



Boletín de Ciencias de la Tierra

ISSN: 0120-3630

Universidad Nacional de Colombia

Díaz-Carmona, Abdiel; Cuador-Gil, José Quintín
Complejidades de la estimación de recursos en yacimientos tipo Bechi
en el noroeste de Pinar del Río, Cuba, usando Geoestadística no Lineal
Boletín de Ciencias de la Tierra, núm. 45, 2019, Enero-Junio, pp. 26-33
Universidad Nacional de Colombia

DOI: <https://doi.org/10.15446/rbct.n45.73383>

Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=169559150004>

- [Cómo citar el artículo](#)
- [Número completo](#)
- [Más información del artículo](#)
- [Página de la revista en redalyc.org](#)

UNAM  redalyc.org

Sistema de Información Científica Redalyc
Red de Revistas Científicas de América Latina y el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso
abierto

Complexities in the resources estimation of Besshi type minerals deposits on the north-west of Pinar del Río, Cuba, using non Linear Geostatistics

Abdiel Díaz-Carmona ^a & José Quintín Cuador-Gil ^b

^a Empresa Geólogo Minera de Pinar del Río & Departamento de Geología, Universidad de Pinar del Río, Cuba. abdiel.diazcarmona@gmail.com

^b Departamento de Física, Facultad de Ciencias Técnicas, Universidad de Pinar del Río, Cuba. cuador@upr.edu.cu

Received: July 07th, 2018. Received in revised form: October 11th, 2018. Accepted: November 25th, 2018

Abstract

Resources estimation of the copper grade values (Cu) using geostatistical methods was carried out in the “Hierro Mantua” (Cobre Mantua) mineral deposit, which is located at the north-west of Pinar del Río province, Cuba. The geologic complexities in the region of the deposit indicate the non-existence of homogeneity in the Cu values. The structural analysis showed a high asymmetric distribution in the variable studied. The non-existence of normality was verified by different mean and median values, a coefficient of variability greater than one, and the moving windows statistics of the mean was different. Under the previous conditions the data were log-transformed to assure the necessary stationarity in them and consequently to achieve an adequate accuracy in the resources estimation, using a rational Selecting Mining Unit (SMU). The log-transformed data revealed a homogeneous behavior in Cu grade values, demonstrated by better results in basic and moving windows statistics. Semivariograms showed defined structures with anisotropy in the 0° and 90° directions (considering 0 to the north). To apply the Lognormal Kriging estimation is the main objective of this work, because of the complexities of the geology in the studied area.

Keywords: lognormal distribution; lognormal kriging; selecting mining unit Besshi.

Complejidades de la estimación de recursos en yacimientos tipo Bechi en el noroeste de Pinar del Río, Cuba, usando Geoestadística no Lineal

Resumen

Se presenta la estimación de los contenidos de Cobre (Cu) en el yacimiento “Hierro Mantua” usando métodos geoestadísticos. Este yacimiento se localiza al noroeste de la provincia de Pinar del Río, Cuba, las complejidades geológicas de la región indican la inexistencia de homogeneidad en los contenidos de Cu. El análisis estructural muestra alta asimetría de la variable estudiada, la inexistencia de normalidad fue verificada por: diferencias notables entre la media y la mediana, el coeficiente de variación es mayor que 1 y diferencias en la media de los contenidos de Cu en ventanas móviles. Los datos se transformaron logarítmicamente con el objetivo de asegurar la estacionalidad necesaria y consecuentemente lograr la mejor exactitud posible en la estimación de recursos, utilizando la unidad de selección minera (USM) racional. Los datos transformados revelaron un comportamiento más homogéneo, lo cual fue demostrado por mejores resultados en la estadística básica y en valores medios estables en ventanas móviles. Los semivariogramas mostraron estructuras definidas con anisotropía en las direcciones 0° y 90° (considerando 0° al norte). La aplicación del Krigado Lognormal en la estimación de los recursos es el objetivo principal de este trabajo debido a las complejidades geológicas de la región de estudio.

Palabras clave: distribución lognormal; krigeado lognormal; unidad de selección minera Bechi.

1. Introducción

En el noroeste de la provincia de Pinar del Río, Cuba, existen un grupo de yacimientos minerales, así como otras pequeñas

acumulaciones clasificadas como tipo Bechi. Los más importantes son: “Hierro Mantua”, “Unión 1”, “Juan Manuel”, “Unión 2”, “Flanco Este”. Algunos de ellos se encuentran en la

How to cite: Díaz-Carmona, A. and Cuador-Gil, J.Q., Complejidades de la estimación de recursos en yacimientos tipo Bechi en el noroeste de Pinar del Río, Cuba, usando Geoestadística no lineal. Boletín de Ciencias de la Tierra, 45, pp. 26-33, Agosto 2018 - Enero 2019.

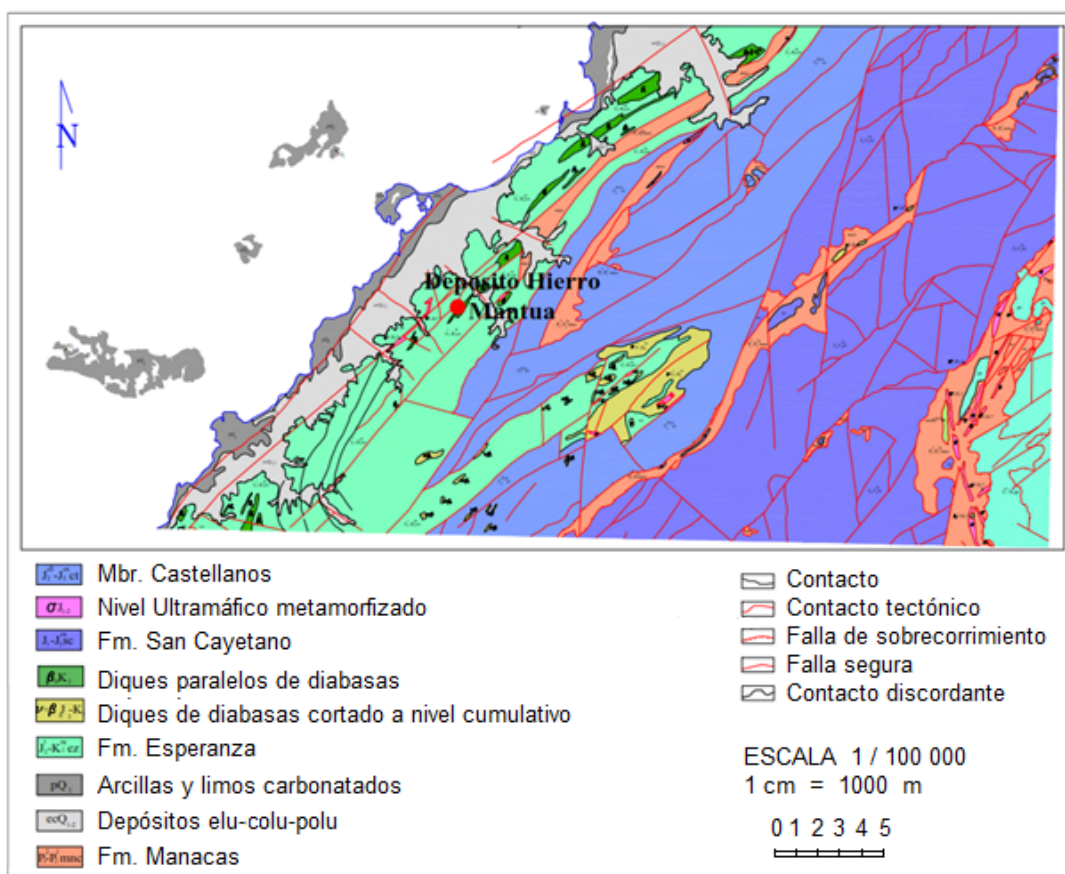


Figura 1. Esquema Geológico de la Región.
Fuente: los autores

etapa de factibilidad para futura explotación. Los mismos están asociados a rocas de la Formación Esperanza (J3ox - K1ne).

Según García Delgado et al., 2003, la faja esperanza ha sido considerada por algunos autores como una sub-zona independiente y por otros como una prolongación de la secuencia de Rosario Norte. Su corte puede dividirse en dos partes:

Corte inferior: Secuencia carbonatada- terrígena constituida por calizas arenosas, a veces micro - organógenas, calizas fragmentarias o gravelíticas, calizas arcillosas con material orgánico, calizas dolomitizadas. Entre las calizas aparecen capas finas a medias de areniscas y limolitas cuarcíferas. Se intercalan a veces paquetes de dolomitas y anhidritas, además de cuerpos de diabasas o basaltos toleíticos.

Corte superior: Secuencia terrígena- carbonatada constituida por areniscas y limolitas cuarcíferas, con intercalaciones de capas de arcillas con material orgánico, calizas arenosas, gravelitas calcáreas y calizas micro-organógenas.

El cuerpo mineral es un lente alargado, que se asocia a una colina de dirección NE, paralela a la costa, con alturas entre 60 y 75 metros sobre el nivel del mar (msnm) (Fig. 1), este aflora a la superficie, concordante con las rocas encajantes, donde los procesos de enriquecimiento

secundario alcanzan un desarrollo total, como resultado de un proceso de extrema oxidación, lixiviación y concentración del Cu, de la mineralización sulfurosa primaria de origen vulcanógeno - sedimentario, tipo Bechi.

En las Figs. 2 y 3 se muestran un esquema geológico de superficie y un corte transversal típico del yacimiento, respectivamente, en ellos se destaca la gran complejidad geológica estructural representada por numerosas fallas e intensos plegamientos acompañado de una oxidación total y posterior enriquecimiento de todos los sulfuros primarios.

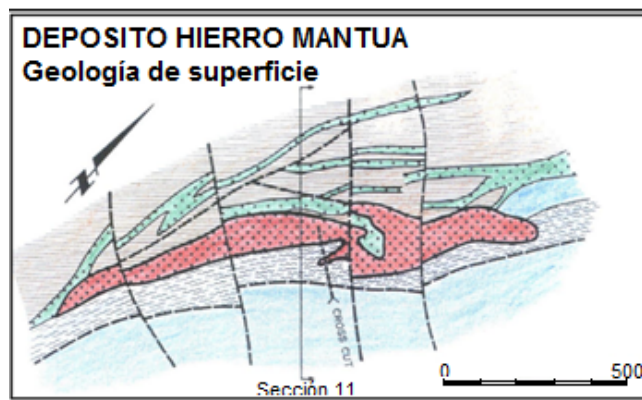


Figura 2. Esquema geológico del yacimiento.
Fuente: los autores

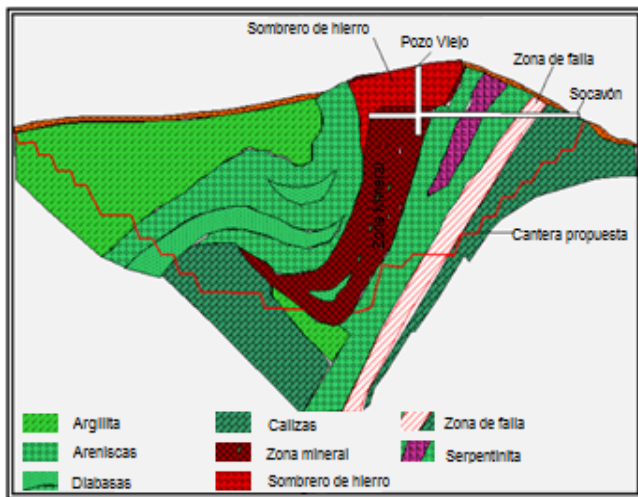


Figura 3. Sección geológica del yacimiento
Fuente: los autores

Históricamente, se utilizaron métodos clásicos para la estimación de recursos en estos yacimientos, pero como es conocido estos métodos no garantizan la precisión necesaria, lo que se acentúa por las complejidades geológicas de la región. Con el objetivo de lograr la precisión adecuada en la estimación de recursos en el yacimiento “Hierro Mantua” dos objetivos son tratados en este trabajo: obtener la Unidad de Selección Minera (USM) racional para cuantificar los recursos minerales en el yacimientos en estudio, y aplicar métodos de la Geoestadística no lineal para la estimación de recursos minerales, específicamente el Krigado Lognormal por la presencia de distribuciones asimétricas en los contenidos de Cu, particularmente por la ocurrencia de pocos valores altos de esta variable en el yacimiento Hierro Mantua.

En relación al Krigado Lognormal, existen algunas publicaciones relativas a este método de estimación, clasificado dentro de la Geoestadística no lineal, algunos de los más importantes son: (Matheron, 1974; Marechal, 1974; Rendu, 1979; Journel, 1980; Krige, 1981; Dowd, 1982; Krige y Magri, 1982; Thurston y Armstrong, 1987; Armstrong y Boufassa, 1988; Rivoirard, 1990; Marcotte y Groleau, 1997; Lee y Ellis, 1997; Roth, 1998; Clark, 1998; Cressie, 2006; Yamamoto, 2007; Yamamoto y Furuie, 2010; Paul y Cressie, 2011). Algunas ideas discutidas en estos trabajos son: la sensibilidad del semivariograma experimental con relación a pequeños valores altos (Journel, 1980), los altos valores causan deformidades en el semivariograma que impiden el uso del Krigado lineal. De acuerdo con Clark (1998), “...los problemas potenciales en el Krigado Lognormal están relacionados en la transformación inversa de las estimaciones logarítmicas a la escala de valores originales, con relación a la cual han existido desacuerdos en la literatura Geoestadística en cuanto a cómo se debe desarrollar la transformación inversa. En este sentido no es fácil encontrar en la bibliografía Geoestadística una expresión para la transformación inversa en el caso del Krigado de Bloques.

Un resumen sobre la estimación del Krigado Lognormal en una forma ordenada es presentado en Rivoirard (1990), este autor concluye que la ecuación de transformación inversa para la estimación de bloques no es teóricamente óptima. Roth (1998) concluye que “...los especialistas deben decidir si el Krigado Lognormal es factible para las estimaciones locales. Cressie (2006), puntualiza “...que los datos que describen una distribución asimétrica pueden ser satisfactoriamente modelados a partir de procesos espaciales log-normales. De una forma práctica la transformación inversa puede ser obtenida por la exponencial de las estimaciones de Krigado más un término de no sesgo (Yamamoto, 2007). Finalmente, en nuestro trabajo los valores de Cu son estimados siguiendo las ideas presentadas en Rivoirard (1990), específicamente la ecuación de transformación inversa, ecuación 6 de la página 218. La precisión de este método ha sido probada por algunos autores en diferentes yacimientos minerales y otros estudios cuando la distribución asimétrica ha sido encontrada.

2. Materiales y métodos

La calidad de la información primaria es uno de los elementos más importantes para la estimación de recursos usando el Krigado como interpolador, este aspecto determina la calidad de los resultados (Armstrong y Carignan, 1997). La base de datos del yacimiento “Hierro Mantua” usada en este trabajo fue validada en el 2008 por la compañía “Coffey Mining” a solicitud de RSG Global de la Empresa “Cobre Mantua S.A.” (Arce-Blanco y Santana-Okamoto, 2008). Una revisión exploratoria inicial de las muestras fue desarrollada determinándose que la longitudes de las muestras varían entre 0.05 m a 4.65 m, con un promedio de 1.22 m. Se realizó una regularización en compósitos de 1 m de longitud en el interior del cuerpo mineral. Se estudiaron los valores de Cu de 318 pozos regularmente distribuidos en dos campañas de exploración de 100x100 m y 50x50 m, creando 5304 compósitos de 1 m longitud.

2.1. Análisis exploratorio de datos

La Tabla 1 muestra la estadística descriptiva de los valores de Cu. Se puede observar que la media y la mediana presentan valores muy diferentes y muy pequeños con relación al valor máximo, el coeficiente de variación es mayor que 1. Por lo que se puede inferir que la distribución de los contenidos de Cu es asimétrica, lo cual puede ser observado en el histograma, Fig. 4. El valor de la prueba de normalidad Kolmogorov-Smirnov es de 0.265, el cual es mayor que 0.05. Los resultados muestran un comportamiento no normal de los valores de Cu. Por esta razón los procedimientos de la Geoestadística lineal, Krigado Simple o Krigado Ordinario no pueden ser aplicados, es más apropiado usar métodos no lineales de la Geoestadística (Journel y Huijbregts, 1978; Isaaks y Srivastava, 1989; Rivoirard, 1990).

Tabla 1.
Estadística descriptiva.

Estadística básica	Cu (%)
Población	4955
Mínimo	0.005
Máximo	34.660
Media	2.371
Mediana	0.890
Desviación estándar	3.624
Varianza	13.136
Coefficiente de variación	1.528
Asimetría	3.040
Curtosis	16.289
Kolmogorov-Smirnov	0.265

Fuente: los autores

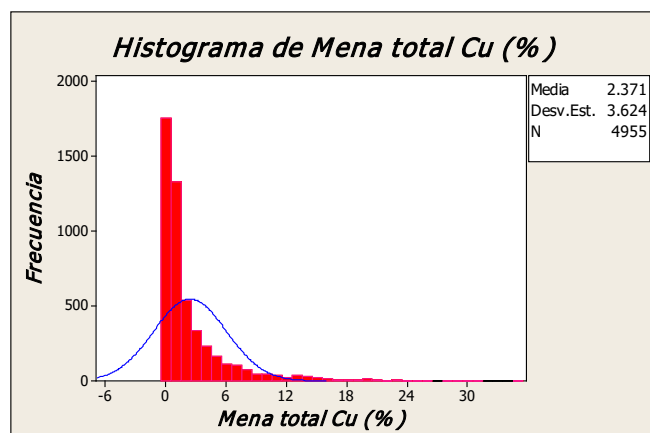


Figura 4. Histograma del Cu

Fuente: los autores

2.2. Metodología

El procedimiento propuesto para la solución del problema planteado consiste en transformar los datos de forma logarítmica, de modo que se obtenga una nueva variable que sea estacionaria, posteriormente aplicar el Krigado Simple o Krigado Ordinario, se utiliza en este caso la segunda variante. Posteriormente los datos son anti-transformados para devolverlos a su rango original. Este procedimiento se conoce como Krigado Log-normal. Con el objetivo de lograr una mayor precisión en la estimación de recursos, se propone además, un procedimiento para determinar la Unidad de Selección Minera racional a utilizar en la estimación, en cual consiste en usar la simulación Geoestadística para obtener una realización de la variable transformada y probar la calidad de la estimación por Krigado para diferentes tamaños de los bloques de estimación. Para esto se logra obtener un posible valor real a través de los valores medios simulados por ventanas móviles con igual tamaño que los bloques propuestos, y comparar la estimación con lo posibles valores reales utilizando el criterio del erro cuadrático medio. Las estimaciones obtenidas utilizando la variable transformada de forma logarítmica unido al tamaño racional de la Unidad de Selección Minera proporciona una valor más preciso.

3. Resultados y discusión

3.1. Transformación Lognormal

Los valores de Cu fueron transformados logarítmicamente, obteniéndose una nueva variable LnCu ($\text{LnCu} = \text{Ln}[\text{Cu}]$), la Tabla 2 muestra la estadística básica y la Fig. 5 el histograma de los datos transformados. Se puede observar una distribución normal en correspondencia con la estadística básica. Los valores de la media y la mediana de la nueva variable LnCu son ahora cercanos. La prueba Kolmogorov-Smirnov es 0.026, la cual es menor que 0.05, lo que asegura un comportamiento normal en los valores de LnCu. Adicionalmente, la estadística de ventanas móviles muestra valores estables de la media de los valores de LnCu. El rango calculado por la diferencia de los valores máximos y mínimos de la media de las ventanas móviles es de 1/5 del rango de los valores de LnCu. Por lo anterior la estacionaridad puede ser asumida en el comportamiento de la variable transformada LnCu, el Krigado Lognormal puede ser aplicado (Journel y Huijbregts, 1978; Isaaks y Srivastava, 1989; Cressie, 1993).

3.2. Análisis de variabilidad

La distancia entre las localizaciones más alejadas por el rumbo es de 650 m, 230 m por le buzamiento y 60 en la dirección vertical. Los parámetros para el cálculo del semivariograma se presentan en la Tabla 3. En todas las direcciones, la variabilidad fue estudiada hasta aproximadamente la mitad de la distancian máxima.

Tabla 2.
Estadística descriptiva del LnCu

Estadística básica	LnCu (%)
Población	4955
Mínimo	-2.303
Máximo	3.546
Media	0.003
Mediana	-0.116
Desviación estándar	1.319
Varianza	1.739
Asimetría	0.270
Curtosis	-0.810
Kolmogorov-Smirnov	0.026

Fuente: los autores

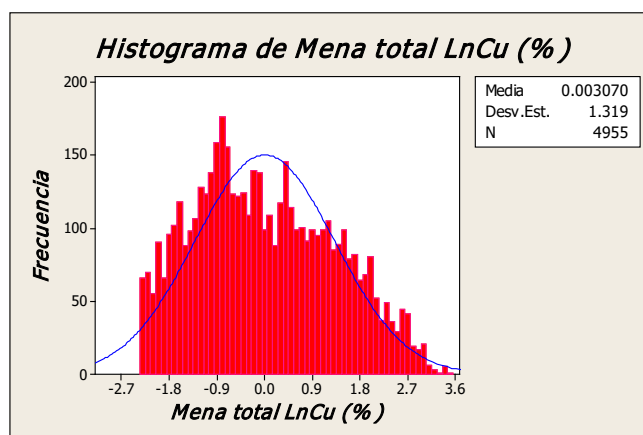


Figura 5. Histograma del LnCu

Fuente: los autores

Tabla 3.

Parámetros para el cálculo del semivariograma experimental.

Dir.	Inc. (m)	No. de puntos	Azmut (°)	Inclinación (°)	Tolerancia angular (°)	Ancho de Banda (m)
Rumbo	35	10	0	0	45	140
Buza-miento	10	10	270	-55	45	40
Pozo abajo	1	30	90	-42	10	10

Fuente los autores

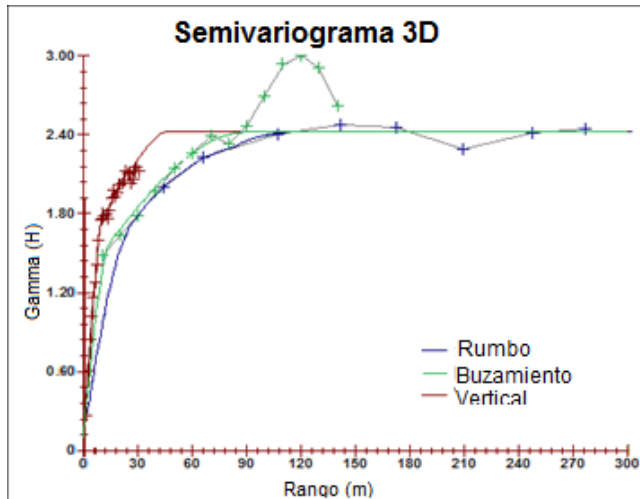


Figura 6. Semivariogramas de LnCu

Fuente los autores

El semivariograma experimental y el modelo ajustado son mostrados en la Fig. 6. Todos los semivariogramas fueron calculados con el sistema automatizado GEMCOM. Se observa una anisotropía geométrica. El ajuste del semivariograma experimental fue realizado por un modelo imbricado, compuesto por dos modelos esféricos con un efecto de pepita. La expresión analítica de modelo de variabilidad y correlación espacial obtenida se muestra en la siguiente ecuación (Ec. 1):

$$\gamma(h) = 0.1 + 1.21 \text{Sph}(26, 15, 11) + 1.11 \text{Sph}(114, 90, 40) \quad (1)$$

Dónde:

- 0.10 = Efecto de Pepita
- Sph = Modelos Esférico
- 1.22 = Meseta de la primera estructura
- (25,20,10) = Alcances para la primera estructura según el rumbo, el buzamiento y pozo abajo
- 1.19 = Meseta de la segunda estructura
- (110,90,30) = Alcances de la segunda estructura según el rumbo, el buzamiento y pozo abajo

3.3. Validación del modelo

El modelo de variabilidad obtenido fue validado usando el procedimiento de la validación cruzada. La correlación entre estimados y valores medidos es buena (Fig. 7), esta figura muestra una alta concentración de valores alrededor de

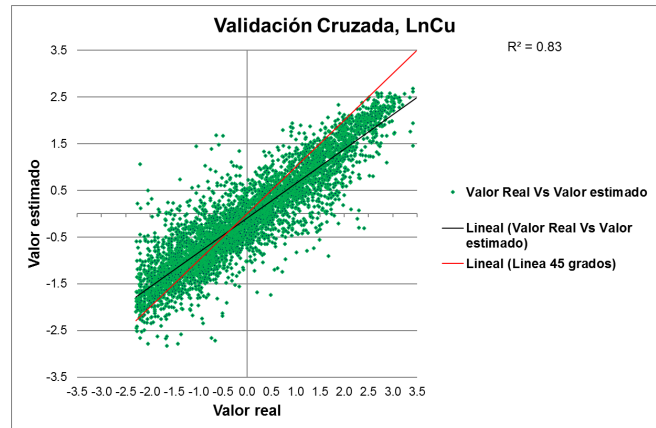


Figura 7. Valores reales vs estimados por validación cruzada

Fuente los autores

la pendiente 45°, el coeficiente de Pearson es de 0.92. Este resultado muestra que el modelo de variabilidad obtenido en el análisis estructural describe adecuadamente la variabilidad y correlación espacial de la transformación log-normal de los contenidos de Cu en el fenómeno mineralizado bajo estudio.

Con los resultados de la validación cruzada, valores reales y estimados, se desarrolló un análisis de los errores de estimación, se obtuvo que el 94.34% de los datos reales están incluidos en el intervalo de predicción ($Z_i \pm 2\sigma$) considerando σ como la desviación estándar de los errores de estimación, y el 87.11% de los datos reales están incluidos en este intervalo de predicción considerando σ como la desviación estándar de Krigeado.

3.4. Determinación de la unidad de selección minera

Por medio de la simulación Geoestadística se aplicó un procedimiento para la determinación de la unidad de selección minera. Una realización de la variable regionalizada estudiada (LnCu) fue obtenida utilizando la simulación secuencial gaussiana (SSG) por medio de la librería Geoestadística GsLib (Deutsch y Journel, 1998), particularmente por medio del programa “sgsim”. La SSG es una técnica ponderosa y la más utilizada para obtener valores simulados de forma regionalizada (Gómez-Hernández y Cassiraga, 1994). En este sentido como los valores de Cu muestran una extrema distribución asimétrica, la nueva variable obtenida por transformación logarítmica LnCu, fue simulada en una red densa con el objetivo de reproducir posibles valores reales. Estos posibles valores reales fueron calculados a partir del promedio de los valores simulados en el interior de bloques con diferentes tamaños de USM.

Este procedimiento consiste en comparar posibles valores reales con los valores estimados por Krigeado Ordinario para un conjunto de USM propuestas (Tabla 4). Posteriormente se utiliza el criterio del Error Cuadrático Medio para obtener el tamaño racional de los bloques de estimación. De esta forma se garantiza una alta precisión en la estimación de recursos tanto a nivel global como local. El tamaño racional obtenido como racional fue de 32x40m.

El procedimiento propuesto fue repetido para otras realizaciones obtenidas a partir de la Simulación Secuencial Gaussiana, los resultados obtenidos fueron similares, es decir se obtuvo 32x40m como tamaño racional de la USM. Gómez-González y Cuador-Gil (2011) desarrollaron una primera investigación para un yacimiento no metálico, basados en la opinión de que el equipamiento minero no debe ser el factor determinante del tamaño de la USM, sino debe ser el resultado de aplicar adecuadamente el método de estimación desde el punto de vista matemático, el cual tiene en cuenta el comportamiento natural del fenómeno regionalizado. Finalmente, se emplea el Krigado Lognormal para la estimación de recursos utilizando el tamaño de la unidad de selección minera obtenido anteriormente.

La simulación desarrollada con los datos transformados, LnCu, se presenta en la Fig. 8, usando el modelo de variabilidad especial representados por la Ec. 1 en una red de simulación de (1x1x1 m). Esta simulación fue verificada, la estadística básica de los datos reales y simulados son iguales, así como que el histograma y el semivariograma de éstos, que muestran un comportamiento similar, Fig. 9.

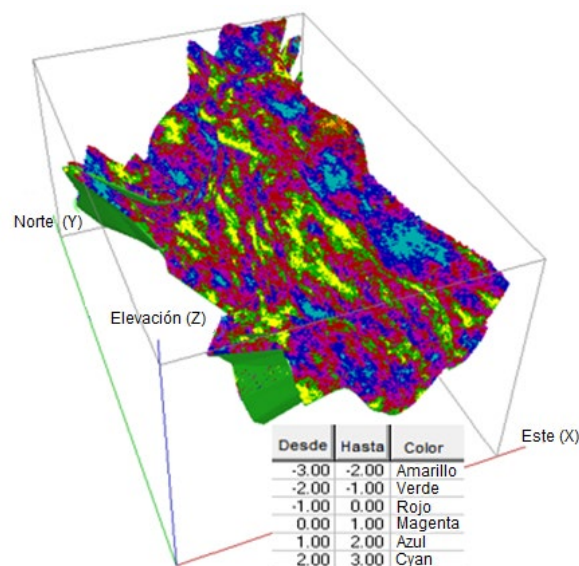


Figura 8. Simulación de los valores de LnCu
Fuente los autores

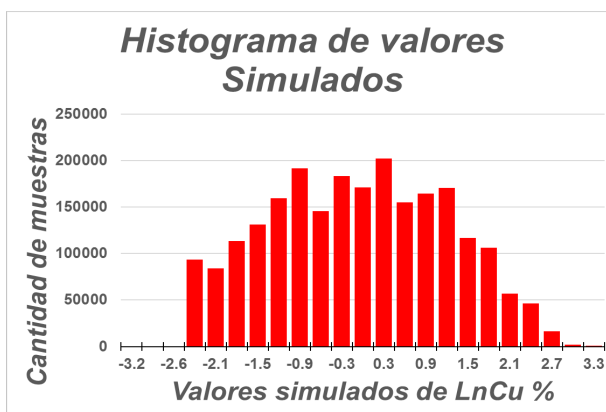
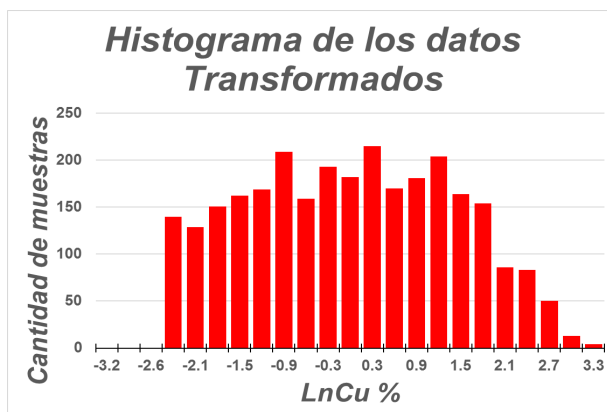


Figura 9. Histograma de los valores LnCu y los simulados
Fuente los autores

La red de simulación fue muy densa con el objetivo de obtener los posibles valores reales en el interior de cada USM propuesta (Tabla 4). Los valores estimados fueron obtenidos por el Krigado Ordinario para cada USM propuesta, los errores fueron calculados comparando los posibles valores reales con los valores estimados para cada USM. Los resultados se muestran en la Tabla 4 y Fig. 9. El error cuadrático medio y errores relativos fueron utilizados en la comparación. La Fig. 9 muestra los nomogramas de los errores cuadráticos medios y relativos contra el tamaño de la USM. Las USM fue propuesta en dos formas: la cuadrada y la rectangular, para tomar en cuenta la anisotropía.

Tabla 4.
Errores de estimación por USM

Errores de estimación por USM					
USM	Error cuadrático medio	Valores medios		Diferencias (%)	Error relativo
		Estimación	Simulación		
USM cuadrada					
5*5	1.61	-0.26	-0.02	69%	1.70

10*10	1.67	-0.50	-0.04	67%	1.69
15*15	1.43	-0.39	-0.05	61%	1.55
20*20	1.38	-0.42	-0.07	60%	1.46
25*25	1.56	-0.64	-0.08	57%	1.56
30*30	1.35	-0.46	-0.05	56%	1.62
35*35	1.46	-0.58	-0.05	46%	1.71
40*40	1.28	-0.46	-0.04	44%	1.66
45*45	1.32	-0.55	-0.08	41%	1.47
50*50	1.49	-0.75	-0.04	48%	1.80
USM Rectangular					
4*5	1.62	-0.25	-0.02	70%	1.73
8*10	1.69	-0.48	-0.04	68%	1.70
12*15	1.46	-0.37	-0.05	64%	1.54
16*20	1.46	-0.41	-0.05	61%	1.56
20*25	1.58	-0.65	-0.07	59%	1.63
24*30	1.38	-0.45	-0.05	51%	1.56
28*35	1.28	-0.52	-0.08	47%	1.44
32*40	1.20	-0.43	-0.07	49%	1.42
36*45	1.43	-0.55	-0.04	47%	1.72
40*50	1.46	-0.73	-0.03	49%	1.82
44*55	1.46	-0.59	-0.04	41%	1.73

Fuente los autores

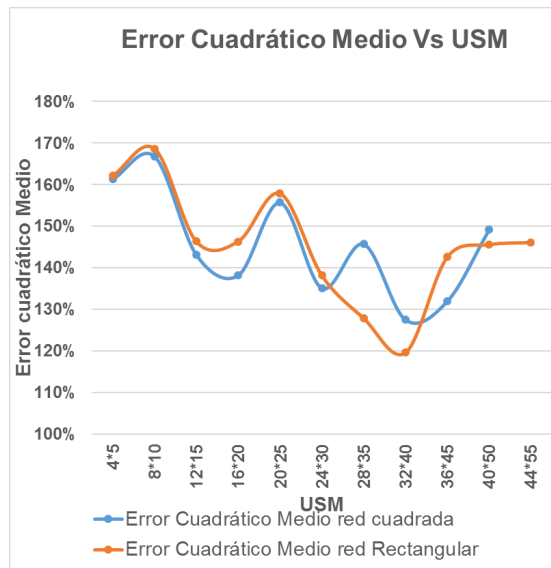


Figura 10a. Errores cuadrático medio contra USM.
Fuente los autores

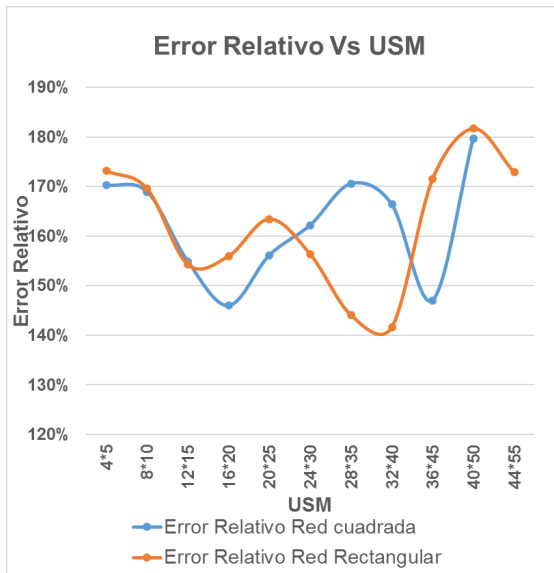


Figura 10b: Error cuadráticos relativo contra USM.
Fuente los autores

Tabla 5.

Estadística básica de los contenidos originales y estimados Elaboración Autores

	N	Mínimo	Máximo	Media	Desviación estándar	Varianza
Valores muestreados	4955	0.100	34.660	2.371	3.624	13.136
Valores estimados	4955	0.100	20.368	2.156	2.854	8.146

Fuente: Autores

Los contenidos de Cu fueron transformados logarítmicamente en una nueva variable, LnCu, para la cual la estadística básica y de ventanas móviles, muestran normalidad y estacionalidad. El análisis estructural de los datos transformados muestra anisotropía geométrica, en la dirección N-S y E-O. El modelo ajustado es una estructura

La influencia de la forma de la USM fue verificada (Fig. 10a y 10b). El menor valor del error cuadrático medio se presenta en la USM de 32x40m, la cual es la más precisa para la estimación de recursos. Usando esta USM como racional se aplicó el Krigado Lognormal sobre el cuerpo mineralizado (Fig. 9). La transformación inversa fue realizada por la siguiente expresión (Rivoirard, 1990).

$$Z^*(v) = \text{Exp}(L(v)^{KO} + (\sigma^2_{KO} + \gamma(v,v))/2 - \mu) \quad (2)$$

donde:

$L(v)^{KO}$ = Estimación de los valores transformados por Krigado Ordinario.

σ^2_{KO} = Varianza de Krigado.

$\gamma(v,v)$ = Semivariograma medio Bloque-Bloque.

μ = Multiplicador de Lagrange.

La Tabla 5 muestra la estadística básica entre los contenidos originales y estimados después de la transformación inversa. Los valores medios son próximos. La varianza tiene valores adecuados, en correspondencia con las características de suavizado de los métodos de interpolación. No se obtuvieron valores extremos en la estimación. Otra variante a emplear cuando la transformación logarítmica no garantiza la estacionaridad necesaria es el Krigado Multigaussiano.

4. Conclusiones

En este artículo se muestra como obtener una adecuada estimación de recursos cuando los datos exhiben una distribución asimétrica, la cual es muy común en estudios mineros. Las complejidades geológicas en la región del yacimiento indican que los métodos de la Geoestadística lineal no pueden ser aplicados. La no normalidad de los de los contenidos de Cu en el yacimiento “Hierro Mantua” fue probada por la estadística descriptiva, por la prueba de bondad de ajuste Kolmogorov-Smirnov y la no estacionaridad por la estadística de ventanas móviles. El Krigado Lognormal ha sido ampliamente aplicado en diversos estudios mineros, así como en otros problemas de las geo-ciencias.

imbricada compuesta por un efecto pepita más dos modelos esféricos, el cual fue validado por validación cruzada.

La USM obtenida como racional muestra los valores mínimos del error cuadrático medio cuando comparamos los valores reales y estimados, usando diferentes USM. Este procedimiento se basa en la idea de que el equipamiento minero no debe ser el factor determinante de tamaño de la

USM, sino resultado de aprovechar las potencialidades adecuadamente un método de estimación matemático, el cual toma en cuenta el comportamiento natural del fenómeno.

La estimación desarrollada por Krigeado Lognormal es adecuada para la estimación de recursos en el caso de estudio presentado. La estadística básica de los valores reales y estimados muestra proximidad en los valores de la media y adecuados valores de la varianza.

Referencias

- [1] Armstrong, M. and Carignan, J., Géostatistique linéaire, application au domaine minier. Fontainebleau: École des Mines de Paris, 1997.
- [2] Armstrong, M. and Boufassa, A., Comparing the robustness of ordinary kriging and lognormal kriging outlier resistance, *Mathematical Geology*, 20(4), pp. 447-457, 1988. DOI: 10.1007/BF00892988
- [3] Arce-Blanco, M. and Santanna-Okamoto, F., Memorandum database's rebuilding. Pinar del Río Geology Enterprise, Pinar del Río, Cuba, 2008, 18 P.
- [4] Clark, I., Geostatistical estimation and the lognormal distribution, *Geocongress*, Pretoria, South Africa Republic, 1998.
- [5] Cressie, N., *Statistics for spatial data* (revised edition): Wiley, New York, 1993, 900 P. DOI: 10.1002/9781119115151.ch1, 10.1002/9781119115151
- [6] Cressie, N., Block kriging for lognormal spatial processes, *Mathematical Geology*, 38(4), pp. 413-443, 2006. DOI: 10.1007/s11004-005-9022-8
- [7] Deutsch, C.V. and Journel, A.G., *GSLIB: geostatistical software library and user's guide*. Second Edition. Oxford University Press, 1998.
- [8] Dowd, P., Lognormal kriging--The general case, *Math. Geol.*, 14(5), pp. 474-500, 1982.
- [9] García-Delgado, D.E., Gil-González, S., Delgado-Damas, R., Millán-Trujillo, G., Leandro-Peñalver, L., Cabrera-Castellanos, M. y Díaz-de Villalvilla, L., Informe proyecto 228. Generalización y actualización geológica de la provincia de Pinar del Río. Escala 1: 100 000. La Habana: Geology and Paleontology Institute, 2003, 249 P.
- [10] Gómez-González, O. y Cuador-Gil, J.Q., Determinación del tamaño racional del bloque para la estimación de recursos minerales en el yacimiento Mariel, *Revista Minería y Geología*, 27(4), pp. 20-39, 2011.
- [11] Gómez-Hernández, J.J. and Cassiraga, E.F., Theory and practice of sequential simulation. In *Geostatistical Simulation*, M. Armstrong and P.A. Dowd, eds, Kluwer, Dordrecht, Netherlands, 1994, pp. 111-124. DOI: 10.1007/978-94-015-8267-4_10
- [12] Isaaks, E.H. and Srivastava, R.M., *Applied Geostatistics*. Oxford: Oxford University Press, 1989, 561 P.
- [13] Journel, A.G. and Huijbregts, C.J., *Mining Geostatistics*. New York: 1978, 500 P.
- [14] Journel, A.G., The lognormal approach to predicting local distributions of selective mining unit grades: *Math. Geol.*, 12(4), pp. 285-303, 1980. DOI: 10.1007/BF01029417
- [15] Krige, D.G., Lognormal-De Wijsian geostatistics for ore evaluation: *S. African Inst. Min. Metall, Monograph series*, 1981, 40 P.
- [16] Krige, D.G. and Magri, E. J., Geostatistical case study of the advantage of Lognormal De Wijsian Kriging with mean for a Base Metal Mine and a Gold Mine, *Math. Geol.*, 14, pp. 547-555, 1982. DOI: 10.1007/BF01033878
- [17] Lee, Y.M. and Ellis, J.H., Estimation and simulation of lognormal random fields, *Computers & Geosciences*, 23(1), pp. 19-31, 1997. DOI: 10.1016/S0098-3004(96)00069-6
- [18] Marcotte, D. and Groleau, P., A simple and robust lognormal estimator, *Mathematical Geology*, 29(8), pp. 993-1008, 1997. DOI: 10.1023/A:1022357502767
- [19] Marechal, A., Krigeage normal et lognormal: Ecole des Mines de Paris, Centre de Morphologie Mathématique, unpublished note, N376, 1974, 10 P.
- [20] Matheron, G., Effet proportionnel et lognormalité ou: le retour du serpent de mer. Centre de Morphologie Mathématique, Ecole des Mines de Paris, Publication N-374, 1974, 43 P.
- [21] Paul, R. and Cressie, N., Lognormal block kriging for contaminated soil, *European Journal of Soil Science*, 62, pp. 337-345, 2011. DOI: 10.1111/j.1365-2389.2011.01371.x
- [22] Rendu, J.M., Normal and lognormal estimation: *Jour. Math. Geol.*, 11, pp. 407-422, 1979. DOI: 10.1007/BF01029297
- [23] Rivoirard, J., A review of lognormal estimators for in situ reserves, *Math. Geol.*, 22(2), pp. 213-221, 1990. DOI: 10.1007/BF00891825
- [24] Roth, C., Is lognormal kriging suitable for local estimation? *Math. Geol.*, 30(8), pp. 999-1009, 1988. DOI: 10.1023/A:1021733609645
- [25] Thurston, M. and Armstrong, M., A simplification of lognormal kriging to suit moderately skew data: in *Proceedings of APCOM*; Johannesburg, South Africa, 3, pp. 53-64, 1987.
- [26] Yamamoto, J.K., On unbiased backtransform of Lognormal Kriging estimates, *Computer and Geosciences*, 1, p. 219-234, 2007. DOI: 10.1007/s10596-007-9046-x
- [27] Yamamoto, J.K. and Furuie, R., A survey into estimation of lognormal data, São Paulo, UNESP, *Geociências*, 29(1), pp. 5-19, 2010.

A. Díaz-Carmona, es Ing. Geólogo del Instituto Superior Minero Metalúrgico de Moa, Cuba, en 1986, MSc. de Geología de la Universidad de Pinar del Río, Cuba, en el 2017. Trabaja desde 1986 como especialista de la Empresa Geólogo Minera de Pinar del Río, Cuba, del Instituto de Geología y Paleontología, Habana, Cuba, de la Empresa COMANTUA S.A., de la asociación Holmer Gold Mines - Geominera S.A. Actualmente es especialista de la Empresa Geólogo Minera de Pinar del Río, Cuba y profesor titular adjunto del Departamento de Geología de la Facultad de Ciencias Técnicas de la Universidad de Pinar del Río, Cuba. Sus campos de interés investigativo incluyen: geología, estimación de recursos minerales usando geoestadística, exploración mineral y control geológico en operaciones mineras, simulación modelación de yacimientos minerales, software geólogo mineros.
ORCID: 0000-0002-5353-567X

J.Q. Cuador-Gil, es Lic. en Educación, Especialidad Física y Astronomía del Instituto Superior Pedagógico de Pinar del Río, Cuba, en 1989. MSc. en Informática Aplicada a la Ingeniería y la Arquitectura, del Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría, CUJAE, Habana, Cuba, en 1997. Graduado del Ciclo de Formación Especializada en Geoestadística, "CFSG", del Centro de Geoestadística de la Escuela Nacional Superior de Minería del París, Fontainebleau, Francia, en 1998. Dr. en Ciencias Técnicas de la Universidad de Pinar del Río, Cuba, en el 2002. Ha trabajado como profesor de Física en la Universidad de Pinar del Río desde 1993. Sus campos de interés incluyen: física general y moderna, física cuántica, geoestadística, estimación de recursos minerales. Actualmente es profesor titular del Departamento de Física de la Universidad de Pinar del Río, Cuba.
ORCID: 0000-0002-6483-0172