

ESTIMACIÓN DE RESERVAS EN UN YACIMIENTO DE CROMITA CON POCA CONTINUIDAD GEOLÓGICA DE LOS CUERPOS DE CROMITAS

Reserve estimation in a chromite ore body with low geologic continuity between the chromiferous bodies

**Adrián Martínez Vargas
José Luis Ibarra Velázquez**

**E-mail: amvargas@ismm.edu.cu
Instituto Superior Minero Metalúrgico**

RESUMEN

En las zonas limítrofes de los lentes de cromitas podiformes del yacimiento Merceditas, localizado hacia la parte oriental de Cuba, disminuye la continuidad de los cuerpos de cromitas, la cantidad de información disponible y, con ello, la posibilidad de emplear el método clásico de correlación geológica para contornear los cuerpos minerales y calcular el volumen de los recursos minerales. A fin de resolver este problema se emplearon métodos que permitieran conocer la probabilidad de ocurrencia de cada litología en un punto o volumen del espacio, y la estimación robusta del error o grado de incertidumbre con que se determinó dicha probabilidad para clasificar los recursos y las reservas. Se utilizó kriging indicador ordinario de variables categóricas; las categorías las definieron los tres tipos litológicos fundamentales: peridotitas, dunitas y cromitas. Se efectuó una corrección de los datos con el objetivo de que las estimaciones se encontrasen en el intervalo $[0,1]$ y su sumatoria fuese uno. Se obtuvo un modelo de bloques con información de las posibles proporciones de cada tipo litológico y los contenidos de varios elementos químicos estimados por inverso de la distancia, en aquellos bloques donde la probabilidad de ocurrencia de cromitas fue mayoritaria. Para determinar el grado de incertidumbre en función de la información existente y el comportamiento de la variabilidad en el espacio se realizó la simulación indicatriz por el método secuencial; como criterio de incertidumbre se

tomó la desviación estándar de las simulaciones, siendo más representativa del grado de incertidumbre que la varianza de estimación del kriging indicador.

PALABRAS CLAVE: Kriging, simulación indicatriz secuencial, variables categóricas, cromitas, yacimiento Merceditas.

ABSTRACT

In the corners of podiform bodies of chromites from Merceditas Ore Bodies, located in the Eastern side of Cuba, the continuity and the quantity of information decrease, then the possibility to use the classic methods of geological correlation for underline the ore bodies shape and calculate its volume decrease considerably. For give solution to this problem we use methods that let us to know the probability of occurrence of each rock types in a point or volume in the space and a robust estimation of the error or degree of uncertainty of the estimation of the above mentioned probabilities, that will be used to classified the chromium resources and reserves. Was used ordinary indicator kriging with categorical variables, those categories was defined by tree rock types: peridotites, dunites and chromites. The result was corrected for set the estimation of the tree categories in the interval $[0,1]$ and its sum equal to one. Was created a block model with information of possible proportion that covers each rock type and the grades of the chemistry elements. These last was estimated by the square inverse of the distance in the blocks were the probability of

occurrence of the chromites was higher. For determinate the degree of uncertainty relate with the information in existence and the behavior of spatial variability was simulated the rock type by sequential indicator simulation, as criteria of uncertainty we used the standard deviation of the simulations, it was more representative of the uncertainty than the kriging indicator variance.

KEY WORDS: kriging, sequential indicator simulation, categorical variables, chromites, Merceditas ore deposit.

INTRODUCCIÓN

Merceditas, por el volumen de reservas que se extraen anualmente, es uno de los yacimientos cromíferos podiformes más importantes de la región oriental de Cuba. Los cuerpos con forma de *pods* o lentes, en general están envueltos por una capa de dunitas de potencia variable, encajada en las rocas peridotíticas del complejo ultramáfico Moa-Baracoa. Las cromitas extraídas de este yacimiento se emplean fundamentalmente en la fabricación de refractarios. Hacia los bordes del yacimiento disminuyen la continuidad geológica, el tamaño de los cuerpos secundarios aislados y la densidad de muestreo; por esta causa la explotación se vuelve menos rentable, aunque, en ocasiones, es conveniente por la proximidad a las zonas de extracción de mineral.

En la actualidad, la estimación de recursos se realiza de forma tradicional, por correlación geológica entre pozos y delimitación manual de los límites de los cuerpos cromíferos; hacia los extremos, esta práctica se vuelve inconsistente por las razones antes expuestas. En este artículo se muestra una vía alternativa de estimación de los recursos a partir de métodos geoestadísticos no lineales, fundamentalmente kriging indicador y la simulación indicatriz secuencial, ambos de variables categóricas.

MATERIALES Y MÉTODOS

El sector estudiado es limítrofe a uno de los cuerpos podiformes de cromitas del yacimiento Merceditas, donde se desarrollan tres tipos litológicos básicos: cromita, dunita y peridotita, y se le asignan a cada tipo los códigos pertenecientes a los números enteros: 1, 2 y 3, respectivamente. También existe cierto desarrollo de gabros, pero de pequeña magnitud, por lo que no se incluyeron en la estimación y se les asignó el código de las dunitas debido a su relación con éstas. El orden de los códigos se tomó atendiendo al orden de aparición más común de estas litologías.

Existe una alta desproporción entre la abundancia de aparición de cada tipo litológico en el volumen analizado (ver Tabla 1). La continuidad geológica también es desigual para cada tipo litológico; la misma se pierde casi por completo en los cuerpos de cromitas, fundamentalmente entre perfiles contiguos, por esta causa la correlación geológica realizada de forma manual es muy subjetiva e imprecisa. Este efecto ocurre en menor medida para la dunita, en la cual una correlación manual es más realizable, tal y como se muestra en la Figura 1, donde se representa el perfil con mejor correlación y abundancia de datos.

Atendiendo a lo explicado anteriormente, decidimos emplear métodos de cálculo basados en técnicas probabilísticas encaminadas a determinar la probabilidad de aparición de un tipo litológico dado en el espacio, y una medida del posible error local cometido en el cálculo; esta última, para clasificar los recursos. Para ello seleccionamos el kriging indicador, a base de la estimación de la función aleatoria indicatriz:

$$i(u, s_k) = \begin{cases} 1 & \text{si } s_k = k \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (1)$$

donde $i(u, s_k)$ es una realización de la función aleatoria indicatriz en la posición u , del tipo litológico s_k expresado en los datos por un código cualquiera k .

El kriging indicador provee una estimación por mínimos cuadrados de la función de distribución condicional acumulativa para variables continuas y la función de probabilidades discretas para variables categóricas, ambas condicionadas por la cantidad de información (n) disponible en la vecindad definida por el elipsoide de búsqueda (Deutsch y Journel, 1998, p. 76). Para el caso de las Funciones Aleatorias Categóricas:

$$[i(u, s_k)]^* = E\{i(u, s_k) | (n)\}^* = \text{Prob} \{s_k = k | (n)\} \quad (2)$$

donde s es la variable categórica y k es la k -ésima categoría, tal que $k=1, \dots, K$.

No se descarta el empleo de métodos determinísticos como el Inverso de la Distancia de las funciones indicatrices, en los casos donde no exista el variograma (efecto pepita puro) o kriging universal y kriging IRF- k para la función indicatriz con *drift*.

Se decidió emplear el kriging indicador ordinario con un variograma independiente para cada litología, con el objetivo de mantener la mayor información posible de la variografía. Para el caso de

los métodos de simulación seleccionamos la simulación secuencial indicatriz, por su fácil aplicación, y las posibilidades del principio de simulación secuencial con respecto a otros, como el de banda rotante (Deutsch y Journel, 1998, p. 174), o aquellos con uso más específico como la simulación Booleana basada en objetos (Bleines, Deraisme *et al.*, p. 466). En nuestro caso, el objetivo de la simulación es obtener una representación del grado de incertidumbre de los datos estimados; no se empleó directamente para obtener la probabilidad de los tipos litológicos, pues las simulaciones, a diferencia del kriging, no suavizan los datos estimados.

Procedimiento

En las muestras con dunitas y peridotitas los testigos de perforación tienen longitud variable; sin embargo, las muestras con cromitas poseen aproximadamente un metro de longitud y contienen, además, los contenidos químicos en porcentaje de FeO, Cr₂O₃, Al₂O₃, SiO₂ y CaO.

Análisis variográfico de los tipos litológicos

Para la determinación de las litologías se partió de la regularización de la base de datos a un metro de distancia, y se definieron tres clases básicas: 1, 2 y 3 correspondientes a la cromita, dunita y peridotita, respectivamente. Se generaron y ajustaron a un modelo teórico los variogramas de la función indicatriz, definida como:

$$i(u, s_k) = \begin{cases} 1 & \text{si } s_{k=1..3} = k \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (3)$$

Los variogramas obtenidos para las tres litologías mantienen su forma con algunas diferencias en el alcance, la anisotropía y la desigualdad de sus mesetas que es más relevante, tal y como se muestra en la Figura 2 y la Tabla 2. Para el ajuste de los variogramas teóricos se empleó un modelo anidado con tres estructuras y con anisotropía independiente para cada una de ellas.

Para la simulación se confeccionó un variograma único, que posteriormente se ajustó para cada categoría en función de las proporciones de éstas en los datos; aunque se mantiene la forma elemental desaparecen las ligeras anisotropías existentes en los otros variogramas y se resalta un crecimiento similar a un *drift* que se ajusta a un modelo de covarianza legal por razones computacionales (Geovariaciones, 2000) (Fig. 3). Todos los variogramas experimentales se calcularon con los parámetros que se muestran en la Tabla 4.

Seguidamente, se realizó la validación cruzada para cada categórica con kriging indicador ordinario; como era de esperar, los resultados fueron aparentemente catastróficos, en especial atendiendo a su distribución (ver Fig. 4). La causa es simple, no se puede comparar una variable indicatriz con una probabilidad $P\{s_k \in S\}$. Para solucionar esto se tomaron las tres estimaciones y se seleccionó la de mayor probabilidad, comparando éstas con la muestra real. El error obtenido por este método, basado en la proporción de valores mal estimados con respecto a los estimados correctamente, fue de 7,30 % por lo que la data parece ser robusta para la estimación. Por lo general, estos errores ocurren en las zonas limítrofes entre un tipo litológico y otro.

Estimación con kriging indicador

Para la estimación se empleó un elipsoide con radios 60 x 60 x 50 m, teniendo en cuenta la separación de los datos máxima y la distancia entre perfiles de exploración; esta última es de aproximadamente 50 m. Se creó una rejilla de puntos tridimensional con un espaciamiento de tres metros en los tres ejes de coordenadas, esta separación se tomó para facilitar la visualización de la morfología de los cuerpos minerales, considerando las necesidades de la planificación de la explotación minera. La rejilla de puntos utilizada cubrió todo el volumen estudiado. Posteriormente, se procedió a la estimación y simulación de los tipos litológicos y los contenidos de los elementos químicos empleando el elipsoide antes mencionado.

Una vez obtenidas las estimaciones de cada una de las variables indicatrices por kriging indicador, se corrigió según método propuesto por Deutsch y Journel, 1998, p. 80. Este método plantea que, atendiendo a que el kriging indicador provee para el caso de variables categóricas la estimación de probabilidades discretas de existencia de una categoría determinada, se deben verificar las condiciones siguientes:

$$\begin{aligned} \text{Prob } I(u; s_k) = I | (n) = F(u; k | (n)) \in [0, 1] \\ \text{y } \sum_{k=1}^K F(u; s_k | (n)) = 1 \end{aligned} \quad (4)$$

Siempre y cuando las categorías sean mutuamente excluyentes.

Por último, se asignó el código litológico de mayor probabilidad a cada una de las unidades del modelo de bloques.

Estimación de los contenidos de los elementos químicos

Para la estimación de los elementos químicos se realizó un análisis estadístico y geoestadístico preliminar. Los estadígrafos (ver Tabla 5) muestran que las variaciones con respecto al valor medio no son significativas y, además, que los contenidos de cromo tienden a ser bajos, de aquí su empleo en refractarios. Las pruebas de Kolmogorov Smirnov muestran la proximidad a la distribución normal; tal afirmación se verifica en la forma de los histogramas. Téngase en cuenta que la normalidad favorece la disminución del sesgo para algunos métodos de interpolación basados en el modelo gaussiano de la función de distribución de los datos, como el kriging, las simulaciones y otros como el inverso de la distancia, que, a pesar de ser no paramétrico, de cierta forma es sensible a la función distribución. Con respecto a este último planteamiento, los parámetros que más afectan son el coeficiente de asimetría y el coeficiente de variación.

Con posterioridad, se confeccionaron los variogramas de cada uno de los elementos, éstos no muestran una estructura clara, posiblemente a consecuencia de la escasez de datos (ver Fig. 5), es por este motivo que se decide emplear el inverso de la distancia. Estas estimaciones sólo se realizaron para los bloques a los cuales se les asignó el código litológico de las cromitas.

Simulación de las litologías

La simulación se realizó según metodología implementada en ISATIS (Geovariances, 2000) para la simulación indicatriz secuencial; así, los valores simulados estuvieron en el rango de 1 a 3, y se seleccionó de esta manera el valor según el intervalo en que se encuentre cada punto como el más probable para cada categoría. Se realizaron un total de 40 simulaciones por nodo, empleando el variograma que se muestra en la Figura 3 y todos los datos a la vez (sin elipsoide de búsqueda). Los datos se procesaron posteriormente para determinar la media y la desviación estándar de las 40 simulaciones para cada uno de los nodos. La cantidad de simulaciones se tomó de forma arbitraria, garantizando un número suficientemente grande para que la media y la desviación estándar de las realizaciones simuladas tendiesen a sus valores reales. Se decidió realizar la simulación indicatriz empleando intervalos continuos (Bleines, Deraisme, *et al.*, 2001, p. 485).

DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS

Se obtuvo una estimación independiente de las distribuciones discretas de probabilidades para cada una de las tres litologías, y se verificó que la suma de éstas se aproximara a uno, con sólo pequeñas diferencias que fueron rectificadas según los criterios de la ecuación (4). La distribución de estas probabilidades en el espacio, denota claramente la correspondencia con la información contenida en los datos y el resultado de la estimación con kriging indicador, como se muestra en las Figuras 6 y 10.

La varianza de estimación es un criterio geométrico que no depende de los datos empleados en la estimación, sólo tiene en cuenta la posición en el espacio, por ello no siempre es una medida de la precisión local de la estimación (Deutsch y Journel, 1998, p. 76). El uso de la simulación indicatriz con intervalo continuo responde al hecho de que el problema de modelar la probabilidad de aparición de los tipos litológicos estudiados lo consideramos resuelto con el empleo de kriging indicador, pero éste no es el caso de la determinación robusta del error de estimación de dichas probabilidades. Un criterio robusto en este caso lo constituye la desviación estándar de las L simulaciones o realizaciones de la función aleatoria indicatriz en un punto o en un volumen V , teniendo en cuenta que ésta depende de la posición geométrica de los datos y de su variabilidad local. La diferencia entre la desviación estándar de estimación del kriging indicador ordinario y la desviación estándar de las simulaciones es considerable tal y como se muestra en las Figuras 7 y 8, en las cuales se denota el carácter puramente geométrico de la primera.

La simulación secuencial indicatriz también muestra una imagen similar al resultado obtenido con kriging indicador, aunque más irregular, como es propio de la mayoría de los métodos de simulación, que hacen honor a la variabilidad local de los cuerpos tal y como se muestra en la Figura 9.

Nótese que en caso de la simulación los intervalos están unidos, siendo el valor de probabilidad de la litología k igual a la parte fraccionaria del intervalo $(k-1, k)$, tal y como se muestra en la ecuación siguiente:

$$P\{S_k(u)|(n)\} = \begin{cases} E[S^l(u)|(n)]^{k-1} & \text{si } 0 \leq E[S^l(u)|(n)]^{k-1} < 1 \\ 0 & \text{si } E[S^l(u)|(n)]^{k-1} \geq 1 \end{cases} \quad (5)$$

donde S representa las l simulaciones en el punto u .

Este método también puede remplazar al kriging indicador, siempre que se realicen las L simulacio-

nes para cada tipo litológico de forma independiente y posteriormente se rectifique el resultado para la media de las simulaciones, tal y como lo exponen Deutsh y Journal, 1998.

Finalmente, el resultado queda como se muestra en la Figura 10; un modelo de bloques al que se le asigna un código litológico y que contiene, además, información de la probabilidad de ocurrencia de cada litología y la desviación estándar de L simulaciones.

¿Como emplear la probabilidad de cada litología y la varianza de las simulaciones?

Para las variables continuas la mayoría de los métodos indicatrices brindan una estimación de la distribución acumulativa de frecuencias, esto es más comprensible para las estimaciones en un bloque, donde pueden interpretarse como la función de distribución de dicha variable en un volumen $V(u_i)$, por lo cual puede asumirse como una curva de tonelaje contra *cutoff*. Para el caso que nos ocupa —las variables discretas— no existe tal distribución,afortunadamente el valor obtenido para cada categoría puede asumirse como la proporción de esa en el bloque o volumen $V(u_i)$. Entonces, tendremos un modelo de bloques con información del porcentaje ocupado por cada tipo litológico en cada una de sus unidades elementales. Una primera aproximación para la estimación de las reservas de cromitas sería:

$$T_{\text{mineral}}(u, s_k) = \begin{cases} I(u, s_k)^* V(u) D(u, s_k) & \text{para } I(u, s_k)^* \geq \text{Cutoff}(s_k) \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (6)$$

donde:

$T_{\text{mineral}}(u, s_k)$ es el tonelaje de la masa mineral en el bloque u para la categoría k . $I(u, s_k)^*$ puede asumirse como probabilidad discreta $P\{k(u)|n\}$ de la categoría k .

- $V(u)$ el volumen del bloque u .
- $D(u, s_k)$ la densidad media del tipo litológico k en el bloque u .
- $\text{Cutoff}(s_k)$ el valor mínimo permisible de probabilidad o proporción del tipo litológico de importancia económica (cromita) en el volumen.

Es imprescindible un *cutoff* para la probabilidad del porcentaje de aparición de la cromita en los bloques, teniendo en cuenta que la selección realizada previamente sólo definía el tipo litológico predominante. Esto se ilustra en la Tabla 6, en la cual se mues-

tran algunos estadígrafos de los bloques donde la máxima probabilidad la tiene la cromita; note que el valor mínimo de la probabilidad de cromita está, incluso, por debajo de 0,5; esta probabilidad mínima puede disminuir con el aumento de la cantidad de categorías.

Para definir el grado de incertidumbre de la estimación $T_{\text{mineral}}(u, s_k)$, empleamos las desviaciones estandarizadas de las simulaciones. Observe que se encuentra en el intervalo de $[0,1]$ y puede considerarse como la “Probabilidad de la Probabilidad”, es decir, la probabilidad de que los valores $I(u, s_k)^*$ se estimaron correctamente. Éste es el segundo criterio necesario para definir las reservas, entonces se redefina $T_{\text{mineral}}(u, s_k)$ como:

$$T_{\text{mineral}}(u, s_k) = \begin{cases} I(u, s_k)^* V(u) D(u, s_k) & \text{para } I(u, s_k)^* \geq \text{Cutoff}(s_k) \\ & \text{y } \text{DvStd}(I(u, s_k)^*) \leq \text{Cutoff}(P\{I(u, s_k)^*\}) \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (7)$$

donde $\text{DvStd}(I(u, s_k)^*)$ es la desviación estandarizada de los L valores simulados de $I(u, s_k)$.

De forma similar, se rectificaran estas reservas atendiendo a los *cutoff* definidos para cada elemento químico.

CONCLUSIONES

Se evidencia que el procedimiento clásico de correlación geológica para determinar la geometría de los cuerpos minerales cromíferos no es el más adecuado en determinadas situaciones; fundamentalmente cuando la cantidad de cromita es pequeña, es preferible aplicar el método propuesto. Note que la metodología empleada es utilizable también en cuerpos con alta continuidad, y brinda información extra que permite la clasificación y parametrización de los recursos y reservas.

El empleo de un modelo de bloques con información de la proporción ocupada por cada tipo litológico en cada una de las unidades $V(u_i)$ favorece una planificación de la minería mejor argumentada, especialmente en los sectores donde la potencia de los cuerpos cromíferos es pequeña; no obstante, es necesario tener en cuenta el probable error de dicha estimación, sobre todo en las zonas donde se extrapola. Se pudo apreciar que la desviación estándar del kriging indicador no responde a la variabilidad local de los datos, sino a su posición en el espacio, por lo que este criterio se descarta; la desviación estándar

de las simulaciones, por el contrario, constituye un criterio robusto del error local y puede emplearse directamente en la clasificación de los recursos y reservas, según el grado de conocimiento de las mismas.

Por último, a fin de definir las reservas que se explotarán es imprescindible precisar un *cutoff* para el porcentaje que ocupa la litología de interés económico en los bloques, que representa volumen mínimo admisible en cada uno $V(u_i)$. Es importante destacar que el valor mínimo de la litología mayoritaria en el bloque es $1/n$, donde n es el número de categorías, si el número de categorías o litologías es muy elevado la selección de la litología de mayor probabilidad puede brindar una imagen falsa de la geometría de los cuerpos minerales en el yacimiento.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ATKINSON M. METER, D. CHRIS LLOYD (1998): "Mapping Precipitation in Switzerland with Ordinary and Indicator

Kriging". *Journal of Geographic Information and Decision Analysis*, vol. 2, no. 2, pp. 65-76.

BLEINES C., J. DERAISME, F. GEFFROY, S. PERSEVAL, F. RAMBERT, D. RENARD, Y. TOUFFAIT (2001): *Isatis Software Manual. Geovariances, Avon Cedex, France, 531 pp.*

CHICA OLMO, MARIO (1989): "Análisis geoestadístico en el estudio de la explotación de los recursos minerales", Universidad de Granada, Granada, Tesis Ph.D.

DAVID, MICHEL (1977): "Geostatistical Ore Reserve Estimation", Amsterdam, Oxford, New York: Elsevier Scientific Publishing Company.

----- (1984): "Applied Advanced Geostatistical Ore Reserve Estimation", Amsterdam, Oxford, New York: Copyright Michel David.

DEUTSH V. CLAYTON, G. ANDRÉ JOURNEL (1998): "Geostatistical Software Library and user's Guide", Oxford University, Oxford, New York, 309 pp.

GEOVARIANCES (2000): *ISATIS On-Line Help. Geovariances, 38 Ave. Franklin Roosevelt, BP 91, 77212 Avon Cedex, FRANCE*

PANNATIER, YVAN (1994): *Variowin 2.1 User Manual. Copyright © 1994 Institute of Mineralogy and Petrography-University of Lausanne - Switzerland.*

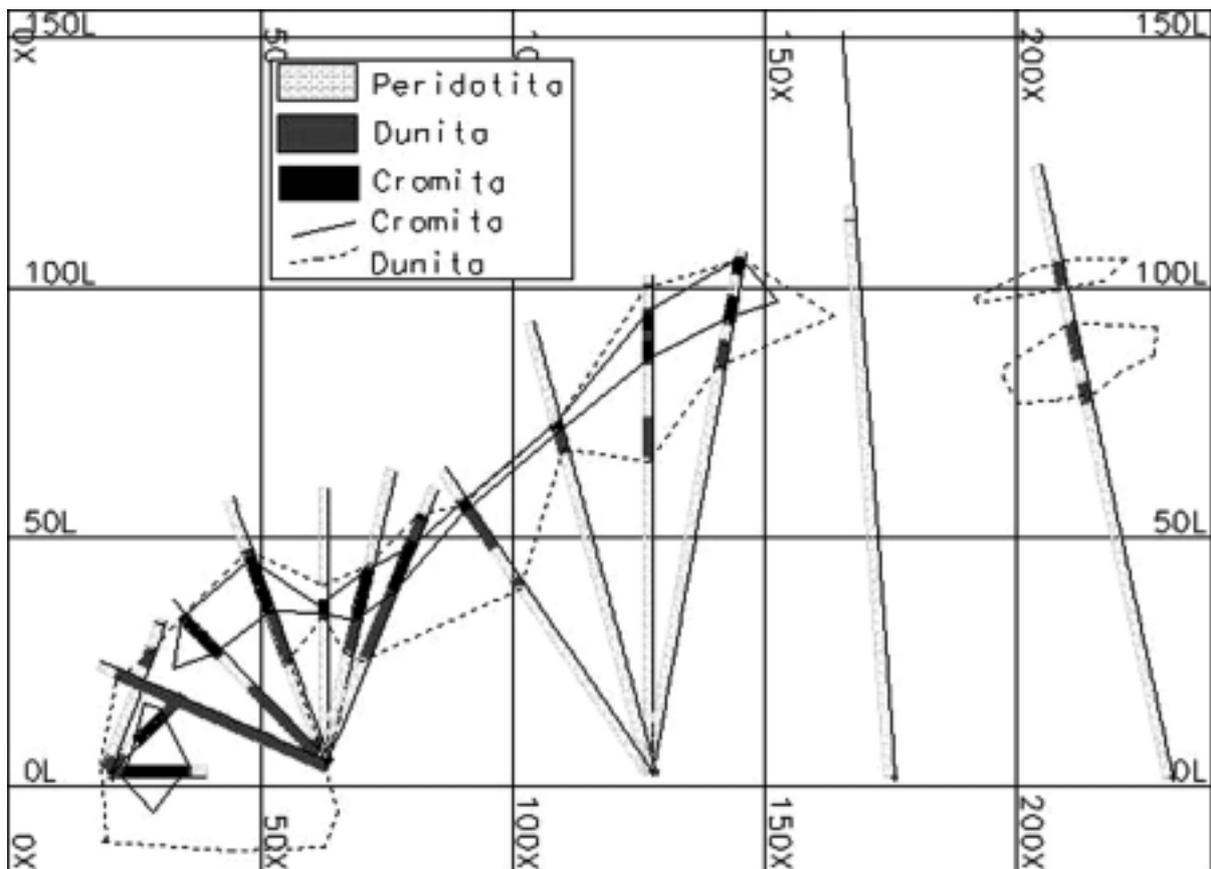


Figura 1. Pozos con correlación preliminar de los cuerpos duniticos y de cromitas.

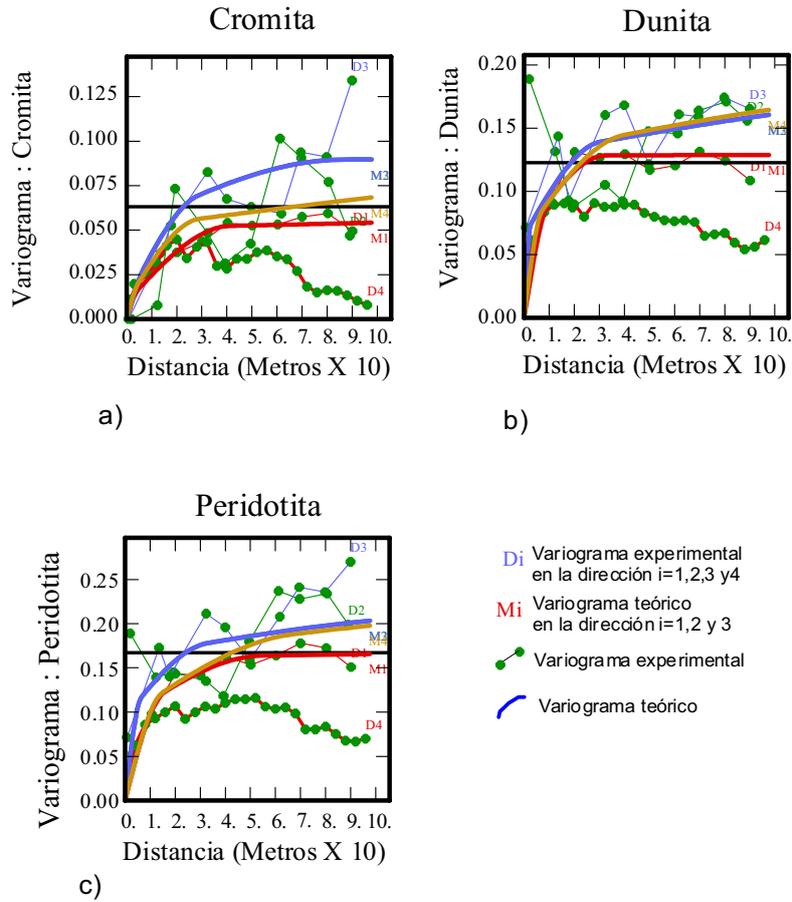


Figura 2. Variogramas indicatrices experimentales y teóricos.

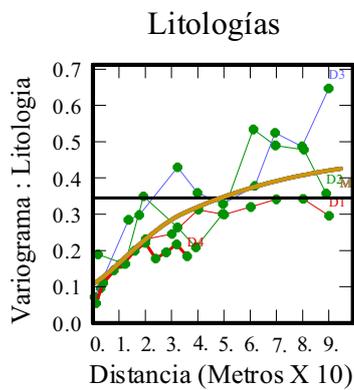


Figura 3. Variogramas direccionales experimentales y modelo isotrópico ajustado.

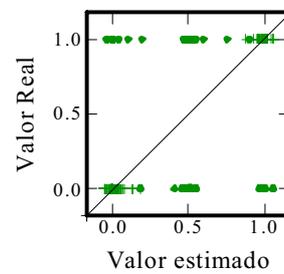


Figura 4. Diagrama de dispersión de la variable indicatriz de la cromita versus el valor estimado empleando kriging indicador ordinario.

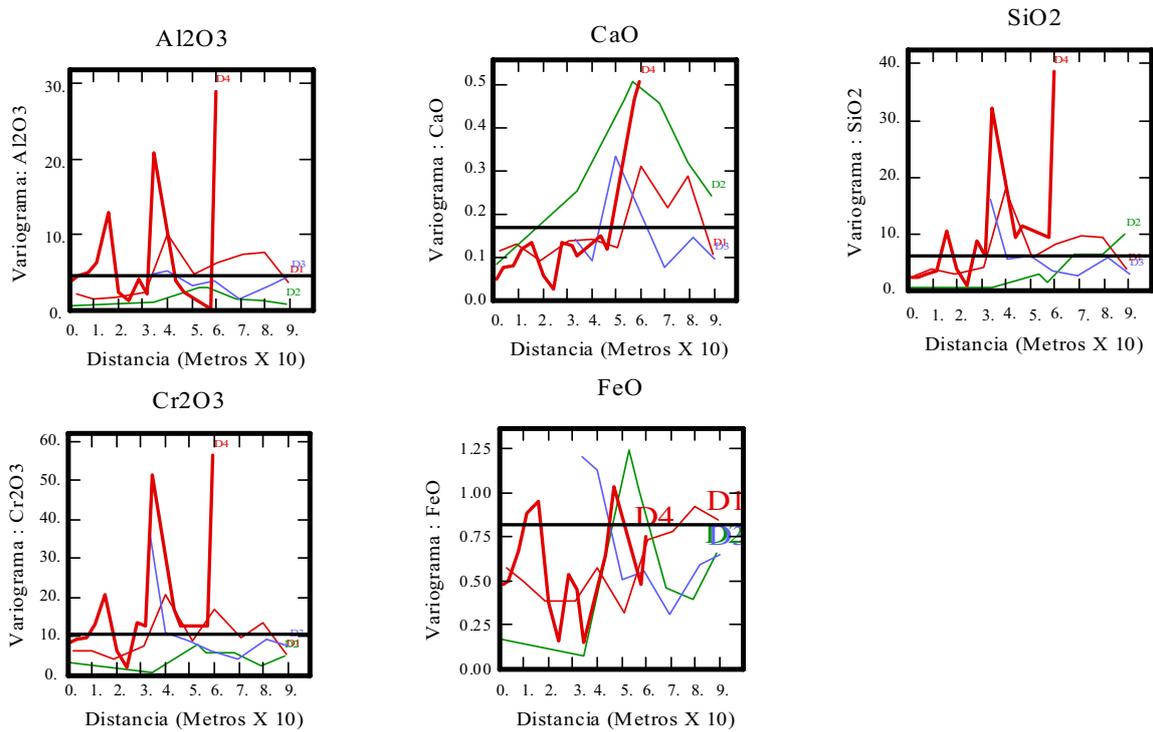


Figura 5. Variogramas de los elementos químicos.

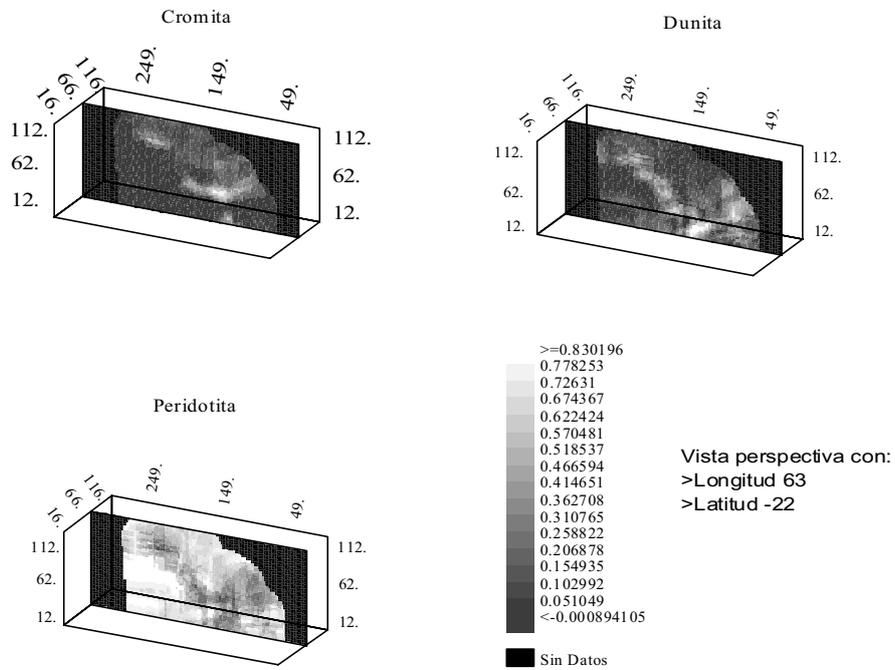


Figura 6. Distribución de las probabilidades independientes (sin rectificar) de cada tipo litológico en el perfil 26 del eje Y (Norte) del modelo de bloques.

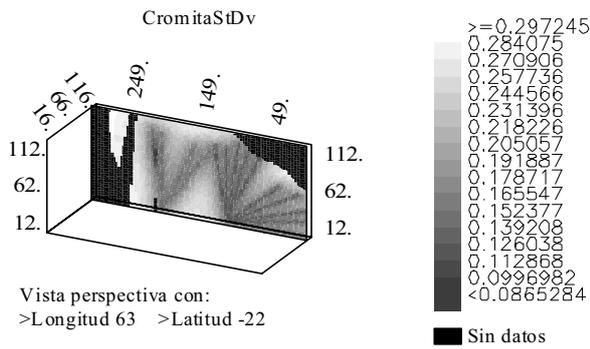


Figura 7. Distribución de la desviación estándar de estimación con IK de la cromita en el perfil 42 del eje Y (Norte) del modelo de bloques.

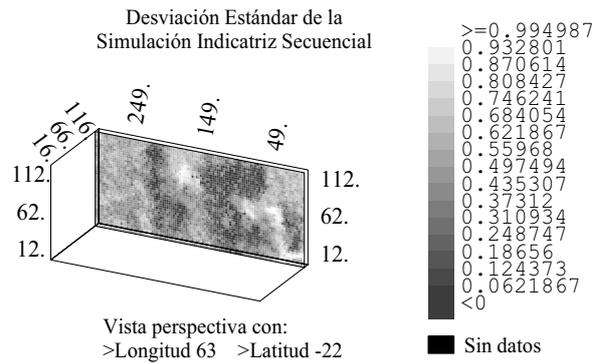


Figura 8. Distribución de la desviación estandarizada de las simulaciones en el perfil 42 del eje Y (Norte) del modelo de bloques.

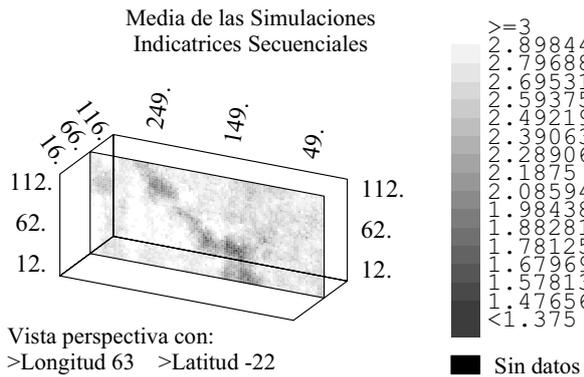


Figura 9. Distribución de la media de las simulaciones en el perfil 26 del eje Y.

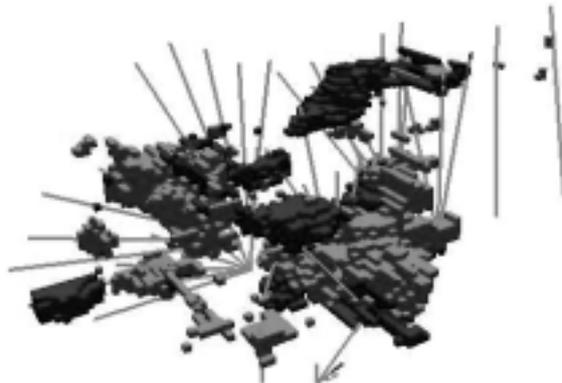


Figura 10. Esquema 3D de distribución de las cromitas (gris oscuro) y las dunitas (gris claro).

TABLA 1. PROPORCIONES DE LOS TIPOS LITOLÓGICOS ATENDIENDO A LA BASE DE DATOS DE POZOS PREVIAMENTE REGULARIZADOS CON INTERVALOS DE 1M			
	Cromo	Dunita	Peridotita
No. de Muestras	255	538	2 961
Proporción en %	6,79	14,32	78,79
Número de datos total: 3 758			

TABLA 2. AJUSTE DE VARIOGRAMAS EXPERIMENTALES (VER FIG. 2)					
Estructura	Función	Meseta	Alcance (X)	Alcance (Y)	Alcance (Z)
CROMITAS					
1	Esférica	0,0385	1845,09m	74,83m	315,70 m
2	Esférica	0,0415	41,33m	26,72m	29,21m
3	Esférica	0,0096	4,59m	8,81m	4,59m
DUNITAS					
1	Esférica	0,0474	17100,32m	171,32m	171,32m
2	Esférica	0,0648	10,29m	2,29m	7,29m
3	Esférica	0,0635	32,72m	29,72m	39,72m
PERIDOTITAS					
1	Esférica	0,0474	1710,32m	121,32m	171,32m
2	Esférica	0,0936	15,21m	5,72m	15,03m
3	Esférica	0,0680	54,88m	29,85m	66,62m
Nota: No se rotó ninguna estructura, la data utilizada se reescaló por razones de confidencialidad.					

TABLA 3. AJUSTE DEL VARIOGRAMA ISOTÓPICO DE LAS LITOLOGÍAS			
Estructura	Función	Meseta	Alcance (X)
1	Esférica	0,0909	35,44 m
2	Bessel-K	0,2709	35,44 m
3	Nugget effect	0,1071	---

TABLA 4. PARÁMETROS DE CÁLCULO DE LOS VARIOGRAMAS EXPERIMENTALES
4 DIRECCIONES EN ESPACIO 3D:
Tres direcciones en la horizontal (Plano XY: 0°, 45°, 90°):
Tolerancia 22,25°
Espaciamiento del lag = 10,00 m
Cantidad de lags = 10
Tolerancia del lag = 50,00 de la distancia del lag
Una dirección en la vertical (Plano XZ: 90°):
Tolerancia 22,25°
Espaciamiento del lag = 4,00 m
Cantidad de lags = 25
Tolerancia del lag = 50,00 de la distancia del lag

TABLA 5. ESTADÍSTICOS DE LAS VARIABLES DE LOS ELEMENTOS QUÍMICOS ESTIMADOS					
	Cr ₂ O ₃	SiO ₂	FeO	CaO	Al ₂ O ₃
Número de valores	174	174	174	174	174
Mínimo	15,99	2,27	5,85	-0,05	12,59
Máximo	38,6	19,54	11,96	2,45	29,25
Rango	22,61	17,27	6,11	2,5	16,66
Media	31,148	5,6501	9,9783	0,3388	25,395
Varianza	10,669	6,2019	0,81986	0,1702	4,691
Desviación estándar	3,2664	2,4904	0,90546	0,4126	2,1659
Coefficiente de variación	0,10487	0,44076	0,09074	1,21786	0,08529
Coefficiente de asimetría	-2,292	2,556	-0,893	2,238	-2,898
Curtosis	7,746	9,418	2,13	6,71	12,924
Estadístico de Kolmogorov-Smirnov	0,174	0,157	0,066	0,173	0,147
Valor crítico de K-S, alpha=.10	0,092	0,092	0,092	0,092	0,092
Valor crítico de K-S, alpha=.05	0,102	0,102	0,102	0,102	0,102
Valor crítico de K-S, alpha=.01	0,122	0,122	0,122	0,122	0,122

TABLA 6. ESTADÍSTICOS DE LAS VARIABLES DE LAS PROBABILIDADES DISCRETAS CORREGIDAS DE LOS TIPOS LITOLÓGICOS OBTENIDOS POR KRIGING INDICADOR			
	Cronita	Dunita	Peridotita
No. de valores	2 372	2 372	2 372
Mínimo	0,3365385	0	0
Máximo	1	0,5	0,5
Media	0,5296362	0,1807565	0,2896073
Desv. estándar	0,13526495	0,11042967	0,11161492