

Evaluación de modelos de variables geotecnológicas en un bloque de un yacimiento laterítico cubano. Primera parte: kriging e inverso de la distancia 2D

Arístides Alejandro Legrá-Lobaina
Ada Milagro Guilarte-Noa
Tania Guevara-Pérez

Resumen

La eficacia y eficiencia de la actividad minero-metalúrgica en los yacimientos lateríticos depende de varios factores entre los cuales se destaca una adecuada modelación de las variables tecnológicas tales como: el espesor de la corteza, y las concentraciones de los elementos químicos de interés en los procesos metalúrgicos. En la bibliografía especializada y en los software disponibles se encuentra una importante cantidad de modelos matemáticos que, a partir de los datos obtenidos en los muestreos, son capaces de pronosticar valores de estas variables en la locaciones geométricas deseadas. Para garantizar la calidad de estos pronósticos, se hace necesario evaluar su desempeño en situaciones reales. En este trabajo se determina cuan efectivos son el Kriging y el Inverso de la Distancia cuando en puntos del plano, son estimados los valores del espesor (L) de la corteza y de la concentraciones de níquel (Ni), hierro (Fe) y cobalto (Co) en un bloque de un yacimiento laterítico cubano

Palabras clave: Modelación; yacimiento laterítico; kriging; inverso de la distancia.

Assessing the models of geo-technological variables in a block of a cuban lateritic ore body. First part: kriging and inverse of 2D distance

Abstract

The efficacy and the efficiency of mining and metallurgical operations that are carried out in lateritic ore bodies depend on various factors. An adequate modeling of the technological variables such as crust thickness and concentrations of the chemical elements that are of interest for the metallurgical process stands out among these factors. A great number of mathematical models are available in specialized materials and software. These models are capable of estimating the values of these variables in the desired geometrical locations based on the data obtained through sampling. To guarantee that these estimates are accurate it is required to evaluate their behavior in real situations. This work proves how effective Kriging and the Inverse of Distance can be when estimating, in locations of the plane, the crust thickness (L) and the concentrations of Nickel (N); iron (Fe) and cobalt (Co) in a block of a Cuban lateritic ore body.

Keywords: Modeling; lateritic ore body; kriging; inverse of distance.

1. INTRODUCCIÓN

La modelación del comportamiento tridimensional (3D) de la concentración de un elemento químico **e** en un yacimiento consiste en construir una expresión o un algoritmo matemático capaz de generar una red de puntos $(x_j; y_j; z_j; e_j)$ tales que faciliten su visualización y los cálculos necesarios (Legrá-Lobaina 1999).

El yacimiento laterítico Punta Gorda, situado en Moa, provincia de Holguín, Cuba, ha sido explorado y explotado desde la década del 80 del siglo pasado por la empresa Comandante Ernesto Che Guevara (ECG). En particular han sido desarrollados importantes modelos para explicar el comportamiento de las variables de interés (Martínez-Vargas y Pérez-Melo 2006; Martínez-Vargas 2009).

Para este tipo de yacimientos estas modelaciones (Boucher & Dimitrakopoulos 2009; López *et al.* 2011; Barnett & Deutsch 2012; Ilyas & Koike 2012; Machado, Muller & Coimbra 2012; Erten *et al.* 2014) se pueden realizar tridimensionalmente (3D) o bidimensionalmente (2D) para los valores promedios verticales en cada punto del plano, de manera que en este caso la red de puntos generados es $(x_j; y_j; E_j)$, tal como se calcula en la ecuación 1 (Legrá-Lobaina 1999):

$$E_j(x_j; y_j) = \frac{1}{n(x_j; y_j)} \sum_{k=1}^{n(x_j; y_j)} e_k \quad (1)$$

Nótese que $n(x_j; y_j)$ es el total de puntos que en la dirección vertical se tienen en las coordenadas $(x_j; y_j)$.

En este caso, también es de interés la longitud **L** del pozo de exploración que describe el espesor de la corteza (ya que estos pozos comienzan en la superficie del terreno y terminan cuando el instrumento de perforación contacta con la roca dura del fondo).

A pesar de que la actividad minera en este yacimiento está muy avanzada, aún es de interés su estudio en tanto constituye un yacimiento típico respecto a la estructuración de la corteza de intemperismo y a los comportamientos espaciales de las concentraciones de **Ni**, **Fe** y **Co**, que son los elementos químicos de interés primario para el proceso metalúrgico que se realiza en la empresa.

El yacimiento Punta Gorda para su exploración y explotación fue dividido en bloques cuadrados (administrativos) de 300m×300m. Cada bloque fue explorado en dos etapas.

La primera se realizó mediante una red de hasta 81 pozos equidistantes, a una distancia de 33,33 m uno de otro en cada dirección este-oeste y sur-norte. A esta red se le llamó Red de Exploración (**R₁**).

La segunda red de cada bloque (llamada Red de Explotación, **R₂**) se realizó hasta 361 pozos a una distancia de 16,16 m uno de otro en cada dirección este-oeste y sur-norte.

El estudio del bloque O48 (agotado) tuvo un tratamiento único ya que se le realizó una red especial (**R₃**) de hasta 1 369 pozos equidistantes, a una distancia de 8,33 m uno de otro en cada dirección geográfica.

Los procedimientos de muestreo están establecidos en la Unidad Básica Minera (UBM) de la ECG, por tanto, en este estudio interesa estudiar cuáles modelos pronostican mejor las variables útiles para evaluar recursos y reservas y planear una minería eficaz y eficiente.

El antecedente principal del presente trabajo es el estudio realizado por Martínez-Vargas y Pérez-Melo (2006) donde plantean que:

“...se compararon los errores puntuales asociados a varios algoritmos de estimación y simulación, tomando como caso de estudio el bloque O48 del yacimiento Punta Gorda. La comparación se basó en los resultados de la técnica de *jackknife*. Los métodos de estimación y simulación empleados fueron inverso de la distancia, krigeage simple, krigeage ordinario, krigeage multigaussiano, krigeage lognormal, krigeage con modelo de spline, simulación gaussiana secuencial y simulación condicional por el método de bandas rotantes, esta última con 100 bandas aleatorias. En todos los casos se alcanzaron resultados similares con respecto a la media de los errores, a excepción del krigeage con modelo de spline. La diferencia entre los métodos sólo se hace evidente al comparar las distribuciones de frecuencias de dichos errores. Se demuestra que la exactitud de la estimación, en este caso de estudio, está más influenciada por las características de los datos experimentales y de la estrategia (o elipsoide) de búsqueda, que por los métodos de estimación que se empleen”.

Debe puntualizarse que este estudio se realizó en 3D y que las comparaciones se realizaron analizando las diferencias directas entre cada valor real y su correspondiente valor estimado.

El objetivo del presente trabajo es determinar y comparar, mediante los errores relativos absolutos, la efectividad del kriging y del inverso de la

distancia asumidos como modelos 2D que pronostican los valores de L, Ni, Fe y Co en el bloque O48 del yacimiento Punta Gorda.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Datos y procedimientos propuestos para esta investigación

A partir de los datos del Ni, Fe y Co tabulados en R₃ se estructuró un archivo que contiene seis columnas:

- X (coordenada en la dirección este-oeste)
- Y (coordenada en la dirección sur-norte)
- L (longitud o grosor de la corteza de intemperismo)
- Ni (concentración, porcentual, del níquel)
- Fe (concentración, porcentual, del hierro)
- Co (concentración, porcentual, del cobalto)

De archivo, donde se registran los datos de una red de 8,33m×8,33m, se entresacan los datos de la red R₁, la cual es guardada en un segundo archivo. Véanse en la Tabla 1 los estadígrafos básicos de las variables de interés para ambas redes.

Tabla 1. Resultados estadísticos básicos de los valores de los datos

Datos	Variable	Estadígrafos Básicos				
		Mínimo	Máximo	Media Aritmética	Desviación Estándar	Coefficiente de Variación
R1	L	12	42	23,44	6,13	0,26
	Ni	0,63	1,81	1,19	0,17	0,15
	Fe	16,76	45,99	36,89	6,8	0,18
	Co	0,029	0,163	0,075	0,03	0,41
R3	L	3	44	19,99	5,76	0,29
	Ni	0,43	2,2	1,12	0,18	0,16
	Fe	16,76	50,4	40,58	4,86	0,12
	Co	0,01	0,201	0,078	0,028	0,35

El próximo paso consiste en estimar (utilizando los modelos que se estudian: kriging e inverso de la distancia y los datos de la red R₁) los valores de las variables de interés (L, Ni, Fe y Co) en los n puntos

$P_i = (x_i; y_i)$ de la red R_3 . Los resultados de la estimación se comparan con los correspondientes valores medidos y se calculan las diferencias.

Siguiendo las ideas de otras investigaciones (Mcilwaine *et al.* 2014), para cada variable de interés la comparación entre métodos se realiza mediante:

- El valor medio de los módulos de las diferencias entre cada valor real y su correspondiente valor estimado, denominado VMEA.
- El valor medio de los errores absolutos relativos (expresadas porcentualmente), denominadas VMER.

Asimismo son analizadas las desviaciones estándar correspondientes y también son evaluados gráficamente algunos resultados en el plano XY.

2.2. Modelo mediante el kriging

Recapitulando las opiniones de algunos autores (Loquin & Dubois 2010; Legrá-Lobaina & Atanes-Beatón 2010; Zhou, Cheng & Zhang 2010; De Iaco & Maggio 2011; Ly, Charles & Degre 2011; Romano, Balzanella & Verde 2013 y Dagbert 2014) puede recordarse que la estimación por kriging del valor de W en un panel A se define tal como se expresa en la ecuación 2:

$$W_e = W(A) = \sum_{i=1}^k a_i W(P_i) \quad (2)$$

Donde son considerados k puntos ($k \leq n$) para realizar esta estimación.

El modelo se basa en encontrar valores adecuados de a_i (pesos o ponderadores) tales que se cumplan las dos condiciones 1 y 2 dadas por las ecuaciones 3 y 4:

$$1. \sum_{i=1}^k a_i = 1 \quad (3)$$

2. Se minimice la varianza de estimación:

$$\sigma_e^2 = 2 \sum_{i=1}^k a_i \gamma(P_i, A) - \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k a_i a_j \gamma(P_i, P_j) - \gamma(A, A) \quad (4)$$

Donde $\gamma(P_i, A)$ indica la variabilidad de W en punto P_i con respecto al panel A ; $\gamma(P_i, P_j)$ es la variabilidad de W entre los puntos P_i y P_j y finalmente $\gamma(A, A)$ es la variabilidad total de W en el panel A .

Los valores a_i se determinan resolviendo el sistema descrito en la ecuación 5 (vectorial):

$$\begin{cases} \gamma_{11}a_1 + \gamma_{12}a_2 + \dots + \gamma_{1k}a_k + \mu = \gamma_{1A} \\ \gamma_{21}a_1 + \gamma_{22}a_2 + \dots + \gamma_{2k}a_k + \mu = \gamma_{2A} \\ \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \quad \dots \\ \gamma_{k1}a_1 + \gamma_{k2}a_2 + \dots + \gamma_{kk}a_k + \mu = \gamma_{kA} \\ a_1 + a_2 + \dots + a_k = 1 \end{cases} \quad (5)$$

Donde se ha simplificado la notación tomando $\gamma_{ij} = \gamma(P_i, P_j)$ y tomando $\gamma_{iA} = \gamma(P_i, A)$. El valor auxiliar μ es un Multiplicador de Lagrange.

La varianza o error de estimación queda determinada por la ecuación 6:

$$\sigma_e^2 = \sum_{i=1}^k a_i \gamma(P_i, A) + \mu - \gamma(A, A) \quad (6)$$

Manteniendo el mismo variograma para todo el dominio D , y asumiendo constantes el tamaño y la forma del panel A , se tiene que para un conjunto dado de k puntos, la varianza de estimación solo depende de la posición geométrica de los puntos P_i ya que son las distancias entre cada dato usado y el panel los que determinan los valores de cada término $\gamma(P_i, A)$ y de cada peso a_i . O sea, σ_e^2 no depende de los valores particulares $W(P_i)$, $i=1, 2, \dots, k$.

Cuando se usan variogramas dinámicos $\gamma(h, A)$ el parámetro σ_e^2 modela la variabilidad local. Esto es equivalente a decir que para evaluar la fiabilidad de las estimaciones por kriging puede usarse la varianza de estimación σ_e^2 y la calidad de esta última evaluación depende de la suficiencia informativa de los datos y del adecuado modelo variográfico y de kriging.

De la formulación dada puede derivarse el caso de la estimación puntual considerando idealmente el panel A con las dimensiones de un punto P_e . La expresión $\gamma(P_i, A)$ se reduce a $\gamma(P_i, P_e)$ y $\gamma(A, A) = 0$.

Para realizar la práctica de la estimación por kriging el primer paso es realizar un correcto análisis variográfico determinando los elementos del mismo: el efecto pepita, alcance, meseta, anisotropía, zona de influencia y tipo de variograma.

Finalmente, teniendo en cuenta las características particulares del problema que resolvemos, se deberá establecer el tipo de kriging que se utilizará y así como sus respectivos parámetros (forma y dimensiones de

los paneles, estrategias de búsqueda, tratamiento de los pesos negativos, uso de Drift, etc.).

Para la presente investigación se asume el tipo kriging puntual, sin incluir Drift, y se toman todos los datos en cada estimación.

Los modelos variográficos que se consideraron en el presente estudio, en aras de simplificar los análisis, fueron desarrollados asumiendo que el comportamiento de las variables es isotrópico.

Los cálculos se realizaron utilizando el Surfer, versión 11.0.642 (2012).

Modelación mediante inverso de la distancia

Según algunos autores (Zimmerman *et al.* 1999; Jin, Liu, & Niu 2003; Babak & Deutsch 2008; Terrero-Matos, Legrá-Lobaina & Lamorú 2014) esta modelación tiene los siguientes elementos:

Dados k puntos $(P_i; W_i)$ de R^{n+1} se estima el valor de W en un punto P mediante la ecuación 7:

$$W_{est} = \frac{\sum_{i=1}^k \left(\frac{1}{d_i^z} W_i \right)}{\sum_{i=1}^k \left(\frac{1}{d_i^z} \right)} \quad (7)$$

La ecuación anterior es válida cuando el punto P (donde se estima) es diferente a todos los puntos P_i . Si para algún índice i , $P=P_i$, entonces se toma $Z_{est}=Z_i$. Nótese que d_i^z es la potencia de exponente z de la distancia euclidiana d entre el punto P_i y el punto P . La distancia euclidiana espacial entre dos puntos P_i y P_j se calcula mediante la ecuación 8:

$$d(P_i;P_j) = \sqrt{\alpha_x(x_i - x_j)^2 + \alpha_y(y_i - y_j)^2 + \alpha_z(z_i - z_j)^2} \quad (8)$$

Para el caso del plano la distancia euclidiana entre dos puntos P_i y P_j se calcula mediante la ecuación 9:

$$d(P_i;P_j) = \sqrt{\alpha_x(x_i - x_j)^2 + \alpha_y(y_i - y_j)^2} \quad (9)$$

Donde α_x , α_y y α_z son factores de anisotropía de las escalas de las dimensiones.

3. RESULTADOS

A. Estimación por kriging

Variable L

Variograma: Lineal (Pendiente=0,08)+

Exponencial (Escala=25; Longitud=15)

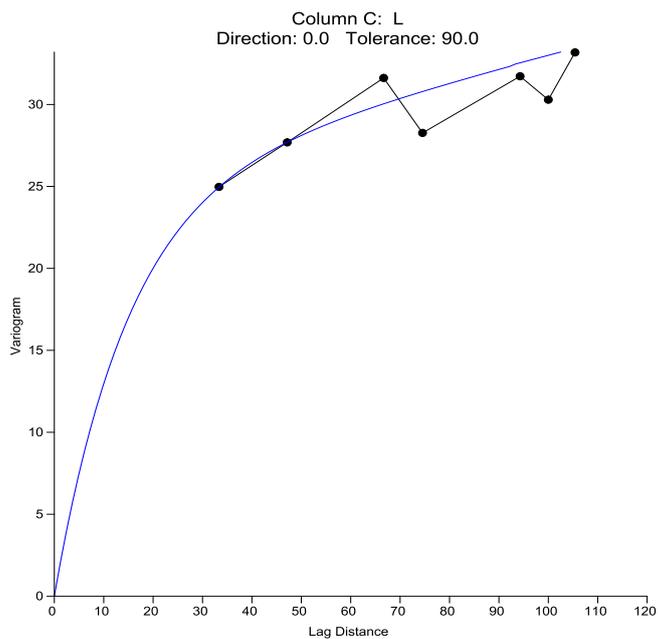


Figura 1. Variograma para la variable L.

$VMEAL = 4,367046$ con desviación estándar: 3,707264

$VMERL = 28,72 \%$ con desviación estándar: 39,62 %.

Para el comportamiento zonal de las diferencias vea la Figura 2.

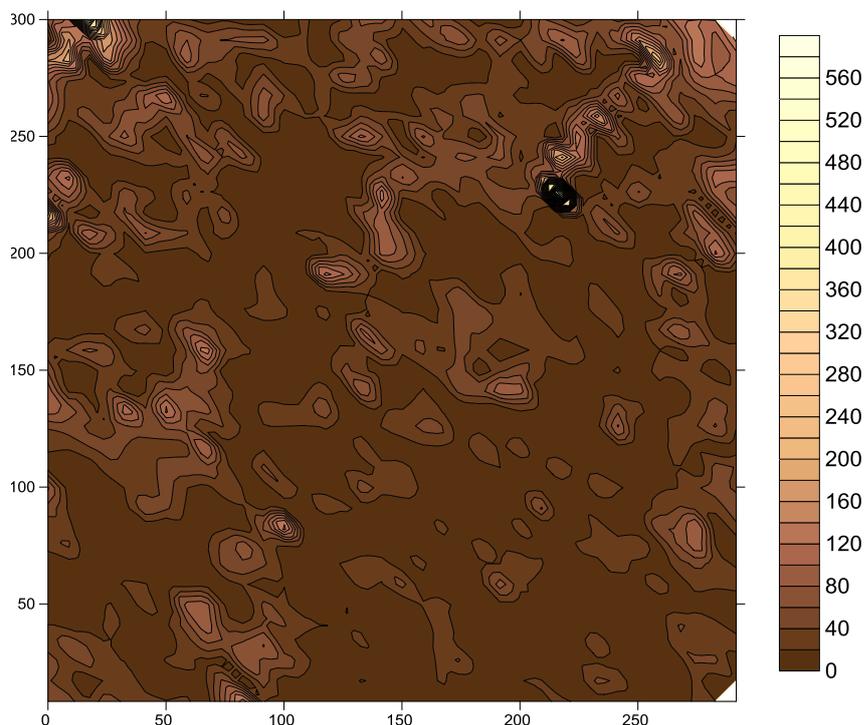


Figura 2. Comportamiento zonal en porcentaje de las diferencias de L (K).

Variable Ni

Variograma: Exponencial (Escala=0,27; Longitud=7)

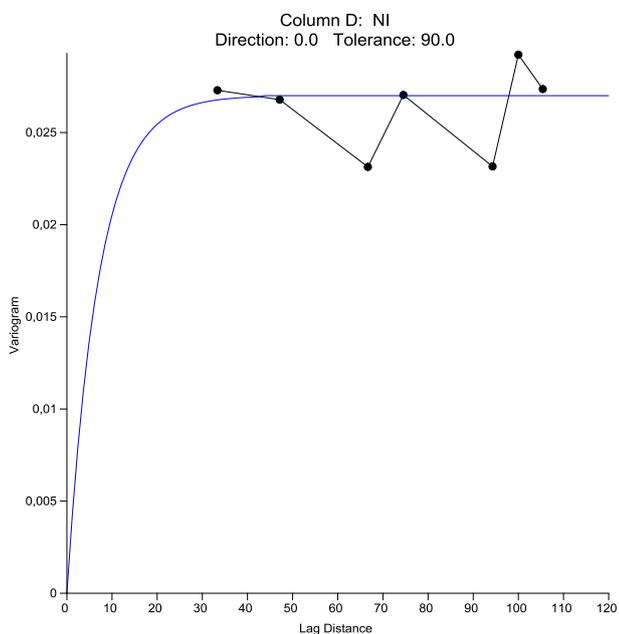


Figura 3. Variograma para la variable Ni.

$VME_{Ni} = 0,139468$ con desviación estándar: $0,114854$

$VMER_{Ni} = 13,52 \%$ con desviación estándar: $13,09 \%$.

Para el comportamiento zonal de las diferencias vea la Figura 4.

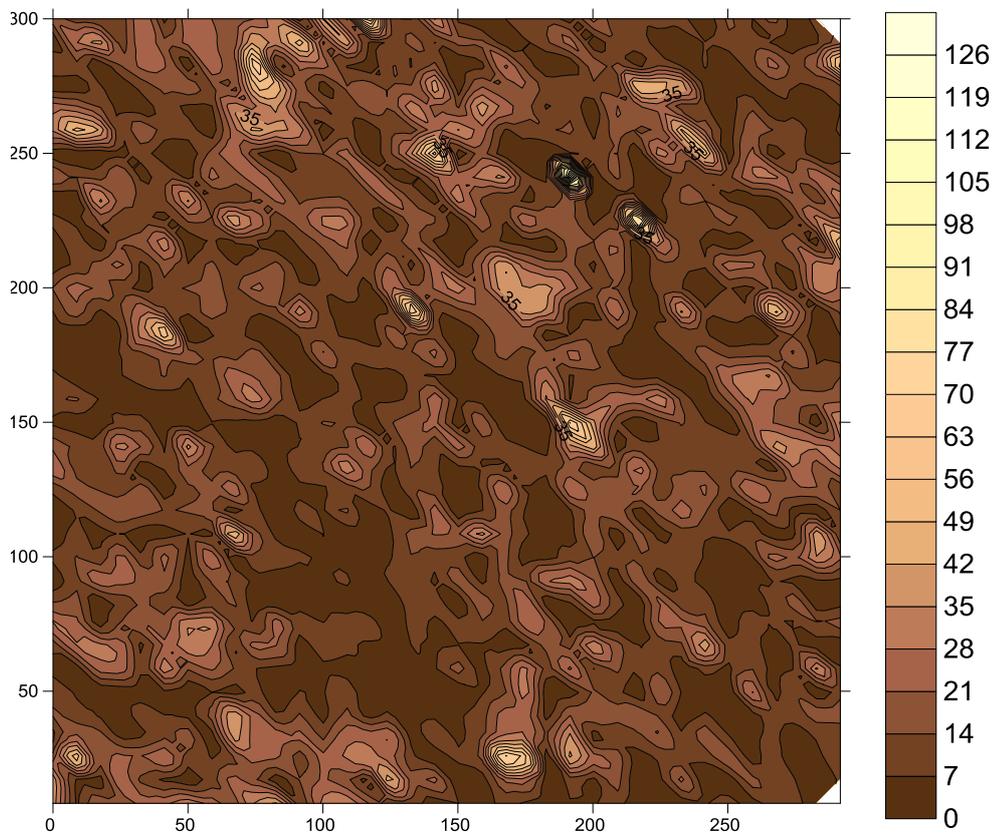


Figura 4. Comportamiento zonal en porcentaje de las diferencias de Ni (K).

Variable Fe

Variograma: Lineal (Pendiente=0,015)+

Exponencial (Escala=37; Longitud=7)

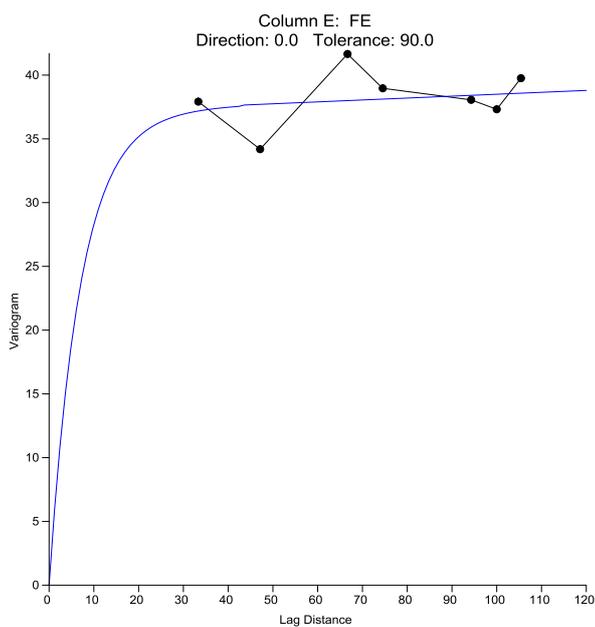


Figura 5. Variograma para la variable Fe.

$VME_{Fe} = 5,234284$ con desviación estándar: 4,548725

$VMER_{Fe} = 12,96 \%$ con desviación estándar: 11,81 %.

Para el comportamiento zonal de las diferencias vea la Figura 6.

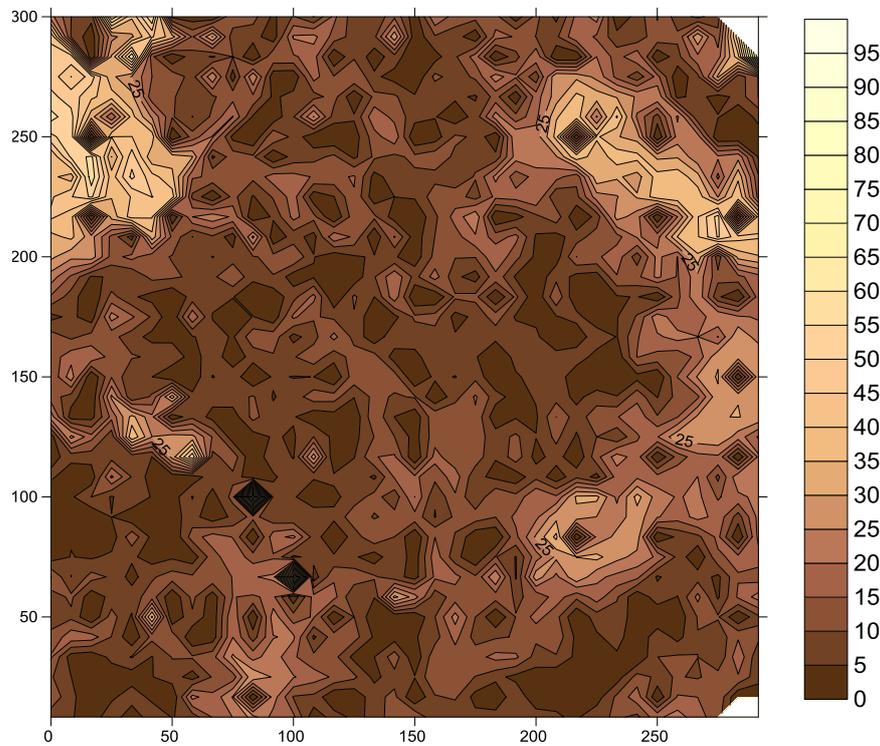


Figura 6. Comportamiento zonal en porcentaje de las diferencias de Fe (K).

Variable Co

Variograma: Exponencial (Escala=0,0008; Longitud=12,5)

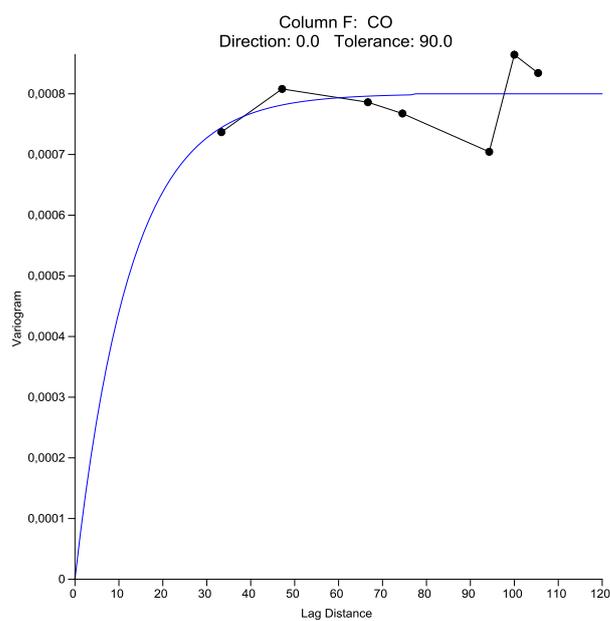


Figura 7. Variograma para la variable Co.

$VMEA_{Co} = 0,019059$ con desviación estándar: 0,017009

$VMER_{Co} = 27,24 \%$ con desviación estándar: 40,89 %.

Para el comportamiento zonal de las diferencias vea la Figura 8.

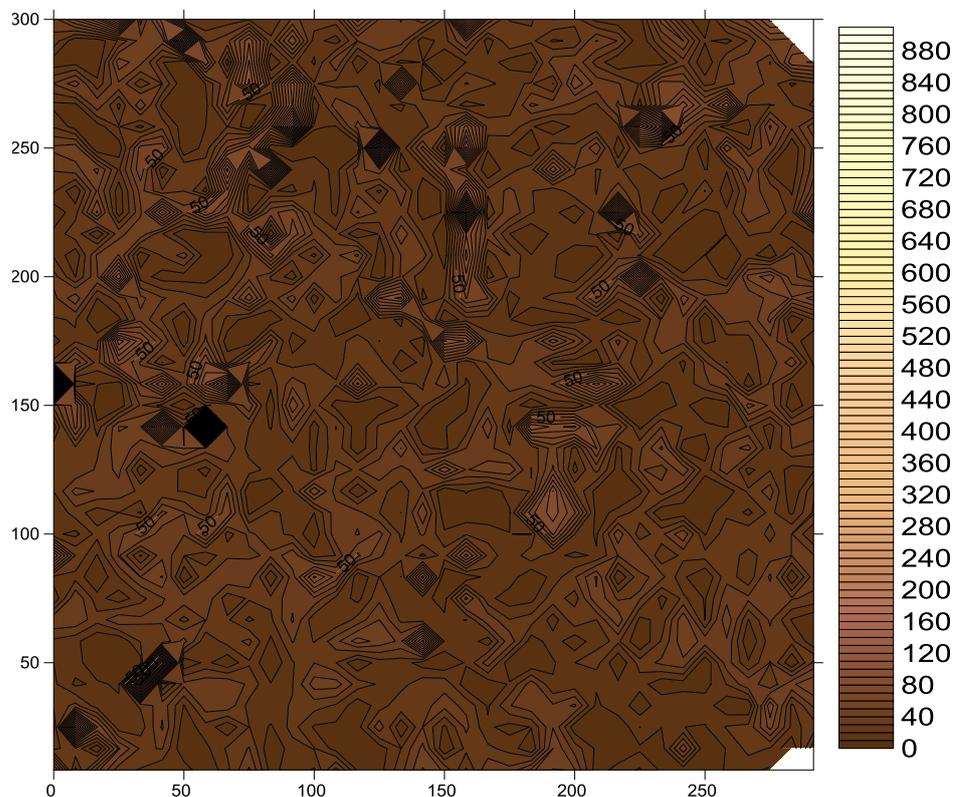


Figura 8. Comportamiento zonal en porcentaje de las diferencias de Co (K).

B. Estimación por inverso de la distancia

Siguiendo las ideas de García-Guerra (1988) se realizará el análisis con la potencia 2 ya que se trata de variables geoquímicas.

Variable L

$VMEA_L = 4,386895$ con desviación estándar: 3,679726

$VMER_L = 29,33 \%$ con desviación estándar: 40,11 %.

Para el comportamiento zonal de las diferencias vea la Figura 9.

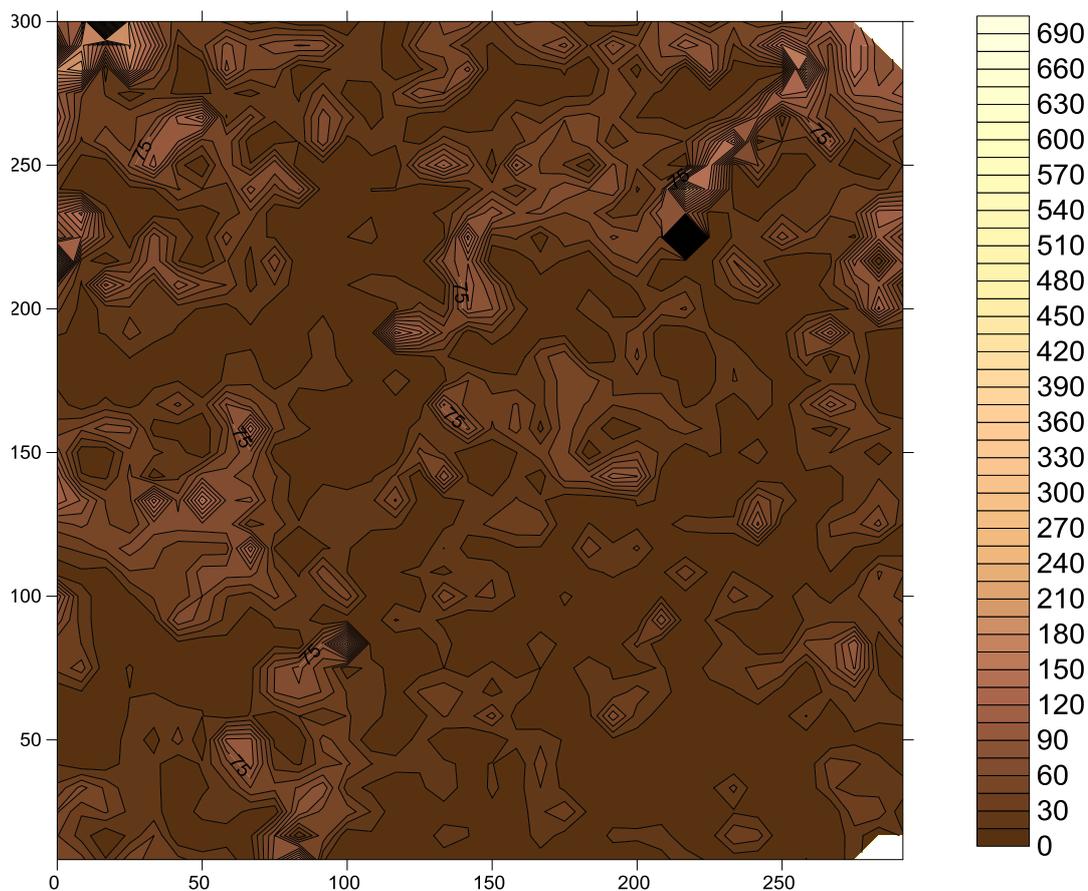


Figura 9. Comportamiento zonal en porcentaje de las diferencias de L (ID).

Variable Ni

$VME_{Ni} = 0,134184$ con desviación estándar: 0,11098

$VMER_{Ni} = 13,14 \%$ con desviación estándar: 13,02 %.

Para el comportamiento zonal de las diferencias vea la Figura 10.

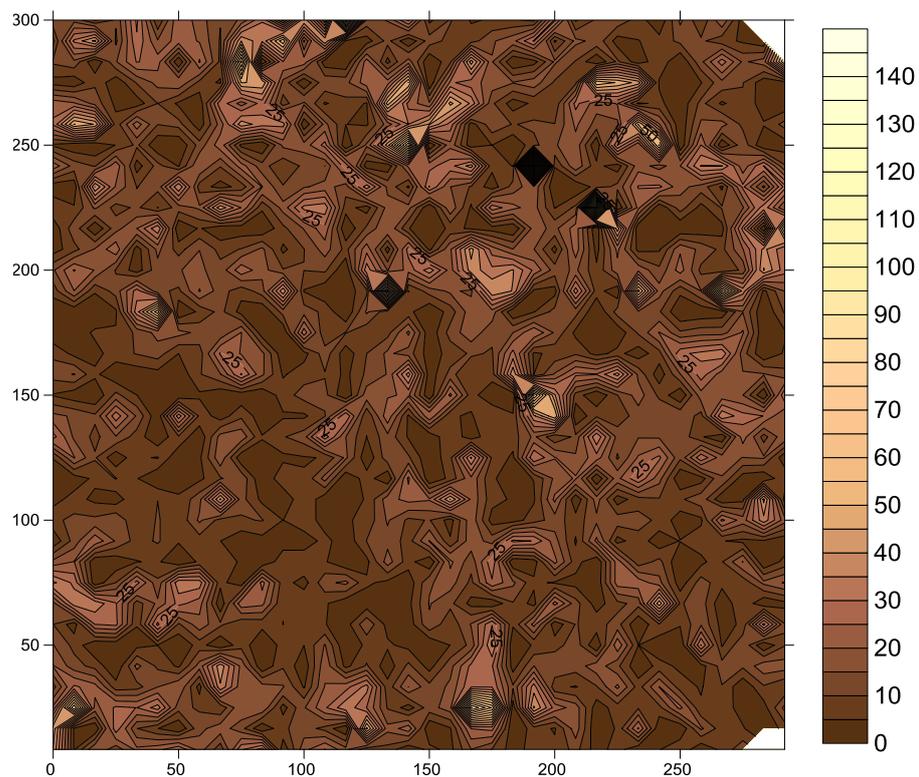


Figura 10. Comportamiento zonal en porcentaje de las diferencias de Ni (ID).

Variable Fe

$VME_{Fe} = 4,840862$ con desviación estándar: 3,706268

$VMER_{Fe} = 11,83 \%$ con desviación estándar: 9,52 %.

Para el comportamiento zonal de las diferencias vea la Figura 11.

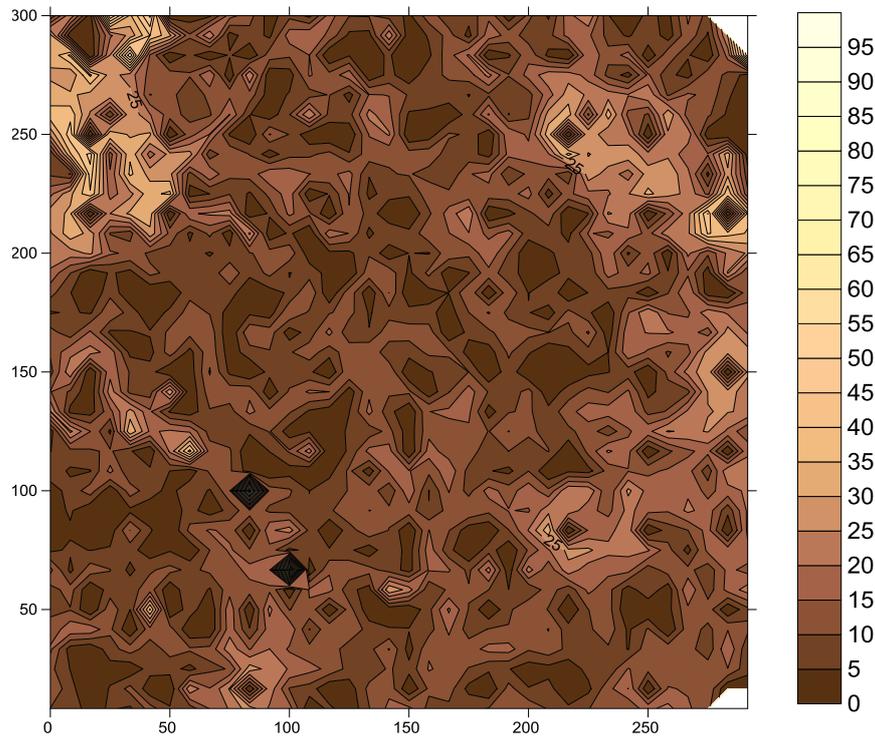


Figura 11. Comportamiento zonal en porcentaje de las diferencias de Fe (ID).

Variable Co

$VME_{Co} = 0,019083$ con desviación estándar: $0,017208$

$VMER_{Co} = 27,21 \%$ con desviación estándar: $42,60 \%$.

Para el comportamiento zonal de las diferencias vea la Figura 12.

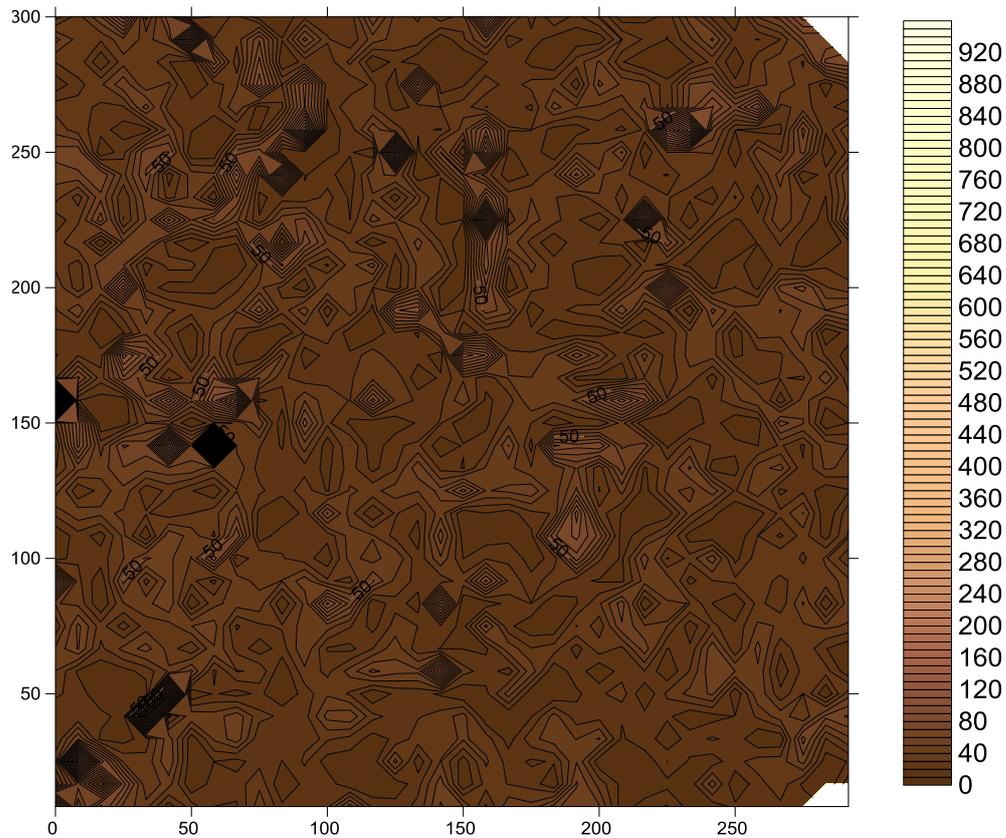


Figura 12. Comportamiento zonal en porcentaje de las diferencias de Co (ID).

4. DISCUSIÓN

En esta etapa es importante esclarecer tres aspectos:

- A. ¿Son aceptables la capacidad de pronóstico de cada uno de estos modelos?
- B. Respecto a la capacidad de pronosticar, ¿alguno de los modelos tiene superioridad sobre el otro?
- C. ¿Se puede suponer la existencia de regularidades en la distribución espacial 2D de los valores de las diferencias en porcentaje?

Para responder a las dos primeras interrogantes es necesario estudiar los resultados de la Tabla 2.

Tabla 2. Resumen de resultados estadísticos básicos de los valores de los errores absolutos relativos en porcentaje

Modelo	Variable	Estadísticos				
		Mínimo	Máximo	Media Aritmética	Desviación Estándar	Coefficiente de Variación
K	L	0	696,25	28,72	36,62	1,38
	Ni	0	138,84	13,52	13,09	0,96
	Fe	0	94,77	12,96	11,81	0,91
	Co	0	891,02	27,24	40,91	1,5
ID	L	0	668,27	29,33	40,13	1,36
	Ni	0	144,32	13,14	13,03	0,99
	Fe	0	90,47	11,83	9,52	0,81
	Co	0	926,69	27,21	42,62	1,57

Nótese que la variable L, espesor de la corteza, no ha podido ser pronosticada por ninguno de los dos modelos, tal como lo indican sus medias aritméticas; además, se presenta una gran fluctuación en estos errores como lo indican las desviaciones estándar y los coeficientes de variación. Algo semejante sucede con la variable concentración de cobalto (Co).

Continuando con esta idea también se puede afirmar que la concentración de hierro (Fe) es una variable bien pronosticada por ambos modelos. La concentración del níquel (Ni) es pronosticada por ambos modelos de manera aceptable teniendo en cuenta que la media y la desviación estándar de los errores absolutos relativos no sobrepasan como promedio el 15 %. Estos resultados son coherentes con la variabilidad de los datos descrita en la Tabla 1.

En las Figuras 13 y 14 se muestran, para la variable Ni, los histogramas de los errores absolutos relativos (EAR) para cada variable y cada método.

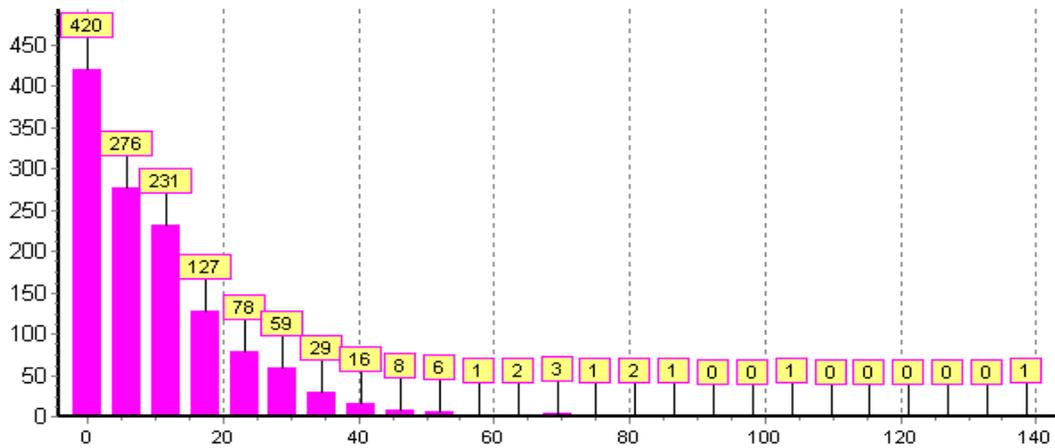


Figura 13. Histograma de los EAR para el Ni al estimar por kriging.

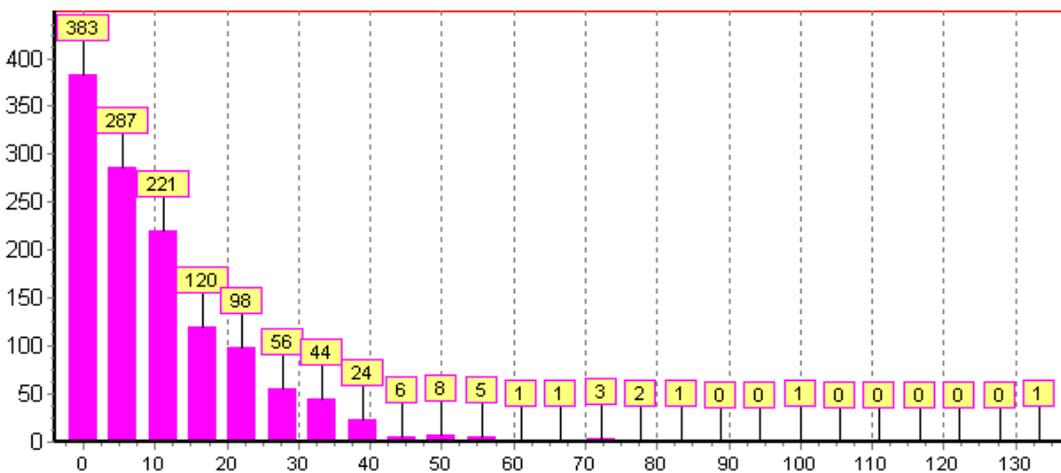


Figura 14. Histograma de los EAR para el Ni al estimar por inverso de la distancia.

La comparación de estos resultados muestra similitud en los de las frecuencias. En particular, el número de errores pequeños (menor de un 22 %) es solo ligeramente menor en el método de inverso de la distancia (1 011; 80,11 %) que en el método de kriging (1 054; 83,52 %).

El coeficiente de correlación lineal entre de EAR del Ni por los dos métodos es de 0,96. Para el Fe es de 0,92; el de Co es de 0,97; y el de L es de 0,99. Estos números indican que son muy similares los resultados obtenidos por ambos métodos.

Si a partir de los resultados expresados en la Tabla 2 se calculan las diferencias entre los resultados entre ambos modelos se puede observar (Tabla 3) que las mismas son relativamente pequeñas, lo cual indica que para este caso no existen diferencias importantes entre los pronósticos que se realizan mediante kriging y los que se realizan mediante inverso de la distancia.

Tabla 3. Diferencias entre los resultados obtenidos por los dos modelos estudiados

Variable	Estadísticos				
	Diferencia entre Mínimos	Diferencia entre Máximos	Diferencias entre Medias	Diferencia entre Desviaciones Estándar	Diferencias entre Coeficientes de Variación
L	0	27,98	0,61	3,51	0,02
Ni	0	5,48	0,38	0,06	0,03
Fe	0	4,3	1,13	2,29	0,1
Co	0	35,67	0,03	1,71	0,07

En particular, analizando las medias aritméticas y las desviaciones estándar (Tabla 2), puede verificarse que el kriging ha sido más efectivo pronosticando el espesor y el inverso de la distancia lo ha sido pronosticando las concentraciones de Ni y Fe. En el caso de la concentración de Co ambos han sido igualmente efectivos.

Finalmente, si se revisan las parejas de Figuras 2 y 9 (variable L), 4 y 10 (variable Ni), 6 y 11 (variable Fe) así como 8 y 12 (variable Co), se puede observar que existen fuertes y evidentes semejanzas en la distribución 2D de las diferencias, lo cual indica que esto se debe fundamentalmente a la estructuración geométrica de los datos y no a la aplicación de uno u otro modelo.

5. CONCLUSIONES

1. Se ha determinado que el kriging y el inverso de la distancia tienen igual efectividad como modelos que pronostican los valores de L, Ni, Fe y Co en el bloque O48 del yacimiento Punta Gorda.
2. La efectividad de ambos modelos ha sido insuficiente respecto a las variables de mayor variabilidad en el yacimiento: espesor (L) y concentración de cobalto (Co).
3. La efectividad de ambos modelos ha sido adecuada respecto a las variables de menor variabilidad en el yacimiento: concentraciones de níquel (Ni) y de hierro (Fe).
4. La distribución espacial de los errores de pronóstico es semejante para ambos modelos, lo que sugiere que estas distribuciones dependen, fundamentalmente, de los datos.

5. Se establece una fuerte correlación lineal entre los resultados obtenidos por ambos métodos. Esto indica que bajo las condiciones estudiadas cualquiera de los dos métodos es adecuado.

6. REFERENCIAS

- BABAK, O & DEUTSCH, C. 2008: Statistical approach to inverse distance interpolation. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 23(5): 543-553.
- BARNETT, R. & DEUTSCH, C. 2012: Practical Implementation of Non-linear Transforms for Modeling Geometallurgical Variables. *Quantitative Geology and Geostatistics* 17 (Geostatistics Oslo 2012): 409-422.
- BOUCHER, A. & DIMITRAKOPOULOS, R. 2009: Block Simulation of Multiple Correlated Variables. *Mathematical Geosciences* 41(2): 215-237.
- DAGBERT, M. 2014: Review of the Book *Mineral Resource Estimation*. Mario Rossi and Clayton Deutsch. Springer, Early, 332 p. In: *Mathematical Geosciences* 46(8): 1 029-1 034.
- DE IACO, S. & MAGGIO, S. 2011: Validation Techniques for Geological Patterns Simulations Based on Variogram and Multiple-Point Statistics. *Mathematical Geosciences* 43(4): 483-500.
- ERTEN, O.; MCANDREW, L.; KIZIL, M. S. & TOPAL, E. 2014: Incorporating fine-scale ground-penetrating radar data into the mapping of lateral variability of a laterite-type bauxite horizon. *Mining Technology* 124(1): 1-15.
- GARCÍA-GUERRA, P. A. 1988: *Geoestadística Operacional*. Departamento Nacional de Producción Mineral, Ministerio de Minas y Energía, República Federativa de Brasil, 145 p.
- GOLDEN SOFTWARE, INC. 2012: Surfer. Versión 11.0.642. Golden, Colorado, USA.
- ILYAS, A. & KOIKE, K. 2012: Geostatistical Modeling of Ore Grade Distribution from Geomorphic Characterization in a Laterite Nickel Deposit. *Natural Resource Research* 21(2): 177-191.
- JIN, G.; LIU, Y. & NIU, W. 2003: Comparison between Inverse Distance Weighting Method and Kriging. *Journal of XI'AN Shiyou University* 2003(3). Consultado: 18 enero 2015. Disponible en: <http://epub.cnki.net/grid2008/docdown/docdownload.aspx?filename=JLGX200303017&dbcode=CJFD&year=2003&dflag=pdfdown>.
- LEGRÁ-LOBAINA, A. A. & ATANES-BEATÓN, D. M. 2010: Variogramas adaptativos: un método práctico para aumentar la utilidad del error de estimación por kriging. *Minería y Geología* 26(4): 53-78.
- LEGRÁ-LOBAINA, A. A. 1999: *Metodología para el pronóstico, planificación y control integral de la minería en yacimientos lateríticos*. Tesis doctoral. Instituto Superior Minero Metalúrgico. 187 p.

- LÓPEZ, J. A.; ROSAS, C. F.; FERNÁNDEZ, J. B. & VANZELA, G. A. 2011: Risk quantification in grade-tonnage curves and resource categorization in a lateritic nickel deposit using geologically constrained joint conditional simulation. *Journal of Mining Science* 47(2): 166-177.
- LOQUIN, K. & DUBOIS, D. 2010: Kriging with Ill-Known Variogram and Data. Proceedings of 4th International Conference, SUM 2010. Toulouse, France, September 27-29, p. 219-235. ISBN: 978-3-642-15951-0.
- LY, S.; CHARLES, C. & DEGRE, A. 2011: Geostatistical interpolation of daily rainfall at catchment scale: the use of several variogram models in the Ourthe and Ambleve catchments, Belgium. *Hydrology and Earth System Sciences* 15(7): 2 259-2 274.
- MACHADO, D. M.; MULLER, E. M. & COIMBRA, J. F. 2012: Plurigaussian Simulations Used to Analyze the Uncertainty in Resources Estimation from a Lateritic Nickel Deposit. *Quantitative Geology and Geostatistics* 17 (Geostatistics Oslo 2012): 445-453.
- MARTÍNEZ-VARGAS, A. & PÉREZ-MELO, N. 2006: ¿Cuál es el mejor método para estimar variables en yacimientos lateríticos de níquel y cobalto? *Minería y Geología* 22(3): 1-21.
- MARTÍNEZ-VARGAS, A. 2009: Inferencia del error en el volumen global de recursos minerales asociado al error local de estimación del contenido. *Minería y Geología* 25(4): 1-16.
- MCILWAINE, R.; COX, S.; DOHERTY, R.; PALMER, S.; OFTERDINGER, U. & MCKINLEY, J. 2014: Comparison of methods used to calculate typical threshold values for potentially toxic elements in soil. *Environmental Geochemistry and Health* 36(5): 953-971.
- ROMANO, E.; BALZANELLA, A. & VERDE, R. 2013: A Regionalization Method for Spatial Functional Data Based on Variogram Models: An Application on Environmental Data. In: *Advanced in Theoretical and Applied Statistics (Part II)*, p. 99-108.
- TERRERO-MATOS, E.; LEGRÁ-LOBAINA, A. A. & LAMORÚ, A. 2014: Método de inverso de la potencia de la distancia para estimar la velocidad del viento. *Ingeniería Energética* 25(3): 263-273.
- ZHOU, Y.; CHENG, S. & ZHANG, M. 2010: Setting of variogram parameters in reservoir modeling. *Journal of XI'AN Shiyou University* 2010(5). Consultado: 10 enero 2015. Disponible en: <http://epub.cnki.net/grid2008/docdown/docdownload.aspx?filename=XASY201005006&dbcode=CJFD&year=2010&dflag=pdfdown>.
- ZIMMERMAN, D.; PAVLIK, C.; RUGGLES, A. & ARMSTRONG, M. 1999: An Experimental Comparison of Ordinary and Universal Kriging and Inverse Distance Weighting. *Mathematical Geology* 31(4): 375-390.

Aristides Alejandro Legrá-Lobaina. alegra@ismm.edu.cu
Doctor en Ciencias Técnicas. Profesor Auxiliar.
Departamento de Matemáticas.
Instituto Superior Minero Metalúrgico de Moa.

Ada Milagro Guilarte-Noa. anguilarte@ismm.edu.cu
Ingeniera en Ciencias Informáticas. Instructora.
Departamento de Matemáticas.
Instituto Superior Minero Metalúrgico de Moa.

Tania Guevara-Pérez. tguevara@ismm.edu.cu
Ingeniera Industrial. Instructora.
Departamento de Matemáticas.
Instituto Superior Minero Metalúrgico de Moa.