

ANÁLISIS GEOESTADÍSTICO PARA LA ESTIMACIÓN ORO Y COBRE EN DEPÓSITOS DE TIPO PÓRFIDO

**Rudis María Arrieta
Ojeda**

Universidad de San Buenaventura
seccional Medellín
rudismar@gmail.com

**Ricardo Alexei Sánchez
Galvis**

Universidad de San Buenaventura
seccional Medellín
alex8y10@yahoo.es

**Libardo Antonio
Londoño Ciro**

Universidad de San Buenaventura
seccional Medellín
libaranto@gmail.com

(Tipo de Artículo: Investigación. Recibido el 21/11/2014. Aprobado el 10/12/2014)

RESUMEN

El objetivo del presente estudio es crear mapas de predicción, haciendo uso de la metodología geoestadística basada en la interpolación del Kriging Ordinario para identificar los patrones espaciales de cobre y oro en el depósito tipo pórfido. Para ello, se han tomado datos reales de un estudio exploratorio ubicado en el suroccidente del municipio de Titiribí, Antioquia.

Palabras Claves. Geoestadística, kriging, Depósito tipo pórfido.

GEOSTATISTICAL ANALYSIS FOR ESTIMATING GOLD AND COPPER IN PORPHYRY DEPOSITS

ABSTRACT

The aim of this study is to create prediction maps of copper and gold porphyry deposits using the geostatistical interpolation methodology of Kriging for regular spatial patterns. Real data coming from a study site located in Titiribí (Antioquia-Colombia) have been taken in order to achieve that.

Keywords. Geostatistics, Kriging, Porphyry Deposit

Analyse géostatistique pour l'estimation d'or et cuivre dans dépôts de type porphyre

Résumé

L'objectif de cette étude est de créer cartes de prédiction, en utilisant la méthodologie géostatistique en se basant sur l'interpolation du krigeage ordinaire pour identifier les patrons spatiaux de cuivre et d'or dans le dépôt de type porphyre. On a pris des données réelles d'une étude exploratoire réalisé dans le sud occident de la commune de Titiribí (Antioquia-Colombie).

Mots-clés. Géostatistique, krigeage, dépôts de type porphyre.

1. INTRODUCCIÓN

El conocimiento de los patrones de distribución espacial de los minerales es de suma importancia para los procesos de extracción, en la medida en que podrían reducir costos económicos y ambientales.

Los yacimientos geológicos muestran características no lineales como venas, canales o pliegues que dan lugar a las anisotropías espaciales complejas que son difíciles de modelar con las técnicas geoestadísticas disponibles en la actualidad [1].

En Colombia existen importantes indicios de depósitos de oro tipo pórfido, similares a los que se encuentran en Chile y Perú, donde la economía principal se basa en la minería a cielo abierto de oro, cobre y plata. En el siglo XVII, Colombia era el principal exportador de oro en las Américas; pero debido al conflicto armado que ha perdurado desde aquel tiempo la exploración de recursos minerales se vio interrumpida y los avances en minería se redujeron a un nivel artesanal, lo que ha permitido conservar parte de los recursos intactos. Esto convierte al país en un gran atractivo para las multinacionales mineras.

A pesar de que el sector minero aportó de manera significativa a la economía del virreinato y posteriormente a la de la república, este se ha caracterizado por su estancamiento y atraso tecnológico, con implicaciones de baja productividad con respecto al potencial real, además de complejos conflictos sociales y ambientales [2, 3].

De las 3 cordilleras existentes en el territorio Colombiano, la Cordillera Central es geológicamente la más compleja, pues comprende los sedimentos continentales del Terciario, secuencias volcánicas intrusivas y extrusivas del Cretácico y esquistos del Paleozoico. Estos han sido objeto de múltiples fases de plegamiento, fallas, metamorfismo y la intrusión de batolitos y suites de pórfidos de dacita las cuales elevan y aportan metales propios de estos sistemas de borde de placas tectónicas [4]

Los pórfidos se emplazan cerca de intrusiones terciarias. Estos se componen de una roca homogénea de aproximadamente 600 m o más de diámetro, generalmente dioritas que contienen oro y otros metales en forma "diseminada". Las cantidades de oro son pocas pero constantes y extensas a lo largo de las rocas y son susceptibles obviamente de extracción solo por minería pesada [5].

Los métodos de interpolación espacial ofrecen una alternativa para el estudio de la distribución espacial de la concentración de minerales. En particular los métodos geoestadísticos se constituyen en una técnica efectiva y eficiente, dado que permiten determinar zonas o anomalías (minerales en este caso), que son posiblemente, fuentes de mayores recursos minerales

para un proyecto de exploración minera.

2. GENERALIDADES

El área de estudio está ubicada en el municipio de Titiribí, suroeste antioqueño, en el flanco occidental de la Cordillera Central, a una altura sobre el nivel del mar de 1.550 m. En las coordenadas, 6° 4' 6.51" N y 75° 48' 12.75" W con una temperatura promedio de 21°C. En su orografía presenta como puntos sobresalientes: Altos de la María, la Candela, Corcovado y Caracol. El área de estudio está bañada por el río Cauca y las quebradas Sinifaná y Amagá, con sus respectivos afluentes. Ver figura 1.

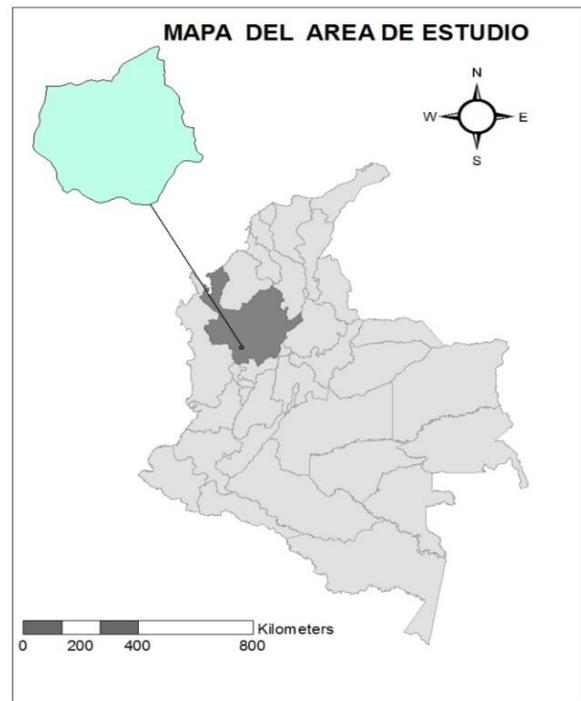


Fig. 1 Localización del área de estudio

3. ESTUDIOS PREVIOS

Previo a las perforaciones, se realizaron diferentes fases de exploración con el fin de tener total certeza en la obtención de la información existente. Estas fases de exploración involucraron estudios geofísicos, cartografía geológica superficial y muestreos de suelos. Estos últimos son los que definen en realidad las anomalías superficiales más importantes generando un mapa de anomalías geoquímicas. Para la elaboración de este mapa se seleccionó un área donde se hizo una malla de muestreo superficial y se tomaron muestras de suelo sistemáticamente cada 40 m. sobre una línea recta. Estas líneas de muestreo se encuentran separadas 100 m. unas de otras y las muestras de suelo se toman a 90 cm de profundidad. Como se muestra en la figura 2.

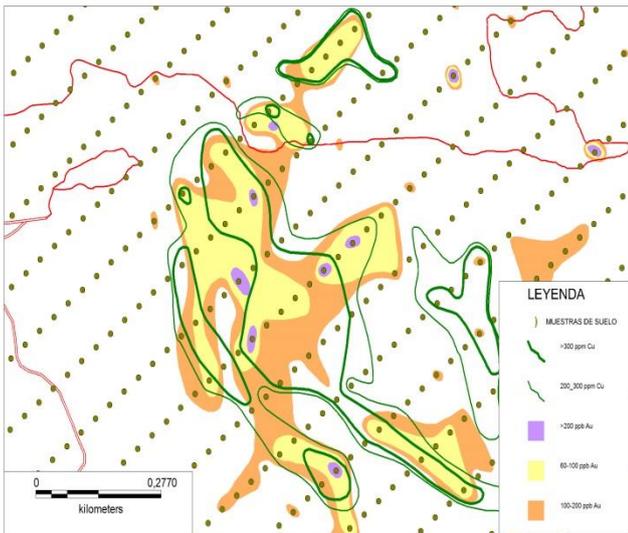


Fig. 2 Muestreo de suelos y mapa de anomalías

Las muestras se enviaron al laboratorio donde se obtuvieron los valores de los elementos para cada muestra, cada una de ellas localizadas espacialmente en una rejilla superficial. En laboratorio se realizaron ensayos al fuego para el oro y un ICP (fuente de Plasma de Acoplamiento Inductivo) para otros 30 elementos sobre la misma muestra.

Con los datos obtenidos, se elaboraron modelos de autocorrelación espacial que representan la variabilidad del dato con respecto a su valor medio y la distancia, lo que permite la elaboración de mapas de anomalías superficiales con los cuales se puede analizar el patrón espacial del mineral y optimizar de esta forma los procesos de exploración a seguir, como son las perforaciones con diamantina, ilustradas en la figura 3.

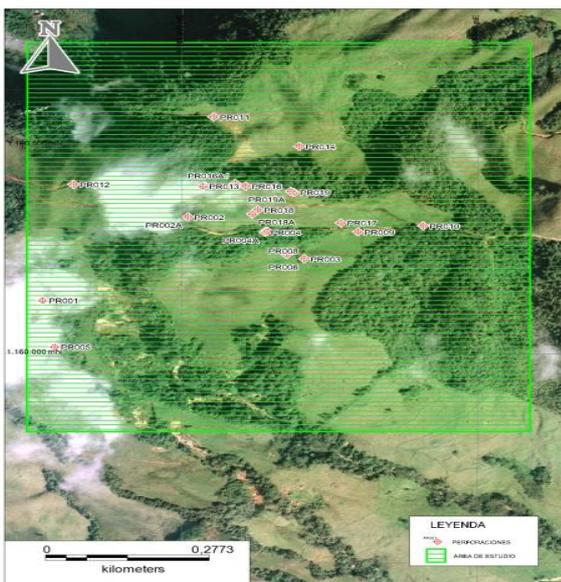


Fig. 3 Ubicación de Perforaciones

4. METODOLOGÍA

En la elaboración de este trabajo se tuvo en cuenta la base de datos que considera los resultados de laboratorio de 284 muestras que contenían oro, y 713 muestras que contenían cobre. Las variables de estudio corresponden a Au y Cu y constituyen los parámetros utilizados para la generación de mapas de predicción en la zona de interés. Para la realización de análisis geoestadísticos se hace necesario cumplir con los principios de estacionariedad [8], con el fin de hacer un análisis exploratorio y estructural de los datos. El análisis exploratorio puede identificar: valores extremos, la normalidad de los datos o su normalización mediante transformaciones, la evaluación de la distribución de las variables y la existencia de correlaciones entre ellas. Luego, en el análisis estructural se ajustaron los modelos teóricos para representar la correlación espacial entre los datos (semivariogramas), y mediante técnicas de interpolación espacial, tal como kriging ordinario (KO), fue posible obtener mapas de estimación para las concentraciones de Au y Cu que representan la distribución espacial de las variables objeto de estudio. En general, se tuvieron en cuenta dos criterios en el análisis: i) un criterio general que dividió los rangos de Au y Cu en tres (altos, medios y bajos) y ii) valores de profundidad de las muestras usando la variable z; así, para rangos más profundos estas se clasifican en valores menores, medios y mayores. Bajo este segundo criterio, se analizaron también los valores de Au mayores a 1000 PPB y Cu mayores a 1500 PPM. En total, se analizaron seis (6) grupos de datos bajo el primer criterio y ocho (8) grupos de datos bajo el segundo criterio. Solo se seleccionaron dos (2) grupos que cumplen con el parámetro de confiabilidad, Au con rango entre 300-500 del primer criterio y Cu con rango <1500 msnm del segundo criterio. Ver tabla 1. Bajo el principio de estacionariedad, los dos grupos de valores estimados muestran altas confiabilidades. Para el análisis estadístico se usó el módulo Geostatistical Analyst de ArcGis 10®.

Tabla 1. Criterios y credibilidad para rangos de Au y Cu

CRITERIO	ELEMENTO	RANGO	unidades	MODELO	CONFIABILIDAD
PRIMERO	Au	300-500	ppm	HOLE EFECT	64,5168300
		500-1000	ppm	HOLE EFECT	42,7670442
		>1000	ppm	J-BESSEL	-371,221833
	Cu	800-1000	ppb	GAUSS	57,3911687
		1000-1500	ppb	J-BESSEL	54,5091523
SEGUNDO	Au	<1900	msnm	K-BESSEL	48,9002478
		1900-2000	msnm	K-BESSEL	-55,1847045
		>2000	msnm	RAT. CUAD.	47,4854347
		>1000	ppm	J-BESSEL	-371,221833
	Cu	<1900	msnm	K-BESSEL	67,7430991
		1900-2000	msnm	J-BESSEL	46,674239
		>2000	msnm	RAT. CUAD.	-77,5290736
		>1500	ppb	SPHERICAL	-282,0693

5. ANALISIS Y DISCUSIÓN

Para representar acertadamente el proceso metodológico realizado en el presente estudio se elaboró un modelo espacial que ilustra el análisis geoestadístico realizado en los datos.

Dicho proceso se divide en tres grupos:

- Datos de Entrada
- Procesos
- Datos de Salida

5.1. Datos de Entrada

Los datos de entrada constituyen la información principal. Las variables que se usan para realizar el análisis corresponden a los valores de los resultados de Au y Cu obtenidos en el laboratorio más la información espacial, la cual se representó en un shape que contiene además del área de interés, figura 4 los atributos propios de las muestras.

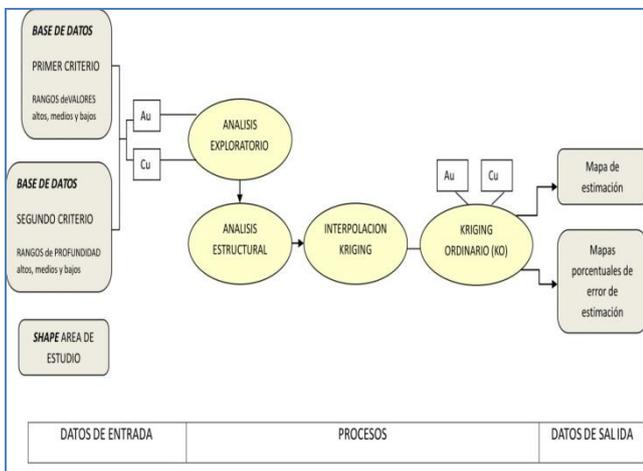


Fig.4 Modelo espacial

5.2. Procesos

En el transcurso del proceso se adquirieron los resultados del análisis geoestadístico, que incluyeron el análisis exploratorio, estructural y los mapas de interpolación que determinan la distribución espacial de los valores de Au y Cu.

Bajo los dos criterios explicados anteriormente en la tabla 1, de 14 grupos iniciales, se seleccionaron dos (2) grupos de datos bajo el parámetro de confiabilidad; uno con el primer criterio de valores de Au entre 300-500 PPB y el otro, bajo el segundo criterio, con valores de Cu menores a 1900 msnm.

5.2.1. Análisis exploratorio

El análisis exploratorio consistió en identificar la normalidad, las tendencias y los valores extremos de los datos para cada variable. Las medidas de tendencia central (media " μ ", moda "Mo", mediana "Me" en ppb para oro y ppm para cobre), y las medidas de dispersión (desviación estándar " Γ " ppb para oro y ppm para cobre, los coeficientes de sesgo "CS", curtosis "CC" y variación "CV" y la varianza " Γ^2 " en ppb² para

oro y ppm² para cobre) [7]. Cada variable se resume en la Tabla 2.

Tabla 2. Resumen análisis exploratorio, datos originales

VARIABLES	N	μ	Me	Mo	CC	CS	Γ	CV	Γ^2
Au ppb	177	373	361	330	-0,47	0,7	51,9	14	2688
Cu ppm	319	1179	1096	865	-0,01	0,9	303	26	91900

En el análisis exploratorio el valor absoluto de los coeficientes de sesgo (CS) se encontraron entre 0,5 y 1 [8]. Tanto para el oro como para el cobre se realizaron transformaciones de tipo raíz, donde el CS y el CV mejoraron pero no alcanzaron a ser menores de 0.5. Luego se efectuaron transformaciones de tipo logarítmica normal para tener un registro del comportamiento de los datos, donde efectivamente estos mejoraron, llegando a tener un CS menor de 0.5 y un CV mucho menor del original; sin embargo, el histograma no presentó una distribución normal gaussiana mostrando una larga cola hacia la derecha, lo cual evidencia un problema de atípicos que amerita corrección. (Figuras 5(a y b), y 6(a y b))

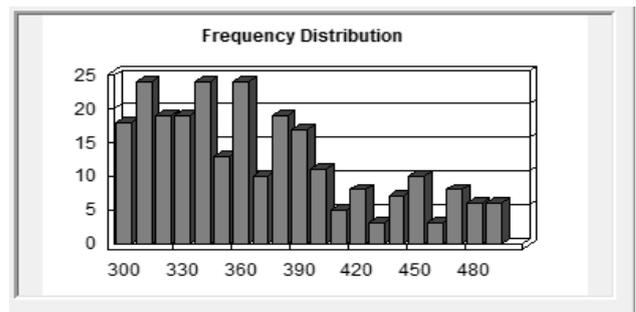


Fig. 5a Histograma de Au, datos originales.

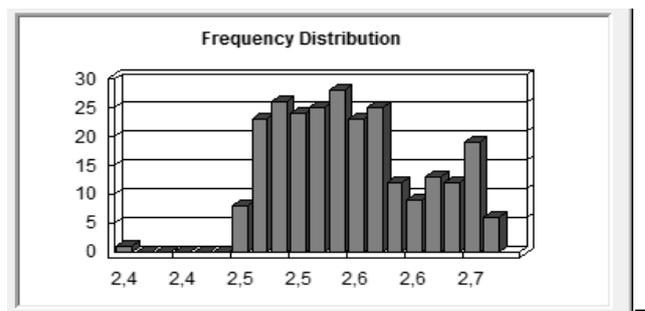


Fig. 5b Histograma de Au, transformación logarítmica.

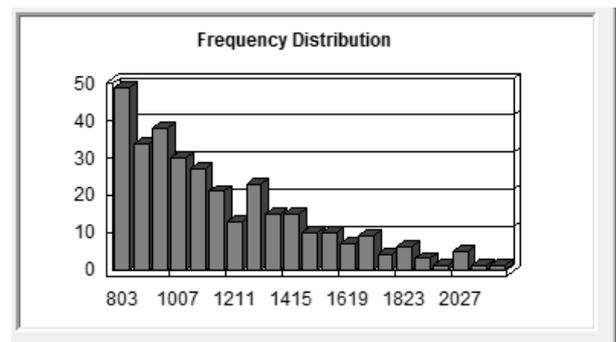


Fig. 6a Histograma de Cu datos originales

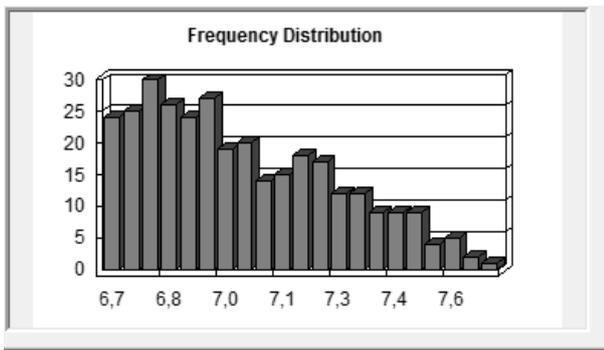


Fig. 6b Histograma de Cu, transformación logarítmica

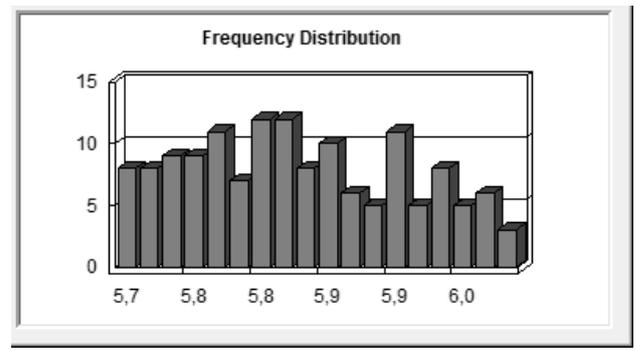


Fig. 7c Histograma de Au, transformación logarítmica

Con la eliminación de los valores extremos se procedió a realizar un nuevo análisis exploratorio. En la Figura 7 y 8 se muestran los histogramas resultantes para Au y Cu.

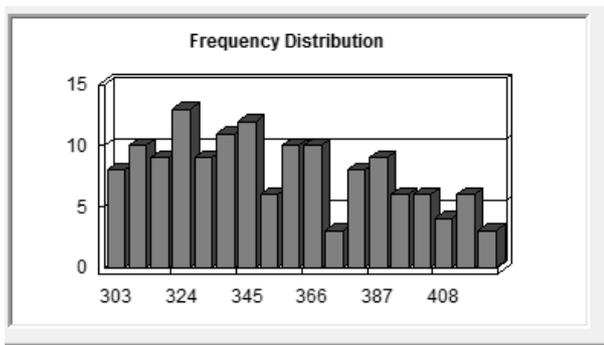


Fig. 7a Histograma de Au, datos originales

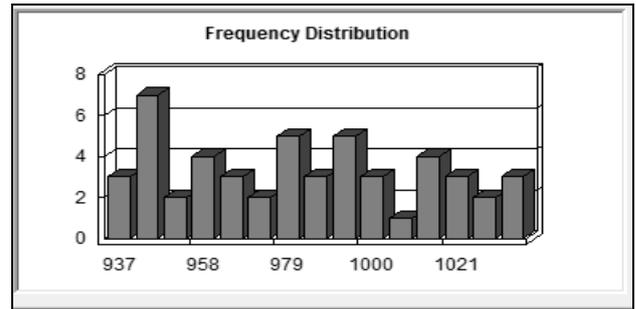


Fig. 8a Histograma de Cu, datos originales

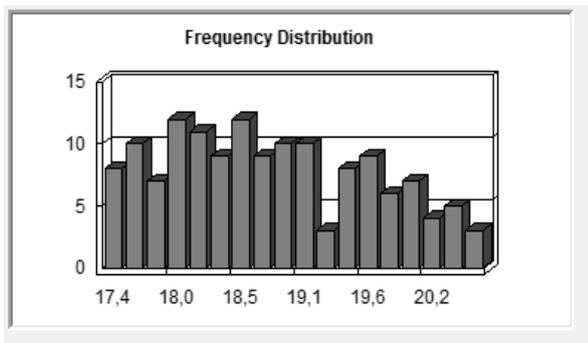


Fig. 7b Histograma de Au, transformación raíz

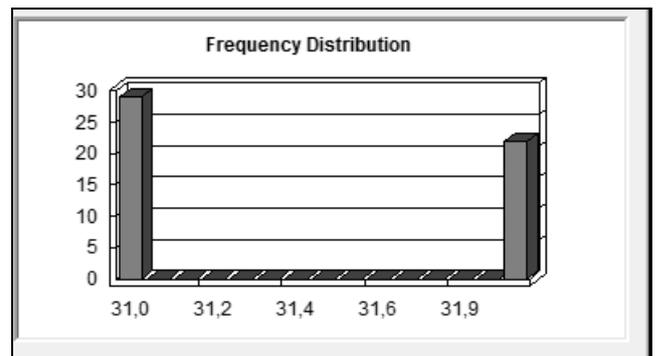


Fig. 8b Histograma de Cu, transformación raíz

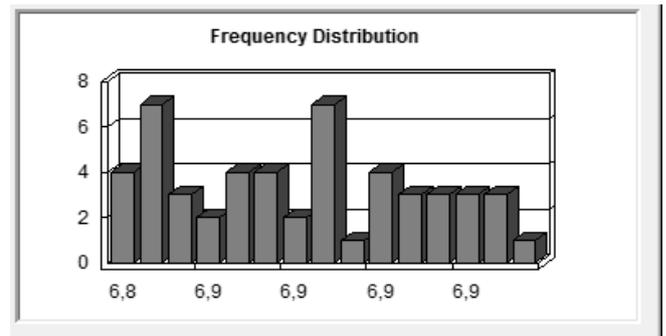


Fig. 8c Histograma de Cu transformación logarítmica

En las tablas 3 y 4 se muestra el análisis exploratorio para Au y Cu respectivamente, sin extremos, transformados en raíz cuadrada y en log natural.

Tabla 3 Resumen análisis exploratorio de Cu ppm, datos sin extremos y transformados.

Datos originales sin extremos (ppm) N= 170							
μ	Me	Mo	CC	CS	Γ	CV	Γ^2
948,6	943,0	855,0	-1,11	0,19	90,97	9,59	8275,0
Datos transformados Raiz cuadrada							
30,73	31,00	28,90	-1,11	0,13	1,526	4,97	2,329
Datos transformados logaritmo natural							
6,85	6,849	6,840	-1,14	0,09	0,096	1,396	0,009

Tabla 4 Resumen análisis exploratorio de Au en ppb, datos sin extremos y transformados.

Datos originales sin extremos (ppb) N= 143							
μ	Me	Mo	CC	CS	Γ	CV	Γ^2
356,83	328,25	346,92	-0,98	0,32	33,56	9,41	1126,41
Datos transformados Raiz cuadrada							
18,869	18,735	18,630	-1,02	0,258	0,884	4,684	0,781
Datos transformados logaritmo natural							
5,873	5,861	8,860	-1,05	0,195	0,093	1,588	0,009

Según los valores de CS en los datos originales sin extremos, el CS se encuentra en el rango de 0 a 0.5, el cual corresponde a una distribución simétrica; sin embargo, en una inspección visual de los datos, el histograma mostró una leve cola hacia la derecha (figuras 7 y 8). Se realizaron transformaciones de tipo raíz cuadrada y logarítmica normal. La transformación logarítmica normal presentó una mejor distribución simétrica, además de que el CS y el CV mejoraron (tabla 3 y 4), lo cual indica normalidad, pues no hay sensibilidad con los valores extremos.

La estacionariedad de los datos se evaluó a partir de CreateScatterPlotMatrixWizard® donde se relacionaron los datos de las variables analizadas (oro y cobre) frente a las coordenadas geográficas.

En la figura 9 se muestran los diagramas de dispersión. No se observaron posibles tendencias

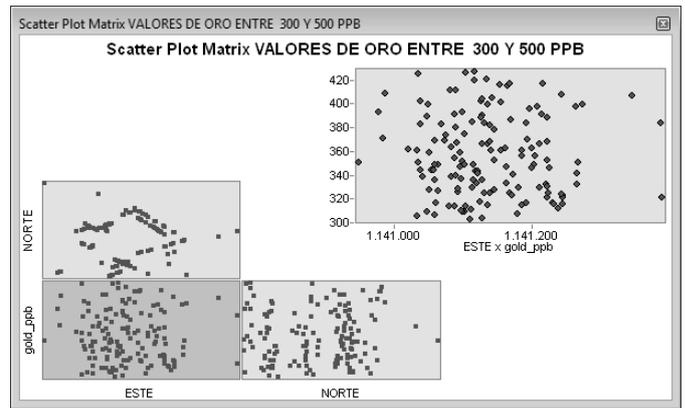


Figura 9 diagrama de dispersión de Oro

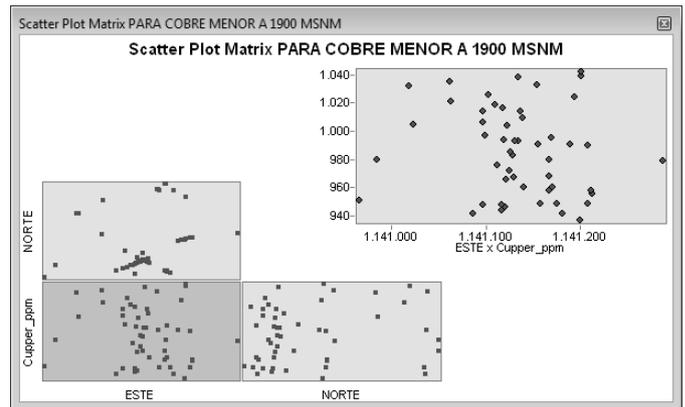


Figura 10 diagrama de dispersión de Cobre

Al cumplirse con las anteriores condiciones, se estableció que no existen problemas de estacionariedad y se puede continuar con el análisis geoestadístico.

5.2.2. Análisis estructural

El análisis estructural busca cuantificar la correlación espacial, el cálculo del semivariograma experimental, el análisis e interpretación del semivariograma y el ajuste del modelo teórico al experimental.

Mediante la aplicación del módulo Geoestatistical Analysis®, se calculó cada uno de los modelos por variable. Cabe mencionar que la elección de los mejores modelos tuvo en cuenta los siguientes parámetros [8]:

1. El valor de la meseta del modelo (partial sill “ Γ_s ”) debe estar próximo a la varianza “G”.
2. El error estándar promedio “ASE” debe ser pequeño.
3. La raíz cuadrada del error medio cuadrático “RMS” debe ser pequeña.
4. La raíz cuadrada del error medio cuadrático estándar “RMSS” debe estar cercana a 1.
5. El mejor modelo es el que presente mayor confiabilidad.

La tabla 5 muestra los modelos seleccionados a partir de la estimación de los parámetros de cada variable.

Tabla 5 Modelo semivariograma y parámetros para variables de Au y Cu.

Variable	Modelo teórico	Partial sill (Γ^2 s)	ASE
Au	HOLE EFFECT	0,00250	35,67915
Cu	K-BESSEL	0,000251855	30,8157092
Variable	RMS	RMSS	Confiabilidad %
Au	35,48317	0,99809	64,51683
Cu	32,2569009	1,05087387	67,7430991

5.2.3. Interpolación

Una de las técnicas Geoestadísticas para la estimación se denomina método de Kriging que en esencia consiste en la determinación de un dato desconocido a partir de otros conocidos basándose en la idea de que para estimar dicho dato, los datos más cercanos tienen una mayor influencia (peso) sobre él. Tal influencia o peso se calcula con base en la información obtenida por el Semivariograma [8]. El método usado en este estudio corresponde al Kriging Ordinario (KO).

5.3 Datos de Salida

Esta información corresponde a la información resultante del proceso y del análisis espacial. De los análisis anteriores se generaron mapas de estimación con KO para las variables de Au y de Cu. La figura 11, muestra el mapa de distribución del Au en PPB, donde los valores más elevados de Au (360 a 430 ppb) se encuentran en el centro del área de estudio. El error de estimación se localiza en el centro del área, el cual coincide con la parte de mayor valor de Au (Figura 12). En la figura 13, al superponer ambos mapas, se evidencia que en la zona central los valores más altos de oro y los porcentajes más bajos de error coinciden, generando un área susceptible de ser explorada.

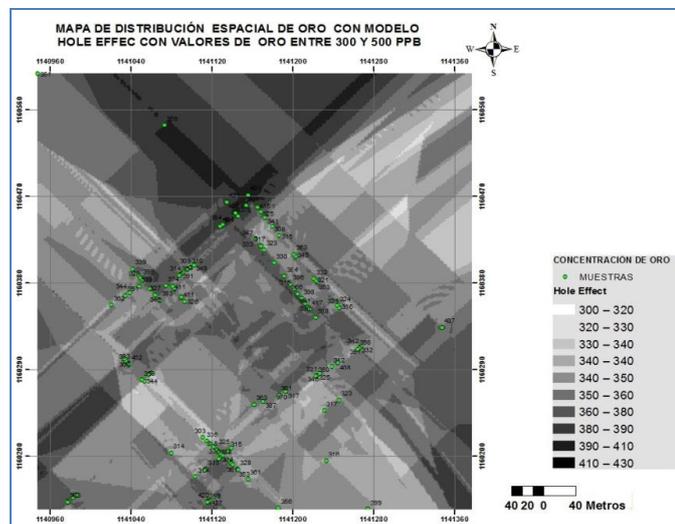


Fig. 11 Mapa de estimación para Au en ppb

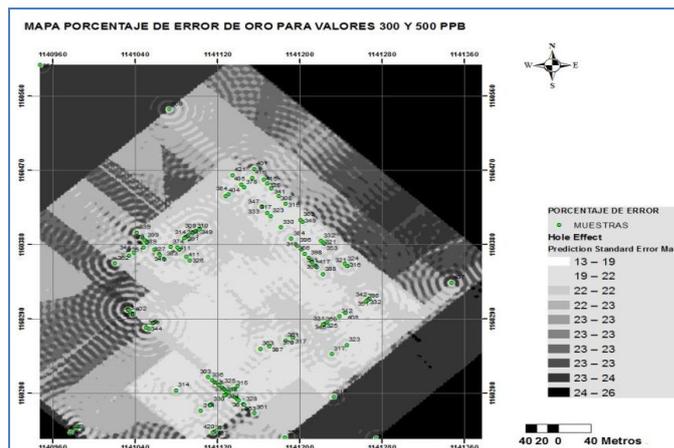


Fig. 12 Mapa porcentual de error de estimación para Au

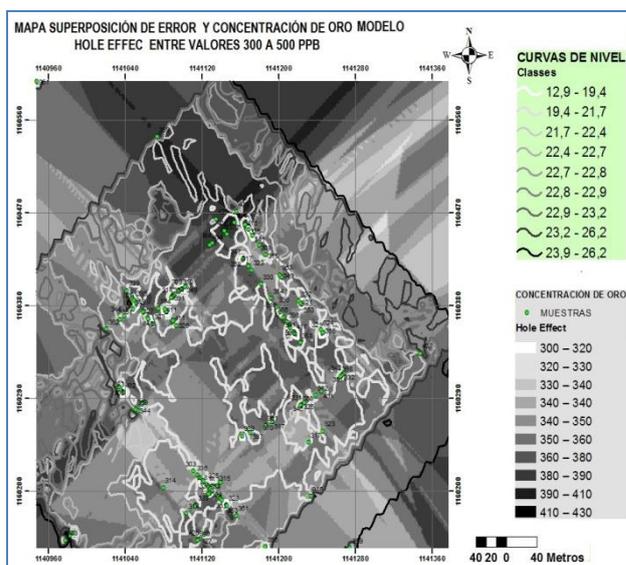


Fig. 13 Mapa Superposición Au en ppb.

La figura 14 muestra el mapa de distribución del Cu en PPM, donde los valores más elevados de Cu (1000 a 1040 ppm) se encuentran en la parte norte, noroccidental y sur del área. El error de estimación es el más bajo en la parte de mayor valor de Cu (Figura 15).

En la figura 16, al superponer ambos mapas, se evidencian valores más altos de Cobre y porcentajes más bajos de error en las zonas norte y sur, generando un área susceptible para ser explorada.

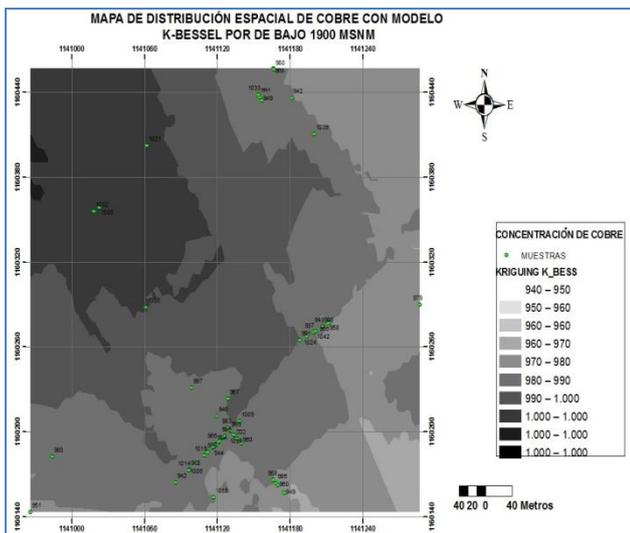


Fig. 14 Mapa de estimación para Cu en ppm.

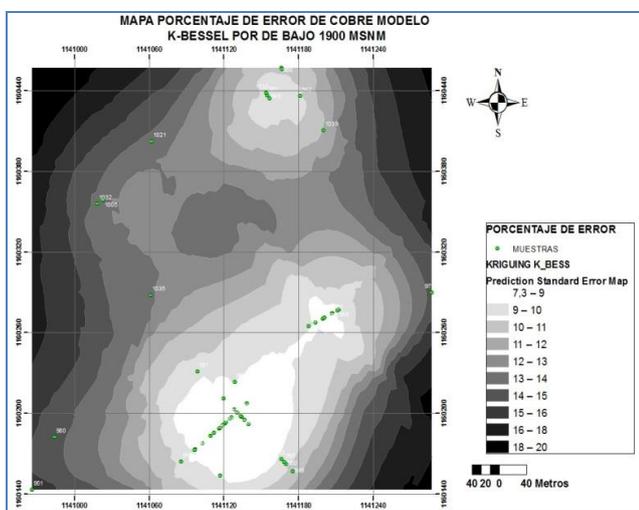


Fig.15 Mapa porcentual de error de estimación para Cu

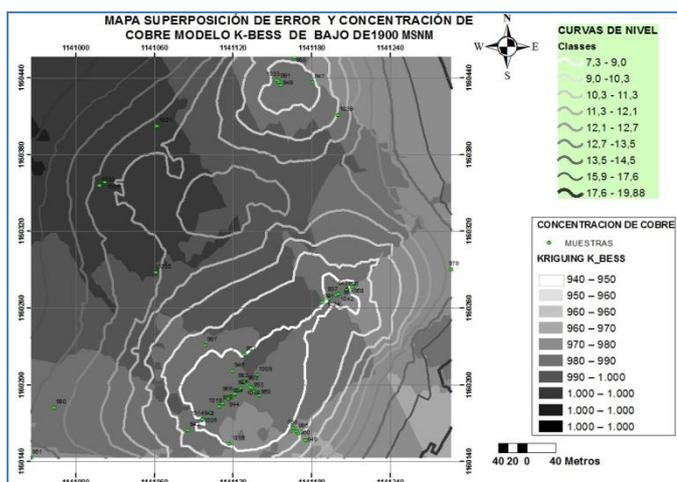


Figura 16 Mapa de superposición de Cu en ppm

6. CONCLUSIONES

Cuando en la base de datos se tienen valores extremos, ya sean por exceso o por defecto, la estacionariedad puede ser afectada, y por consiguiente, la calidad de la estimación. La

eliminación de los datos obedece por lo general a datos casi idénticos, tanto en valores como en ubicación en el espacio. Puesto que las fuentes de información son muestras de perforaciones, estas corresponden valores muy similares continuos y extensos a lo largo del pozo, propios de yacimientos tipo pórfido, los cuales indican valores bajos continuos a lo largo del cuerpo mineralizado.

Las técnicas tradicionales no son tan confiables como las técnicas Geoestadísticas. Estas últimas tienen en cuenta la correlación espacial para predecir un valor asignando a los puntos que se consideran cercanos para la estimación. En este caso, el kriging constituye una técnica ideal para representar las variables del fenómeno objeto de estudio, ya que en los resultados obtenidos de la estimación de Au y Cu las confiabilidades estuvieron por encima del 87 %.

Al dividir los datos originales en rangos, se generan 14 tablas independientes, a las cuales se les realiza un análisis geoestadístico completo. De estas tablas, solo dos (2) presentan estacionariedad. Para las restantes 12, el análisis exploratorio tiene un buen resultado; sin embargo, al realizar el análisis estructural de los datos, el porcentaje del parámetro de confiabilidad resulta ser demasiado bajo para tenerlo en cuenta. Esta conclusión resulta ser muy efectiva dado que generalmente al realizar una estimación de un yacimiento mineral, al realizar un análisis geoestadístico para lograr estacionariedad en los datos no es un elemento fuerte en los proyectos de exploración.

Queda claro que antes de realizar una estimación para cualquier mineral en un depósito tipo pórfido como es el caso en este artículo, se hace necesario antes que nada, hacer un análisis geoestadístico de los datos para comprobar su estacionariedad; de lo contrario, se obtendrán resultados no confiables desde el punto de vista geoestadístico.

En el mapa de dispersión del Au, el área central de estudio presenta los valores más altos y los errores porcentuales más bajos. Teniendo en cuenta además que el parámetro de confiabilidad es de 72,13 %, la zona central del área de estudio es susceptible de perforar, con el fin de elevar las reservas del contenido mineral del depósito de Oro, mineral primario para este proyecto de exploración en particular.

En los mapas de dispersión del Cu se han tenido en cuenta dos variables para las muestras: la altura sobre el nivel del mar y los valores de cobre. Este mapa indica claramente que a una altura menor a 1900 m.s.n.m. los valores más altos de cobre se localizan al norte, nor-occidente y sur del área de estudio. Las zonas norte y sur presentan el error porcentual más bajo; lo que indica que pueden ser un buen lugar para la exploración de cobre; sin embargo, la zona nor-occidental presenta un error porcentual alto, lo que indica que a pesar de tener valores altos de cobre, la certeza de encontrar dicho mineral no es muy confiable.

Para este caso en particular, la distribución espacial del cobre está influenciada por la profundidad y se puede concentrar con mayor frecuencia por debajo de la cota 1900 con una confiabilidad del 80 %. En campo se puede constatar que efectivamente los valores de cobre van asociados a minerales hipotermales, como es el caso de la Pirrotina (FeS) y la calcopirita (CuFeS₂), los cuales presentan paragénesis mineral.

7. AGRADECIMIENTOS

Agradecimientos muy especiales a la empresa SUNWARD RESOURCES Colombia, por la confianza y el apoyo en el suministro de la información base.

8. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Journel and Huijbregts, A. Journel, CJ Huijbregts Mining Geostatistics Academic Press, New York. 1978
- [2] R. Wokitell, Compilación de los estudios geológicos oficiales en Colombia. Tomo X, Bogotá. 1960
- [3] L. Donnelly, H. De La Cruz, I .Asmar, Zapata, J.D. Perez, The monitoring and prediction of mining subsidence in the Amaga, Angelopolis, Venecia and Bolombolo Regions, Antioquia, Colombia, Engineering Geology, Volume 59, Issues 1–2, Pages 103-114, 2001, ISSN 0013-7952
- [4] J. Cock, and W. López. Aglomeraciones Mineras y Desarrollo Local en América Latina. Capítulo 12. Conflicto y Colaboración en la Minería de oro en Segovia y Remedios, 2001
- [5] G. Bertrand, L.Guillou-Frottier, Loiselet,C. Distribution of porphyry copper deposits along the western Tethyan and Andean subduction zones: Insights from a paleotectonic approach, Ore Geology Reviews, Volume 60, 2014, Pages 174-190, ISSN 0169-1368
- [6] R. Giraldo, Introducción a la Geoestadística teórica y aplicada. Medellín, Universidad Nacional de Colombia, 2012.
- [7] Webster, R y Oliver M. Geostatistics for environmental scientists. Great Britain. John Wiley & Sons Inc. 2001, p 19 20.
- [8] Londoño L. y Valdés J. Geoestadística aplicada: generación de mapas de interpolación para el estudio de fenómenos distribuidos espacialmente. Alemania: Editorial académica Española 2012.