22°C. En la región son características las precipitaciones en forma de cortos e intensos aguaceros, fundamentalmente en horas de la tarde, lo que facilita el escurrimiento superficial.

Existe un predominio de las secuencias terrígenas de la Formación San Cayetano de edad Jurásico inferior-Jurásico superior (Oxfordiano), constituidas por areniscas, limolitas y lutitas; se supone que estos sedimentos se depositaron en condiciones de un ambiente deltaico en un margen continental pasivo. También se manifiesta una estructura geológica compleja representada por mantos de corrimientos y sistemas de fallas longitudinales y transversales, vinculadas con los eventos orogénicos que tuvieron lugar durante el Eoceno medio.

En el distrito metalogénico Dora-Francisco han sido descubiertos varios depósitos y manifestaciones minerales. En estos se evidencian dos estilos de mineralización: *stockwork* cuarzo-cuprífero y estratiforme pirito-polimetálico, ambos alojados exclusivamente en las rocas de la Formación San Cayetano, lo que ha dado lugar a reafirmar su génesis exhalativo-sedimentaria. A consecuencia del efecto provocado por los agentes supergénicos sobre afloramientos de estos cuerpos minerales sulfurados y de sus aureolas de dispersión primarias, se han originado zonas de oxidación y *gossans* de diversas intensidades y dimensiones, en ocasiones fracturadas, desplazadas y removidas a consecuencia de los procesos erosivos (Figura 2).

## Metodología

### *Métodos de campo*

Para la realización de este estudio fueron utilizadas 1801 muestras de suelos, resultantes de los trabajos de exploración geoquímica realizados por la Asociación Económica Holmer Gold Mines Limited - Geominera S. A. en los años 1996-1997. Estas muestras fueron colectadas en una red de perfiles de 100 × 20 m y densificadas a 50 × 20 m (en áreas de interés), con una orientación de 325°, perpendicular a la estructura geológica controladora de la mineralización exhalativo-sedimentaria.

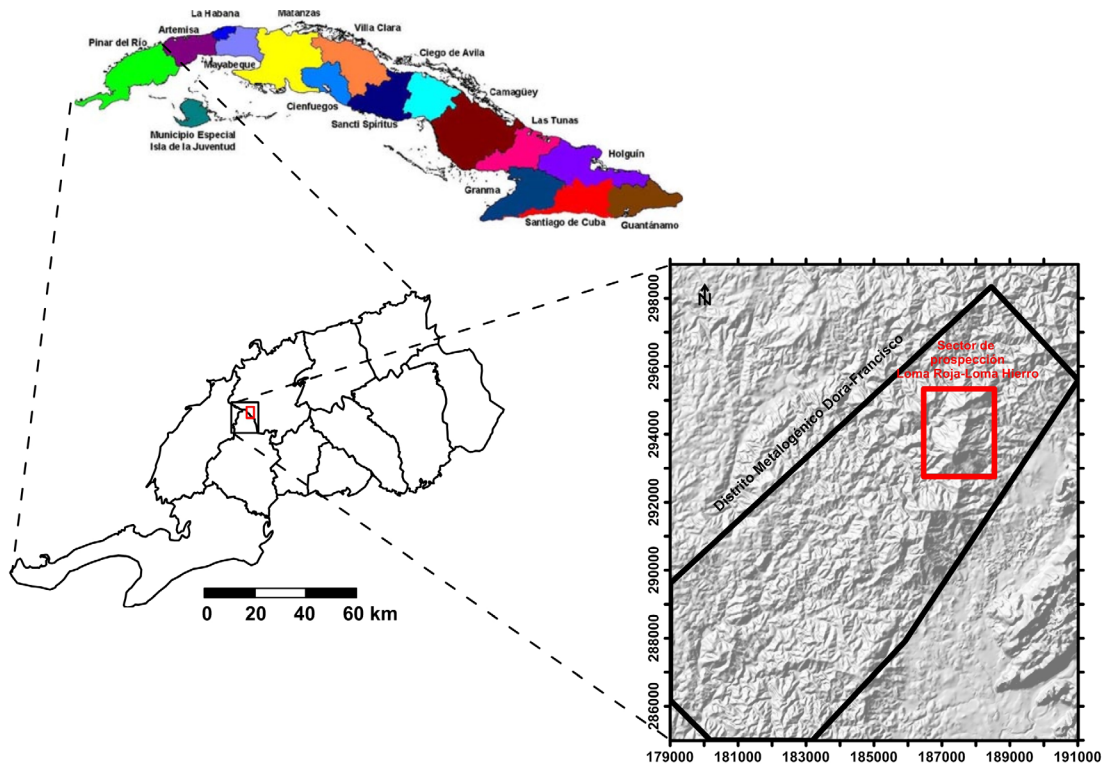


Figura 1. Mapa de ubicación geográfica del sector Loma Roja-Loma Hierro, distrito metalogénico Dora-Francisco, Cuba occidental.

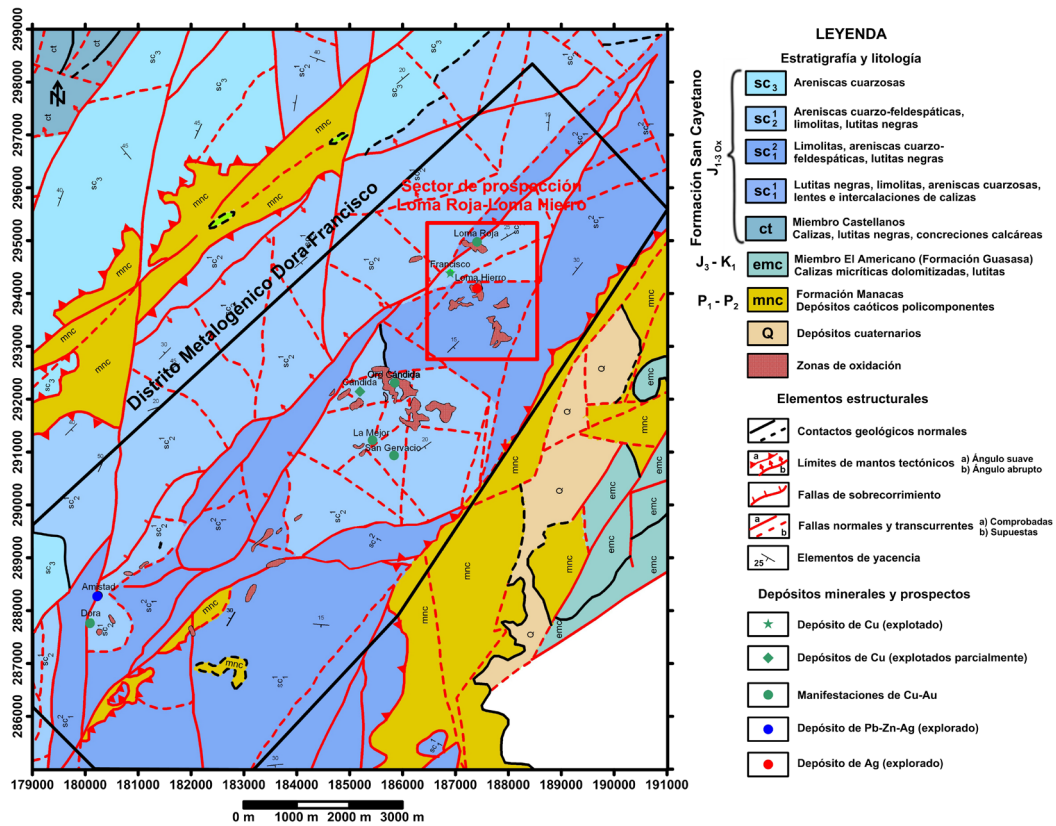


Figura 2. Mapa geológico regional con depósitos y manifestaciones minerales (hoja 3383-II a escala 1:50.000) (tomado de Burov *et al.*, 1986; recopilado y digitalizado por Baldé y Lastra-Rivero, 2018).

### **Preparación y análisis de las muestras de suelos**

Las muestras de suelos fueron preparadas y analizadas por Chemex Labs. (Vancouver, Canadá). La preparación consistió en el secado, disgregación manual y tamizado hasta la obtención de 100 g de la fracción granulométrica inferior a 175  $\mu\text{m}$  (-80-mallas). Esta fracción fue expuesta posteriormente a una descomposición total mediante una mezcla de ácido nítrico-agua regia. Finalmente, se le aplicó espectrometría de emisión atómica con plasma acoplado inductivamente (ICP-AES) para 35 elementos.

### **Estructura de la base de datos**

La estructura de la base de datos incluyó las coordenadas planas de cada punto de muestreo (NAD 27 Cuba Norte), el número de muestra y los contenidos (ppm) de los elementos indicadores y exploradores seleccionados (Ag, As, Ba, Bi, Cu, Pb, Sb y Zn). A los contenidos indefinidos por debajo del límite de detección se les asignó la mitad del valor de este.

### **Procesamiento matemático-estadístico de los datos geoquímicos**

El procesamiento matemático-estadístico de los datos geoquímicos incluyó los resultados analíticos de la totalidad de las muestras de suelo colectadas. Este se desarrolló atendiendo a los pasos siguientes:

**a) Conversión de datos cerrados a datos abiertos:** como paso inicial para el procesamiento de las variables geoquímicas simples (elementos indicadores y exploradores seleccionados) se procedió a la transformación de los datos cerrados a abiertos, como condición indispensable para eliminar las correlaciones espurias. De esta manera, se garantizó la definición de los nexos reales que existen entre las variables geoquímicas simples y, consiguientemente, una certidumbre superior de los resultados derivados de la aplicación de las técnicas estadísticas multivariadas.

Dentro de las técnicas de transformación de datos incluidas en el análisis de datos composicional fue seleccionada la transformación log-cociente aditiva (alr) (Aitchison, 1986).

Para la realización de estas transformaciones se utilizó el programa CoDaPack (v. 2.01), disponible en internet con acceso libre.

**b) Análisis de correlación:** los datos abiertos obtenidos del paso anterior fueron sometidos a un

análisis estadístico bivariado. La determinación de los coeficientes de correlación de Pearson y su representación en forma de matriz permitió estimar los vínculos entre pares de variables geoquímicas, como primera aproximación al establecimiento de asociaciones entre elementos indicadores y exploradores de la mineralización.

**c) Análisis de factores:** con la finalidad de reducir el número de variables geoquímicas a unas pocas que sean representativas de asociaciones de elementos indicadores y exploradores, se decidió aplicar una técnica estadística multivariada: el análisis de factores. En este caso de estudio, se optó por la extracción de dos factores con rotación varimax, lo que corresponde a la perspectiva de asociaciones de elementos indicadores y exploradores vinculadas con la posible existencia de un número equivalente de estilos de mineralización. Las asociaciones de elementos son interpretadas en concordancia con las cargas (*loadings*) en orden de considerar aquellos elementos cuyos valores modulares son superiores a 0,6 en cada factor, mientras las variables geoquímicas complejas representan de estas asociaciones de elementos adquieren valores derivados de las puntuaciones (*scores*) de cada uno de los factores.

**d) Transformación logística fuzzy de las variables geoquímicas complejas:** esta representa una condición apropiada para la clasificación de los valores (puntuaciones) de las variables geoquímicas resultantes de la aplicación del análisis de factores. De esta manera son obtenidos valores más discriminatorios y menos redundantes, lo cual puede ser aprovechado para una separación más efectiva de los valores de fondo y de los valores anómalos.

Con esta finalidad, se procedió a aplicar la expresión del “índice de prospectividad de mineralización geoquímica” (GMPI) (Yousefi *et al.*, 2012, 2014).

$$\text{GMPI} = \frac{e^{\text{PF}}}{1 + e^{\text{PF}}} \quad (1)$$

donde:

PF: puntuación del factor para cada muestra.

De aquí resultan valores en el rango [0-1] que expresan una transformación no lineal de la variable geoquímica compleja.

e) **Variografía y estimación espacial:** para el análisis geoespacial de cada variable geoquímica compleja se realizó el semivariograma experimental, al cual se le ajustan los mejores modelos variográficos. La función variograma ( $\gamma(h)$ ) se expresa como:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2Np(h)} \sum_{i=1}^{Np(h)} [z(x_i) - z(x_i + h)]^2 \quad (2)$$

donde:

$Np(h)$ : número de pares a la distancia  $h$

$h$ : incremento

$Z(x_i)$ : valores experimentales

$X_i$ : localizaciones

Así, los parámetros derivados de los modelos variográficos de mejor ajuste son adoptados para la estimación espacial de los valores de cada variable geoquímica compleja en el espacio no muestreado. Para esto se aplicó el *kriging*, técnica que usa el mejor estimador insesgado lineal (Batista *et al.*, 2002), en el sentido de que el sistema de ecuaciones que tiene que ser resuelto para determinar los coeficientes de la estimación lineal se obtiene bajo las condiciones de que el promedio de los “z” valores estimados es igual al promedio de los datos y el promedio del cuadrado de la diferencia entre las estimaciones y los valores reales se interpreta como mínimo a partir de la realización del modelo de función aleatoria.

De esta manera, a partir de los datos originales de cada una de estas variables geoquímicas complejas se obtuvo una red regular de puntos (20 × 20 m) con valores asignados que responden a su comportamiento espacial, lo cual resulta en una base de datos con valores interpolados que facilita el contorno de diferentes niveles de concentración de la variable geoquímica procesada.

Las diferentes rupturas que se manifiestan en la linealidad de estas gráficas implicaron el ajuste de diferentes ecuaciones, lo cual refleja el carácter multifractal de la variable geoquímica procesada y, consiguientemente, la coexistencia de varios procesos que tienen una expresión espacial definida. De tal manera, en el caso donde se exprese una tetrafractalidad en el intervalo de valores de la variable geoquímica en estudio, para cada una de las dimensiones fractales se definirían las ecuaciones generales siguientes:

$$A (v_{\min} < v \leq v_1) = C_1 v^{-\alpha_2} \quad (3)$$

$$A (v_1 < v \leq v_2) = C_2 v^{-\alpha_2} \quad (4)$$

$$A (v_2 < v \leq v_3) = C_3 v^{-\alpha_3} \quad (5)$$

$$A (v_3 < v \leq v_{\max}) = C_4 v^{-\alpha_3} \quad (6)$$

donde:

$v_1, v_2, v_3, v_4$ : valores límites de concentración de la variable para cada dimensión fractal

$v_{\min}, v_{\max}$ : valores mínimo y máximo de la variable

$\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$ : pendientes de las líneas rectas ajustadas para cada dimensión fractal en un diagrama concentración-área (log-log)

$C_1, C_2, C_3, C_4$ : constantes para cada dimensión fractal

Para el ajuste de las líneas rectas en estos diagramas multifractales se aplica el método de los mínimos cuadrados; la efectividad de este se reconoce mediante el coeficiente de determinación ( $R^2$ ).

### **Construcción de los mapas geoquímicos multielementales**

Los mapas geoquímicos multielementales resultaron de las representaciones gráficas de las anomalías pedo geoquímicas complejas. En este caso, se utilizaron las redes de valores obtenidas como resultado de la interpolación *kriging* de los valores (puntuaciones) de cada variable geoquímica compleja (Factor 1 y Factor 2). Para delimitar las anomalías geoquímicas complejas se utilizan los valores derivados de las rupturas de la linealidad de las dimensiones fractales en los diagramas concentración-área, las cuales son representadas como isolíneas de contenidos anómalos.

### **Resultados**

#### **Coeficientes de correlación de Pearson**

En la matriz de correlación se destacan los resultados de los vínculos bivariados de mayor significación entre los elementos indicadores y exploradores de la mineralización tipo Sedex. Para este procesamiento se utilizaron los datos transformados previamente por la variante log-cociente aditiva (alr) (Tabla 1).

**Tabla 1.** Matriz de correlación.

	alr (Ag)	alr (Ba)	alr (Pb)	alr (Sb)	alr (Zn)	alr (As)	alr (Bi)
alr (Ba)	<b>0,688</b>						
alr (Pb)	<b>0,671</b>	0,443					
alr (Sb)	<b>0,644</b>	0,490	<b>0,608</b>				
alr (Zn)	<b>0,643</b>	0,512	<b>0,686</b>	<b>0,702</b>			
alr (As)	0,417	0,125	<b>0,695</b>	0,571	0,525		
alr (Bi)	0,045	-0,186	0,282	0,174	0,126	0,508	
alr (Cu)	0,298	0,198	0,443	0,529	0,565	<b>0,629</b>	0,464

Convencionalmente fueron marcados los coeficientes de correlación superiores a 0,6.

### Análisis de factores

La aplicación del análisis de factores a los datos geoquímicos abiertos de las variables geoquímicas simples permitió la obtención de las cargas de cada factor y el porcentaje que representa cada una de la varianza total (Tabla 2).

**Tabla 2.** Cargas de los factores (rotación varimax).

Variable geoquímica	Cargas	
	Factor 1	Factor 2
alr (Ag)	<b>0,880</b>	0,117
alr (As)	0,369	<b>0,809</b>
alr (Ba)	<b>0,854</b>	-0,199
alr (Bi)	-0,171	<b>0,842</b>
alr (Cu)	0,326	<b>0,744</b>
alr (Pb)	<b>0,696</b>	0,490
alr (Sb)	<b>0,744</b>	0,397
alr (Zn)	<b>0,781</b>	0,370
% varianza	42,8	31,3

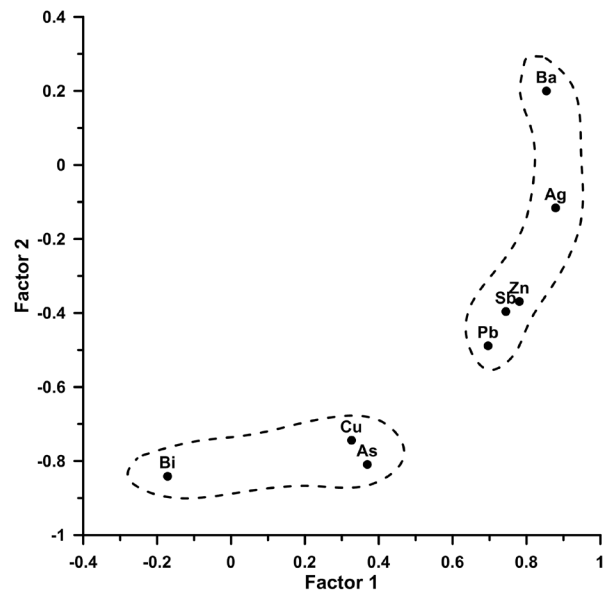
Estos valores permitieron clasificar eficazmente a las variables geoquímicas procesadas, estableciendo así dos asociaciones de elementos que caracterizan los estilos de mineralización vinculados con los depósitos tipo Sedex.

El Factor 1 contabiliza el 42,8% de la varianza total y posee valores de cargas superiores a 0,6 para la plata, bario, plomo, antimonio y cinc, mientras el Factor 2 explica el 31,3% de la varianza total y presenta valores de cargas superiores a 0,6 para el arsénico, bismuto y cobre.

Resulta característica la agrupación contrastante de los elementos indicadores y exploradores en función de las cargas de los factores (Figura 3).

En esta gráfica se reconocen dos alineaciones de elementos: una vertical representada por Ba, Ag, Zn, Sb y Pb con valores elevados de las cargas del Factor 1 y otra horizontal que incluye Bi, Cu y As con valores elevados de las cargas del Factor 2. Es destacable la secuencia de elementos indicadores y exploradores, que comienza en el bario y termina en el bismuto.

Estos resultados refieren la existencia de dos variables geoquímicas complejas, cada una de ellas representativa de una asociación de elementos indicadores y exploradores de la mineralización. Los valores asignados a estas variables geoquímicas complejas están representados por las puntuaciones de cada factor, los cuales son incorporados a la base de datos original.



**Figura 3.** Relación entre las cargas de los factores 1 y 2 derivadas de la aplicación del análisis de factores.



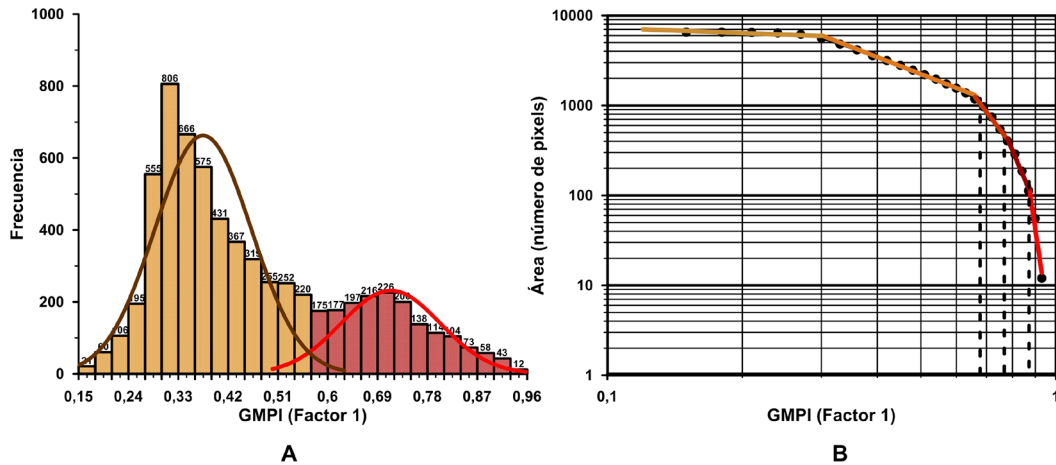
**Análisis estadístico y multifractal**

Los histogramas y diagramas concentración-área de cada una de las variables geoquímicas complejas, previamente transformadas las puntuaciones de los factores con la función logística *fuzzy*, permiten visualizar sus distribuciones estadísticas y comportamientos fractales, respectivamente (Figura 4 y Figura 5).

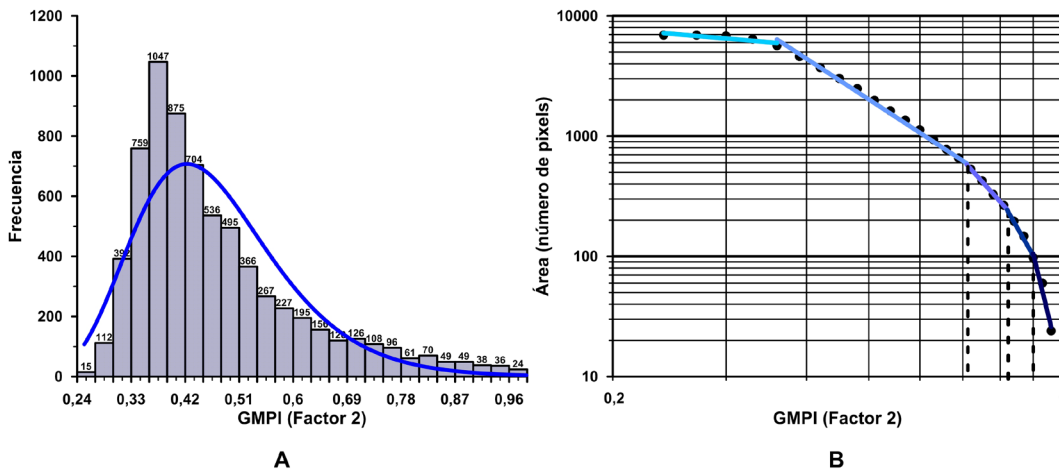
El histograma de la variable geoquímica compleja Factor 1 muestra dos picos que expresan bimodalidad en la distribución estadística de sus valores. El ajuste de curvas que responden a la función gaussiana a ambas partes del histograma indica una clara distinción entre muestras estadísticas representativas de dos poblaciones: una de fondo y otra anómala, ambas consistentes con el modelo de distribución normal; el límite entre ambas se sitúa en un valor de GMPI de 0,57, aproximadamente (Figura 4A). En el histograma

de la variable geoquímica compleja Factor 2 se observa una asimetría hacia la izquierda bien definida; la suposición de que estos datos empíricos responden a un modelo de distribución lognormal se corrobora parcialmente al ajustar la función correspondiente. En este caso no se puede estimar directamente sobre el histograma el límite aproximado entre posibles muestras estadísticas superpuestas pertenecientes a poblaciones diferentes (Figura 5A).

Los diagramas concentración-área permitieron demostrar el carácter multifractal de estas variables geoquímicas complejas y, consiguientemente, el origen desigual de los procesos que dieron lugar a sus variaciones (Figura 4B y 5B). Estas se expresan mediante líneas rectas de pendientes negativas, ajustadas por el método de los mínimos cuadrados (Tabla 3).



**Figura 4. A.** Histograma de frecuencias y **B.** diagrama concentración-área de la variable geoquímica compleja Factor 1 (con transformación logística *fuzzy*).



**Figura 5. A.** Histograma de frecuencias y **B.** diagrama concentración-área de la variable geoquímica compleja Factor 2 (con transformación logística *fuzzy*).

**Tabla 3.** Ecuaciones características para las dimensiones fractales de cada variable geoquímica compleja.

Intervalos	Ecuaciones concentración-área y coeficientes de determinación	
	Factor 1	Factor 2
Fondo bajo	$A = 4730,3489 \cdot v^{-0,1870}$ (0,15 < v ≤ 0,30) R <sup>2</sup> = 0,6962	$A = 3599,66 \cdot v^{-0,44468}$ (0,24 < v ≤ 0,36) R <sup>2</sup> = 0,7151
Fondo alto	$A = 581,0542 \cdot v^{-1,9438}$ (0,30 < v ≤ 0,66) R <sup>2</sup> = 0,9976	$A = 179,9975 \cdot v^{-3,4381}$ (0,36 < v ≤ 0,71) R <sup>2</sup> = 0,9931
Nivel anómalo bajo	$A = 82,8424 \cdot v^{-6,5244}$ (0,66 < v ≤ 0,78) R <sup>2</sup> = 0,9896	$A = 80,1370 \cdot v^{-5,7167}$ (0,71 < v ≤ 0,82) R <sup>2</sup> = 0,9997
Nivel anómalo medio	$A = 23,2279 \cdot v^{-11,7016}$ (0,78 < v ≤ 0,87) R <sup>2</sup> = 0,9891	$A = 41,3281 \cdot v^{-8,9377}$ (0,82 < v ≤ 0,90) R <sup>2</sup> = 0,9947
Nivel anómalo alto	$A = 1,2118 \cdot v^{-33,5548}$ (0,87 < v ≤ 0,93) R <sup>2</sup> = 0,9551	$A = 5,1892 \cdot v^{-29,7773}$ (0,90 < v ≤ 0,96) R <sup>2</sup> = 0,9305

Las funciones exponenciales representadas por las dos primeras líneas son interpretadas como dimensiones fractales representativas del fondo geoquímico (bajo y alto). Las tres restantes se identifican como dimensiones fractales que caracterizan diferentes niveles de

intensidad de las anomalías pedogeoquímicas, por lo que los valores que marcan la ruptura o inflexión de estas linealidades representan los umbrales anómalos (Tabla 4).

**Tabla 4.** Umbrales anómalos estimados por modelación multifractal concentración-área para las variables geoquímicas complejas (con transformación logística *fuzzy*).

Umbrales anómalos	Variables geoquímicas complejas	
	Factor 1 (Ba-Ag-Zn-Sb-Pb)	Factor 2 (Bi-Cu-As)
Ca <sub>1</sub>	0,66	0,70
Ca <sub>2</sub>	0,78	0,81
Ca <sub>3</sub>	0,87	0,90

Estos resultados constituyen la base para la delimitación y caracterización integral de las diferentes anomalías pedogeoquímicas complejas.

#### **Variografía y mapas geoquímicos multielementales**

Los variogramas de las variables geoquímicas complejas y los mapas geoquímicos multielementales resultantes de este comportamiento geoestadístico constituyen la expresión gráfica de la composición, naturaleza y disposición espacial de las anomalías pedogeoquímicas complejas y los vínculos que establecen con los estilos de mineralización (Figuras 6 y 7).

#### **Discusión**

La aplicación conjunta del análisis de correlación y el análisis de factores a los datos abiertos de las variables geoquímicas simples permitió una clasificación más integral y efectiva de los vínculos existentes entre elementos indicadores y exploradores.

Al analizar los coeficientes de correlación de Pearson se aprecian enlaces de interés entre pares de variables geoquímicas que evidencian vínculos con la mineralización tipo Sedex. Resultan destacables las asociaciones Ag-(Ba-Pb-Sb-Zn), Pb-(Sb-Zn-As)

y Zn-Sb, representativas del estilo de mineralización estratiforme piritó-polimetálico; también se manifiesta una correlación Cu-As alta, representativa del estilo de mineralización de *stockwork* cuarzo-cuprífero.

El resultado anterior se complementa con los derivados de la aplicación del análisis de factores. Las asociaciones de elementos indicadores y exploradores reveladas a partir de las cargas de cada factor han sido interpretadas con los estilos de mineralización ya declarados. En este caso, se interpreta al Factor 1 como la variable geoquímica compleja representativa del estilo de mineralización estratiforme piritó-polimetálico (asociación Ba-Ag-Zn-Sb-Pb), mientras que el Factor 2 representa al estilo de mineralización de *stockwork* cuarzo-cuprífero (asociación Bi-Cu-As). Esto confirma la validez de esta

técnica para la clasificación de las variables geoquímicas en función de la mineralización que representan.

Como criterio geoquímico adicional derivado de estos resultados, se obtiene una serie de zonalidad de elementos indicadores y exploradores que responde al análisis integrado de los coeficientes de correlación (Tabla 1) y a las cargas de los factores (Tabla 2, Figura 3). Esta se expresa como: (Ba-Ag-Zn-Sb-Pb) - (As-Cu-Bi).

La evaluación de las funciones obtenidas para cada dimensión fractal en los diferentes umbrales anómalos definidos ofrece una perspectiva acerca del área que delimitan y la proporción que representan las anomalías pedo geoquímicas respecto al área total investigada (Tabla 5).

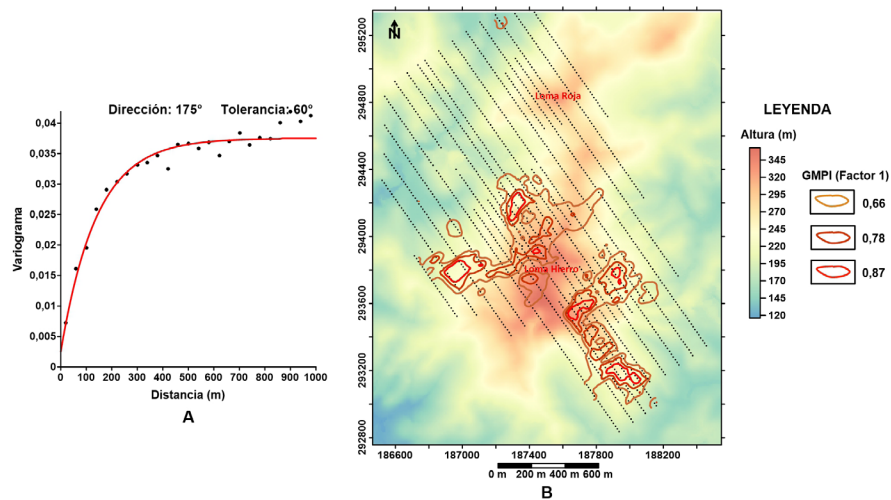


Figura 6. A. Variograma experimental (con ajuste de modelo exponencial) y B. mapa pedo geoquímico de la variable geoquímica compleja Factor 1 (con transformación logística fuzzy).

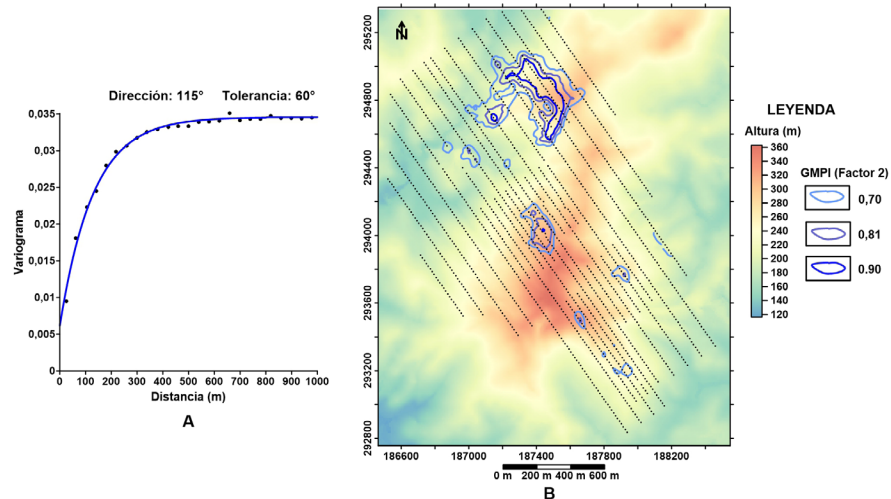


Figura 7. A. Variograma experimental (con ajuste de efecto pepita y modelo exponencial) y B. mapa pedo geoquímico de la variable geoquímica compleja Factor 2 (con transformación logística fuzzy).

**Tabla 5.** Áreas delimitadas por los umbrales anómalos para las variables geoquímicas complejas Factor 1 y Factor 2.

Umbrales anómalos	Área (Factor 1)		Área (Factor 2)	
	N.º pixels	%	N.º pixels	%
Ca <sub>1</sub>	1184	18,05	664	10,12
Ca <sub>2</sub>	404	6,16	267	4,07
Ca <sub>3</sub>	113	1,72	103	1,57

Mediante este análisis se demuestra que la variable geoquímica compleja Factor 1 manifiesta una dispersión geoquímica más amplia, lo cual se expresa en la amplitud de la zona anómala y la predominancia de valores anómalos con niveles de intensidad bajo; esto se corresponde con el elevado nivel de exposición de los cuerpos minerales y la aureola de dispersión primaria a la acción de los agentes supergénicos. Mientras tanto, la variable geoquímica compleja Factor 2 ocupa una zona anómala con dimensión notablemente inferior, pero en la que predomina el nivel de intensidad superior; se presupone que esto se relaciona con una tendencia más limitada a la dispersión geoquímica de sus componentes y a un nivel de aflorabilidad insuficiente de la aureola de dispersión primaria, lo cual resultó en un aporte escaso de los elementos que la constituyen al ambiente superficial y, consiguientemente, a la formación de la anomalía pedogeoquímica compleja.

La modelación variográfica de la variable geoquímica compleja Factor 1 (Ba-Ag-Zn-Sb-Pb) resulta de gran complejidad estructural; esta es la primera evidencia de un comportamiento geoespacial irregular. No obstante, se logra el mejor ajuste de un modelo exponencial caracterizado por una meseta de 0,036, un alcance de 130 m y una anisotropía de 2, para una dirección de 175° (Figura 6A). Esto hace posible que los resultados de la aplicación del estimador espacial *kriging* sean los más efectivos y conduzcan finalmente a la construcción del mapa pedogeoquímico multielemental de la variable geoquímica compleja Factor 1 (Figura 6B).

La interpretación de estos resultados permite valorar que en la mitad meridional de este sector se manifiesta una amplia distribución de anomalías pedogeoquímicas de Ba-Ag-Zn-Sb-Pb, representativas de un corte erosivo que alcanza la mineralización estratiforme. Estas anomalías se extienden en las laderas noroeste y sureste de esta elevación, asociadas a los depósitos deluviales y coluviales, por lo que puede suponerse que experimentaron un desplazamiento lateral más o menos notable; estos efectos tienen una connotación

específica en el comportamiento geoespacial de esta variable geoquímica, ya declarado en el estudio variográfico y corroborado con la distribución y morfometría irregulares reflejadas en el mapa pedogeoquímico multielemental. Así, algunos centros anómalos de intensidad media-alta, ubicados a distancias significativas de la elevación máxima e irregularmente distribuidos, atestiguan que la zona mineralizada con la que se vinculan está muy fracturada y afectada por procesos erosivos. Esta exposición a los agentes supergénicos provoca el enriquecimiento en plata de las zonas de oxidación y *gossans* colindantes a la elevación Loma Hierro, a expensas de la lixiviación parcial de otros elementos principales formadores de la mineralización sulfurosa primaria, tales como el plomo y el cinc.

La modelación variográfica de la variable geoquímica compleja Factor 2 (Bi-Cu-As) permite apreciar la existencia de una estructura espacial bastante regular, que permite el ajuste de un modelo exponencial con efecto de pepita, una meseta de 0,02841, un alcance de 130 m y una anisotropía de 1,452, para una dirección de 115° (Figura 7A). Este sirvió de base para la estimación espacial efectiva de sus valores mediante el estimador espacial *kriging* y la construcción del mapa geoquímico multielemental correspondiente (Figura 7B). El análisis de estos resultados permite comprobar el contraste espacial y geoquímico que presentan las anomalías pedogeoquímicas complejas de Bi-Cu-As (Factor 2) respecto a las descritas anteriormente. Su manifestación fundamental ocurre en la porción septentrional del sector, y se desarrolla principalmente en las laderas de la elevación Loma Roja, a consecuencia de la dispersión geoquímica de estos elementos como resultado de la meteorización de la aureola de dispersión primaria; esta se presenta en forma de herradura hacia la ladera suroeste de esta elevación, con un centro anómalo de intensidad media-alta que se extiende en dirección noroeste-sureste transversal a la estructura geológica. En sus extremos se manifiestan prolongaciones perpendiculares a esta dirección predominante, principalmente extendido en

un ramal de baja intensidad en su extremo norte. La presencia del arsénico como elemento explorador que forma parte de esta anomalía pedogeoquímica compleja constituye un indicador de las potencialidades de enriquecimiento en oro dentro de la zona que marca sus intensidades superiores.

Asimismo, se estima que el corte de erosión está situado directamente por encima de la mineralización de *stockwork* cuarzo-cuprífera que yace en profundidad; esto se constituye en un índice apropiado para la proyección de perforaciones orientadas a interceptar las aureolas de dispersión primarias y cuerpos minerales en profundidad.

### Conclusiones

La transformación de los datos geoquímicos originales mediante el análisis de datos composicionales, previo a la aplicación del análisis de correlación y análisis de factores, contribuyó a una mayor efectividad en la correlación de estos datos. Se comprobó que la variante más favorable para esta situación fue la transformación log-cociente aditiva (alr), la cual resultó consistente con los resultados obtenidos de los procesamientos estadísticos realizados con posterioridad.

La combinación del análisis de correlación y el análisis de factores propició un análisis más efectivo e integral de los vínculos existentes entre los datos abiertos de las variables geoquímicas procesadas. En correspondencia con esto, pudo estimarse que la variable geoquímica compleja Factor 1 (Ba-Ag-Zn-Sb-Pb) está asociada al estilo de mineralización estratiforme pirito-polimetálico, mientras la variable geoquímica compleja Factor 2 (Bi-Cu-As) se relaciona con el estilo de mineralización de *stockwork* cuarzo-cuprífero. También se obtuvieron criterios para la definición de una serie de zonalidad geoquímica, en la que se expresan las posiciones espaciales de las anomalías geoquímicas de los diferentes elementos indicadores y exploradores de la mineralización.

La modelación fractal concentración-área demostró ser efectiva para la delimitación de las anomalías pedogeoquímicas complejas, así como en la caracterización de la naturaleza de cada una en relación con los estilos de mineralización que representan.

El estudio variográfico permitió demostrar las particularidades del comportamiento espacial de las variables geoquímicas complejas, sobre la base de los parámetros geoestadísticos que las distinguen.

Estos resultados se correlacionan con los derivados del estudio de la estructura geológica del sector, sus vínculos con los dos estilos de mineralización y el control geomorfológico asociado a este tipo de depósito mineral. Se destaca la elevada complejidad de la estructura geoespacial de la variable compleja Factor 1, lo que tiene su expresión en las irregularidades en la disposición espacial y en la estructura de las anomalías pedogeoquímicas complejas que representa, resultante de los procesos erosivos que actuaron sobre estas y los cuerpos minerales oxidados que afloran.

Se aprecia una clara distinción entre la naturaleza, morfología y disposición espacial de las anomalías pedogeoquímicas complejas que se desarrollan en las zonas meridional y septentrional del sector. Así, en las laderas noroeste y sureste de la elevación Loma Hierro se desarrollan anomalías pedogeoquímicas de Ba-Ag-Zn-Sb-Pb (Factor 1) con formas y disposición espacial irregulares, mientras al suroeste de la elevación Loma Roja se presenta una anomalía pedogeoquímica de Bi-Cu-As (Factor 2) en forma de herradura y que se prolonga preferentemente en dirección sureste-noroeste.

Los mapas pedogeoquímicos obtenidos constituyen evidencias geoquímicas que están en condiciones de ser combinadas con otros mapas de evidencias para la creación de un mapa de prospectividad mineral basado en la integración logística *fuzzy*.

### Agradecimientos

Los autores desean dejar constancia de su agradecimiento a la Asociación Económica Holmer Gold Mines Limited - Geominera S. A. por haber proporcionado los datos geoquímicos utilizados en este trabajo. Lo hacemos extensivo también al Departamento de Geología de la Universidad de Pinar del Río por las facilidades brindadas para el procesamiento e interpretación de la información geológica y geoquímica disponible.

### Referencias

- Aitchison, J. (1986). *The Statistical Analysis of Compositional Data*. Chapman and Hall.
- Ali, K.; Cheng, Q.; Li, W.; Chen, Y. (2006). Multi-element association analysis of stream sediment geochemistry data for predicting gold deposits in south-central Yunnan Province, China. *Geochemistry: Exploration*,

- Environment, Analysis*, 6(4), 341-348. <https://doi.org/10.1144/1467-7873/06-109>
- Baldé, A.; Lastra-Rivero, J.F. (2018). Aplicación integrada de la estadística multivariada y análisis fractal a datos litogeoquímicos en el distrito metalogénico Dora-Francisco, Pinar del Río. *Minería y Geología*, 34(2), 140-154.
- Batista, A.C.; Ferreira da Silva, E.A.; Azevedo, M.C.C.; Sousa, A.J.; Cardoso-Fonseca, E. (2002). Soil data analysis from central Portugal by Principal Component Analysis and geostatistical techniques. *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 2(1), 15-25. <https://doi.org/10.1144/1467-787302-002>
- Burov, V.; Martínez, D.; Jusainov, Y.; Fernández, R.; Derbenev, V.; Uspensky, A. (1986). Informe sobre los trabajos de levantamiento geológico a escala 1:50 000 realizados en la parte occidental de la provincia Pinar del Río (hojas 3382-I, IV; 3383-I, II, II; 3482-IV-a, c; 3483-III-c). Oficina Nacional de Recursos Minerales. La Habana.
- Carranza, E.J.M. (2009). Fractal analysis of geochemical anomalies. In: *Geochemical Anomaly and Mineral Prospectivity Mapping in GIS* (pp. 85-114). Chapter 4. Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S1874-2734\(09\)70008-7](https://doi.org/10.1016/S1874-2734(09)70008-7)
- Carranza, E.J.M. (2010a). Mapping of anomalies in continuous and discrete fields of stream sediment geochemical landscapes. *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 10(2), 171-187. <https://doi.org/10.1144/1467-7873/09-223>
- Carranza, E.J.M. (2010b). Catchment basin modelling of stream sediment anomalies revisited: incorporation of EDA and fractal analysis. *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 10(4), 365-381. <https://doi.org/10.1144/1467-7873/09-224>
- Carranza, E.J.M. (2011). Analysis and mapping of geochemical anomalies using logratio-transformed stream sediment data with censored values. *Journal of Geochemical Exploration*, 110(2), 167-185. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2011.05.007>
- Egozcue, J.J.; Pawlowsky-Glahn, V.; Mateu-Figueras, G.; Barceló-Vidal, C. (2003). Isometric logratio transformations for compositional data analysis. *Mathematical Geology*, 35(3), 279-300. <https://doi.org/10.1023/A:1023818214614>
- Galletti, A.; Maratea, A. (2017). Mapping the reliability of the additive log-ratio transformation. *International Journal of Internet Technology and Secured Transactions*, 7(1), 71-87. <https://doi.org/10.1504/IJITST.2017.085736>
- Ghasemzadeh, S.; Maghsoudia, A.; Yousefi, M.; Mihalaskyc, M.J. (2019). Stream sediment geochemical data analysis for district-scale mineral exploration targeting: Measuring the performance of the spatial U-statistic and C-A fractal modeling. *Ore Geology Reviews*, 113, 103115. <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2019.103115>
- Good, I.J. (1983). The philosophy of exploratory data analysis. *Philosophy of Science*, 50(2), 283-295. <https://doi.org/10.1086/289110>
- Huang, J.; Zhao, P. (2015). Application of a multifractal model for identification of Cu, Au and Zn anomalies in Western Yunnan, Southwestern China. *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 15(1), 54-61. <https://doi.org/10.1144/geochem2014-286>
- Khammar, F.; Yousefi, S.; Joonaghani, S.A. (2021). Analysis of lithogeochemical data using log-ratio transformations and C-A fractal to separate geochemical anomalies in Tak-Talar, Iran. *Arabian Journal of Geosciences*, 14(8), 686. <https://doi.org/10.1007/s12517-021-06920-y>
- Lima, A.; Plant, J.A.; De Vivo, B.; Tarvainen, T.; Albanese, S.; Cicchella, D. (2008). Interpolation methods for geochemical maps: a comparative study using arsenic data from European stream waters. *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 8(1), 41-48. <https://doi.org/10.1144/1467-7873/07-146>
- Miesch, A.T. (1981). Estimation of the geochemical threshold and its statistical significance. *Journal of Geochemical Exploration*, 16(1), 49-76. [https://doi.org/10.1016/0375-6742\(81\)90125-4](https://doi.org/10.1016/0375-6742(81)90125-4)
- Nazarpour, A.; Omran, N.R.; Paydar, G.R.; Sadeghi, B.; Matroud, F.; Nejad, A.M. (2015). Application of classical statistics, logratio transformation and multifractal approaches to delineate geochemical

- anomalies in the Zarshuran gold district, NW Iran. *Geochemistry*, 75(1), 117-132. <https://doi.org/10.1016/j.chemer.2014.11.002>
- Panahi, A.; Cheng, Q.; Bonham-Carter, G.F. (2004). Modelling lake sediment geochemical distribution using principal component, indicator kriging and multifractal power spectrum analysis: a case study from Gowganda, Ontario. *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 4(1), 59-70. <https://doi.org/10.1144/1467-7873/03-023>
- Reimann, C.; Filzmoser, P.; Garrett, R.G. (2002). Factor analysis applied to regional geochemical data: problems and possibilities. *Applied Geochemistry*, 17(3), 185-206. [https://doi.org/10.1016/S0883-2927\(01\)00066-X](https://doi.org/10.1016/S0883-2927(01)00066-X)
- Sinclair, A.J. (1974). Selection of threshold values in geochemical data using probability graphs. *Journal of Geochemical Exploration*, 3(2), 129-149. [https://doi.org/10.1016/0375-6742\(74\)90030-2](https://doi.org/10.1016/0375-6742(74)90030-2)
- Sinclair, A.J. (1991). A fundamental approach to threshold estimation in exploration geochemistry: probability plots revisited. *Journal of Geochemical Exploration*, 41(1-2), 1-22. [https://doi.org/10.1016/0375-6742\(91\)90071-2](https://doi.org/10.1016/0375-6742(91)90071-2)
- Stanley, C.R.; Sinclair, A.J. (1987). Anomaly recognition for multi-element geochemical data: A background characterization approach. *Journal of Geochemical Exploration*, 29(1-3), 333-353. [https://doi.org/10.1016/0375-6742\(87\)90085-9](https://doi.org/10.1016/0375-6742(87)90085-9)
- Stanley, C.R.; Sinclair, A.J. (1989). Comparison of probability plots and the gap statistic in the selection of thresholds for exploration geochemistry data. *Journal of Geochemical Exploration*, 32(1-3), 355-357. [https://doi.org/10.1016/0375-6742\(89\)90076-9](https://doi.org/10.1016/0375-6742(89)90076-9)
- Tripathi, V.S. (1979). Factor analysis in geochemical exploration. *Journal of Geochemical Exploration*, 11(3), 263-275. [https://doi.org/10.1016/0375-6742\(79\)90004-9](https://doi.org/10.1016/0375-6742(79)90004-9)
- Yousefi, M.; Kamkar-Rouhani, A.; Carranza, E.J.M. (2012). Geochemical mineralization probability index (GMPI): A new approach to generate enhanced stream sediment geochemical evidential map for increasing probability of success in mineral potential mapping. *Journal of Geochemical Exploration*, 115, 24-35. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2012.02.002>
- Yousefi, M.; Kamkar-Rouhani, A.; Carranza, E.J.M. (2014). Application of staged factor analysis and logistic function to create a fuzzy stream sediment geochemical evidence layer for mineral prospectivity mapping. *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 14(1), 45-58. <https://doi.org/10.1144/geochem2012-144>
- Yuan, F.; Li, X.; Zhou, T.; Deng, Y.; Zhang, D.; Xu, C.; Zhang, R.; Jia, C.; Jowitt, S.M. (2015). Multifractal modelling-based mapping and identification of geochemical anomalies associated with Cu and Au mineralisation in the NW Junggar area of northern Xinjiang Province, China. *Journal of Geochemical Exploration*, 154, 252-264. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2014.11.015>
- Zhao, J.; Chen, S.; Zuo, R. (2017). Identification and mapping of litho-geochemical signatures using staged factor analysis and fractal/multifractal models. *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*, 17(3), 239-251. <https://doi.org/10.1144/geochem2016-013>
- Zhao, J.; Wang, W.; Cheng, Q.; Agterberg, F. (2016). Mapping of Fe mineral potential by spatially weighted principal component analysis in the eastern Tianshan mineral district, China. *Journal of Geochemical Exploration*, 164, 107-121. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2015.11.004>
- Zheng, C.; Liu, P.; Luo, X.; Wen, M.; Huang, W.; Liu, G.; Wu, X.; Chen, Z.; Albanese, S. (2021). Application of compositional data analysis in geochemical exploration for concealed deposits: A case study of Ashele copper-zinc deposit, Xinjiang, China. *Applied Geochemistry*, 130, 104997. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2021.104997>
- Ziaii, M.; Carranza, E.J.M.; Ziaei, M. (2011). Application of geochemical zonality coefficients in mineral prospectivity mapping. *Computers & Geosciences*, 37(12), 1935-1945. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2011.05.009>
- Zuo, R. (2014). Identification of geochemical anomalies associated with mineralization in

the Fanshan district, Fujian, China. *Journal of Geochemical Exploration*, 139, 170-176. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2013.08.013>

Zuo, R.; Xia, Q.; Wang, H. (2013). Compositional data analysis in the study of integrated geochemical anomalies associated with mineralization. *Applied Geochemistry*, 28, 202-211. <https://doi.org/10.1016/j.apgeochem.2012.10.031>

Zuo, R.; Wang, J. (2016). Fractal/multifractal modeling of geochemical data: A review. *Journal of Geochemical Exploration*, 164, 33-41. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2015.04.010>

---

---

Fecha de recibido: 23 de junio de 2020  
Fecha de aprobado: 18 de marzo de 2022

---

---