

# APLICACIÓN DE MÉTODOS GEOESTADÍSTICOS PARA LA CARACTERIZACIÓN DE LA CALIDAD QUÍMICA DE UN DEPÓSITO DE MATERIAL CALCÁREO

## APPLICATION GEOSTATISTICAL METHODS FOR QUALITY CHEMICAL CHARACTERIZATION OF A DEPOSIT CALCAREOUS MATERIAL

ISABEL C. VILLADA-ARIAS

Especialista en Sistemas de Información Geográfica, Universidad de San Buenaventura, isa\_villad@yahoo.es

LIBARDO A. LONDOÑO-CIRO

Especialista en Sistemas de Información Geográfica, Universidad de San Buenaventura, libaranto@une.net.co

Recibido para revisar: 24-Mayo-2013, Aceptado: 09-Abril-2014, versión final: 06-Mayo-2014.

**RESUMEN:** La aplicación de métodos estadísticos a datos geoquímicos, permite realizar estimaciones de la distribución de la calidad de un depósito de material calcáreo. El estudio espacial de los contenidos de CaO, MgO y SiO<sub>2</sub>, a través de métodos de interpolación como el kriging y sus variantes, suministra información de los contenidos de óxidos en lugares donde no existen mediciones, con confiabilidades de estimación mayores al 90%, proporcionando bajas medidas en los errores de estimación. Lo anterior permite identificar áreas potenciales para la ocurrencia de material apto para la producción de carbonato de calcio, que serán evaluadas mediante futuras fases de exploración.

*Palabras Clave:* Geoestadística, kriging, calcáreos, calidad química.

**ABSTRACT:** The application of statistical methods to geochemical data, enables the estimation of the distribution of the quality of a deposit of calcareous material. Spatial study the contents of CaO, MgO and SiO<sub>2</sub>, through interpolation methods such as kriging and its variants, provides information of the contents of oxides exist in locations where measurements with estimated reliabilities greater than 90%, providing measures low estimation errors. This allows us to identify potential areas for the occurrence of material suitable for the production of calcium carbonate, which will be evaluated through future phases of exploration.

*Keywords:* Geostatistics, kriging, calcareous, quality chemical.

### 1. INTRODUCCIÓN

La actividad minera ha tenido un notable incremento en los últimos años, debido a la alta demanda de materia prima mineral como insumo para el desarrollo industrial de la sociedad moderna. Colombia cuenta con un recurso potencial geológico-minero que hace posible la explotación de una variada oferta de productos mineros de importancia económica, entre los que se encuentran los denominados agregados pétreos. Estos materiales constituyen un insumo fundamental en la industria de la construcción, convirtiéndose en una de las principales fuentes de crecimiento económico y por tanto, de bienestar para la sociedad.

El aumento brusco de los ritmos de extracción y alta demanda en los últimos años, requiere de trabajos de exploración y evaluación geológica de yacimientos, que permitan conocer las fuentes de abastecimiento, extensión y calidad química del material mineral (Cuadro-Gil, 2005) (Partington, 2010). Es sobre esta caracterización que se apoya el estudio de viabilidad técnica-económica,

determinando en gran medida el valor industrial de un yacimiento mineral.

Los Sistemas de Información Geográfica (SIG) ofrecen un gran potencial como herramienta para el análisis de datos geoquímicos tanto para la clasificación litológica como diversas aplicaciones en la exploración mineral (Harris et al., 2000). Esto ha permitido que las empresas mineras hayan comenzado a utilizar los SIG como herramienta preferida para la planificación, análisis y gestión (Gongwe & Jianping, 2008).

Las técnicas estadísticas entre las que se incluyen las estadísticas resumen, diagramas de caja, gráficos de dispersión, análisis de correlación, mapas geoquímicos, entre otros, permiten investigar sobre la estructura, tendencias y asociaciones de las variables, así como conocer los procesos que controlan la variabilidad geoquímica espacial del área de interés (Lapworth, et al., 2012).

La determinación de la distribución espacial de la calidad del cuerpo calcáreo a partir de herramientas estadísticas para el análisis de datos constituye el objetivo primordial del

presente estudio; realizar estimaciones considerando las características de variabilidad y correlación espacial de datos, permitirán identificar preliminarmente, zonas homogéneas con material calcáreo de alta pureza para producir carbonato de calcio, con escenarios confiables y consistentes con los datos originales.

## 2. GENERALIDADES

El área de estudio está ubicada sobre la vertiente oriental de la cordillera Central, en la región del Magdalena Medio Antioqueño, entre los municipios de Puerto Nare y San Carlos, con alturas que varían entre 200 y 700 msnm.

Esta zona es catalogada de gran importancia debido a la ocurrencia de rocas calcáreas, altamente demandadas por su excelente calidad para producir carbonato de calcio o ser insumo para la fabricación de cemento (BIRD - Banco de Iniciativas Regionales para el Desarrollo de Antioquia -, 2008), de allí radica la importancia de conocer y estimar la ocurrencia y variabilidad de la calidad.

La geología de la zona está enmarcada dentro de la unidad litológica denominada Complejo Cajamarca, en la cual se destacan los cuerpos de mármol que constituyen las rocas de importancia económica y que se manifiestan en superficie con cierta continuidad N-S, conformando cerros aislados de cima redondeada limitados por escarpes verticales. Los cuerpos calcáreos se presentan como una franja continua con tendencia N-S, longitud aproximada de 3 km y un ancho promedio de 600 m, el cual sufre adelgazamiento en sus extremos (GEOMINAS S.A., 2005).

Desde el punto de vista estructural, el área está afectada por dos sistemas de fallas, uno con dirección N10°-30°E, asociado al sistema de fallas de Palestina (Feininger et al., 1972) y otro con dirección N60°W, que ocasiona algunos desplazamientos de los cuerpos de mármol, deformaciones y fracturamientos de la roca. Otros rasgos estructurales destacados en el área corresponden a la foliación, plegamientos y sistemas de diaclasamiento.

## 3. ESTUDIOS PREVIOS

La evaluación inicial de la calidad del yacimiento, se basó en un trabajo previo de campo que consistió en una campaña de exploración superficial y muestreo semidetallado sistemático a lo largo del cuerpo calcáreo, realizado en el año 2005.

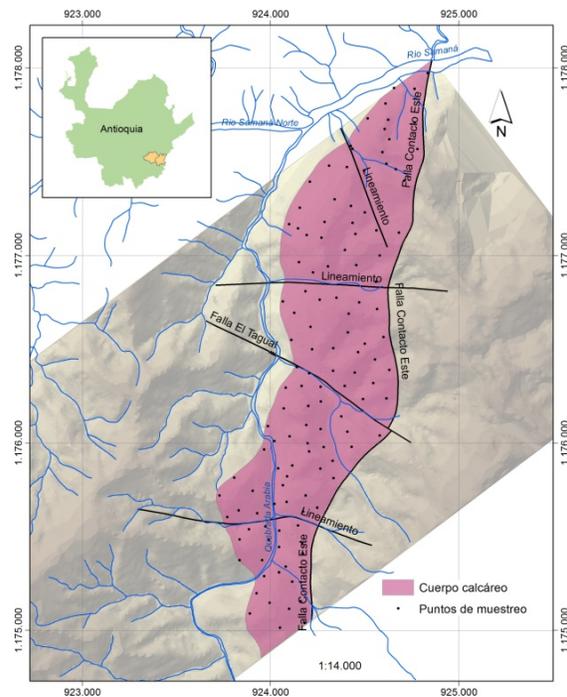
Los resultados de análisis químicos corresponden a las muestras de roca tomadas de afloramientos en superficie a través de una red de muestreo configurada por secciones con orientación EW, perpendiculares al cuerpo mineralizado, distanciadas 200 m entre sí y con separación de 100 m entre muestras, cubriendo de forma regular la geometría del cuerpo (Figura 1). Las coordenadas de las muestras fueron tomadas mediante navegadores GPS, con sistema de coordenadas Bogotá origen Bogotá.

La caracterización geoquímica del yacimiento está evaluada a partir de los contenidos de los tres óxidos más importantes, basados en rangos de calidad definidos según los parámetros que se indican en la Tabla 1.

**Tabla 1.** Rangos de calidad.

Tipo de calcáreo	CaO (%)	MgO (%)	SiO <sub>2</sub> (%)
Muy alta pureza	≥ 50	≤ 5	≤ 5
Alta pureza	45 - 50	≤ 5	≤ 5
Medio (Silíceo)	40 - 50	≤ 5	5 - 10
Silicoso	-	≤ 5	≥ 10
Magnesiano	-	5 - 10	≤ 10
Dolomítico	-	≥ 10	-

En general, con base en estudios previos la unidad de interés minero, ha establecido niveles calcáreos altamente puros en carbonato de calcio hasta bandeados de composición silicosa, magnesia y dolomítica ampliamente distribuidos con usos potenciales en la industria de la construcción (cementos, baldosas, piedra ornamental, entre otros) y producción de carbonato de calcio industrial (GEOMINAS S.A., 2005).



**Figura 1.** Ubicación de los puntos de muestreo.

## 4. METODOLOGÍA

Para realizar este trabajo se consideró la base de datos de calidad que contiene los resultados químicos de 125 muestras, donde las variables de estudio corresponden a CaO, MgO y SiO<sub>2</sub>, en términos del porcentaje de óxidos contenido dentro del total de la muestra. Estas variables constituyen los parámetros utilizados para la clasificación

del tipo de material calcáreo en la zona de interés.

La aplicación de técnicas geostatísticas requiere cumplir con los principios de estacionariedad (Giraldo-Henao, 2002), para ello se hace un análisis exploratorio y estructural de los datos. El análisis exploratorio puede identificar valores extremos, la normalidad de los datos o su normalización mediante transformaciones, la evaluación de la distribución de las variables y la existencia de correlaciones entre ellas. Por medio del análisis estructural se ajustan modelos teóricos para representar la correlación espacial entre los datos (semivariogramas) y mediante técnicas de interpolación espacial tales como kriging ordinario (KO) y cokriging (CK) (para las variables correlacionadas), fue posible obtener mapas de estimación para las concentraciones de CaO, SiO<sub>2</sub> y MgO que representan la distribución espacial de las variables objeto de estudio, y bajo el cumplimiento del principio de estacionariedad, los valores estimados muestran altas confiabilidades.

Finalmente se usó el método de kriging probabilístico (KP) para calcular la probabilidad de cumplimiento de los valores

umbrales de calidad para cada variable con el fin de obtener un mapa probabilístico de calidad que da cuenta de la distribución potencial para la ocurrencia de material para producir carbonato de calcio.

Como apoyo para el tratamiento geostatístico se usó el software Statgraphics Centurion® y el modulo de Geostatistical Analyst de ArcGis 10®.

## 5. ANÁLISIS Y DISCUSIÓN

Los procesos anteriores se representan mediante un modelo espacial que a través de entradas, funciones y salidas, explica el análisis metodológico realizado. El modelo espacial de la Figura 2, posee tres grandes elementos a saber:

- Componente de entrada de datos
- Componente de funciones
- Componente de salidas

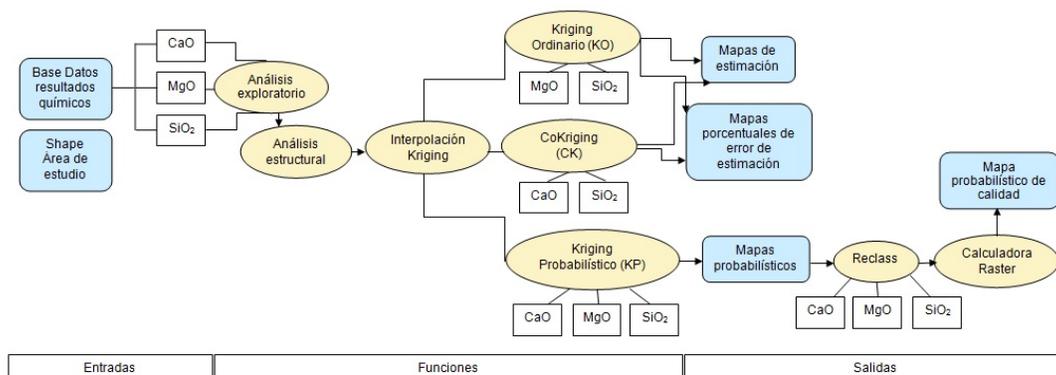


Figura 2. Modelo espacial

### 5.1. Entrada de datos

Las entradas son las variables primarias y constituyen el insumo principal para el análisis. La base de datos que almacena las características atributivas (tabla con resultados químicos de cada muestra) y la información espacial, representada por un shape (archivo donde se almacena la información geométrica de los objetos) con el área de interés, son la fuente primaria para desarrollar este modelo.

### 5.2. Funciones

Las funciones sirven para encontrar información derivada, e involucran al análisis exploratorio y estructural, así como la interpolación para determinar la distribución espacial de la calidad química.

#### 5.2.1. Análisis exploratorio

El análisis exploratorio consistió en identificar inicialmente la normalidad, tendencias y valores extremos de los datos para cada variable. Las medidas de tendencia central (media " $\mu$ ", moda "Mo", mediana "Me") y las medidas de dispersión (desviación estándar " $\Gamma$ ", los coeficientes de sesgo "CS", curtosis "CC" y variación "CV" y la varianza " $\Gamma^2$ ") para cada variable se resumen en la Tabla 2.

Tabla 2. Resumen de estadísticas, datos originales.

Variable	N : 125			Región : Puerto Nare				
	$\mu$	Me	Mo	CC	CS	$\Gamma$	CV	$\Gamma^2$
CaO	49,124	49,590	48,800	3,490	-1,523	5,130	10,443	26,318
SiO <sub>2</sub>	4,106	2,920	1,600	9,848	2,830	4,842	117,922	23,442
MgO	2,872	1,490	1,050	5,509	2,340	3,676	127,965	13,511

De acuerdo a los valores de coeficiente de sesgo (superiores

a 1,0), se realizaron transformaciones de tipo logaritmo en base 10, sin embargo, una vez transformadas, los valores de CS o CV aumentaron, volviéndose más críticos, y denotando la existencia de problemas con valores extremos, siendo necesario evaluarlos inicialmente (ver diagramas de caja) antes de efectuar algún tipo de transformación. En la Figura 3 se muestran los histogramas y los diagramas de caja para los porcentajes de CaO, MgO y SiO<sub>2</sub>.

Una vez retirados los valores extremos (por defecto o por exceso), la población muestral inicial de 125 datos, pasó a n= 118 para los contenidos de CaO y SiO<sub>2</sub>, y n= 110 para el caso del MgO. Sobre estos datos se realizó nuevamente el análisis exploratorio.

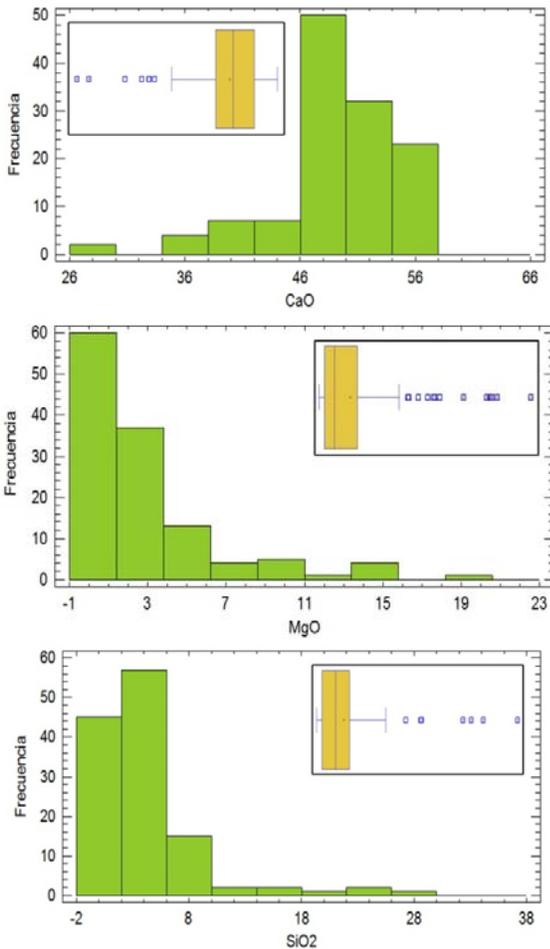


Figura 3. Histogramas y diagramas de caja.

En las Tablas 3, 4 y 5, se muestran las estadísticas del análisis para los porcentajes de CaO, SiO<sub>2</sub> y MgO, respectivamente.

Tabla 3. Resumen del análisis exploratorio para %CaO.

Datos originales		N = 118					
μ	Me	Mo	CC	CS	Γ	CV	Γ <sup>2</sup>
49,984	49,945		-0,237	-0,433	3,683	7,368	13,564

Tabla 4. Resumen del análisis exploratorio para %SiO<sub>2</sub>.

Datos originales		N = 118					
μ	Me	Mo	CC	CS	Γ	CV	Γ <sup>2</sup>
3,148	2,840	5,51	0,265	0,930	2,561	81,34	6,556
Datos transformados							
1,610	1,685	2,347	-0,834	0,152	0,748	46,42	0,559

Tabla 5. Resumen del análisis exploratorio para %MgO.

Datos originales		N = 110					
μ	Me	Mo	CC	CS	Γ	CV	Γ <sup>2</sup>
1,699	1,225	0,66	0,077	0,984	1,422	83,7	2,022
Datos transformados							
1,189	1,107	0,812	-0,929	0,430	0,536	45,09	0,287

Según los valores de CS en los datos originales, el %SiO<sub>2</sub> y %MgO, requieren transformaciones de tipo raíz cuadrada. Una vez realizadas, los datos transformados mejoran la normalidad, evidenciado en los valores de CV, puesto que no hay sensibilidad con los valores extremos, siendo el %CaO, la variable que presenta menor variabilidad.

El análisis exploratorio espacial se evaluó a partir de los scatter plot matrix, que relacionan el contenido de la variable medida vs coordenadas geográficas; en la Figura 4, se presentan los diagramas de dispersión, en ellos no se observan tendencias en dirección EW ni NS.

El cumplimiento de las consideraciones anteriores establece que no existen problemas de estacionariedad, permitiendo continuar con el tratamiento geoestadístico.

### 5.2.2. Análisis estructural

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

Para medir la dependencia lineal entre dos variables con respecto a la medida de la variable, así como a su posición espacial, se calcularon tanto el coeficiente de correlación (ρ) como el coeficiente de correlación de Spearman (ρ<sub>rank</sub>). En la Tabla 6, se muestran los resultados de las correlaciones obtenidos.

Los valores negativos de los coeficientes indican que existen correlaciones negativas, denotando, que a mayor contenido de una variable, disminuye la otra. La única correlación identificada está dada entre CaO-SiO<sub>2</sub>, lo que denota que estas variables son independientes, mientras las relaciones entre CaO-MgO y SiO<sub>2</sub>-MgO son de dependencia.

Por medio del modulo Geoestatistical Analysis se calcularon cada uno de los modelos por variable; cabe mencionar que la elección de los mejores modelos tuvo en cuenta los siguientes parámetros (Mejía, Betancur & Londoño, 2007):

1. El valor de la meseta del modelo (partial sill "Ts") debe estar próximo a la varianza "Γ<sup>2</sup>".

2. El error estándar promedio "ASE" debe ser pequeño.
3. La raíz cuadrada del error medio cuadrático "RMS" debe ser pequeña.
4. La raíz cuadrada del error medio cuadrático estándar "RMSS" debe estar cercana a 1.
5. El mejor modelo es el que presente mayor confiabilidad.

La Tabla 7 presenta los resultados obtenidos de los modelos adoptados para la estimación de cada variable.

Cada uno de los modelos en la variografía experimental contempla un número de lags de 12, remoción de tendencias de segundo orden, efecto pepita y anisotropía direccional geométrica.

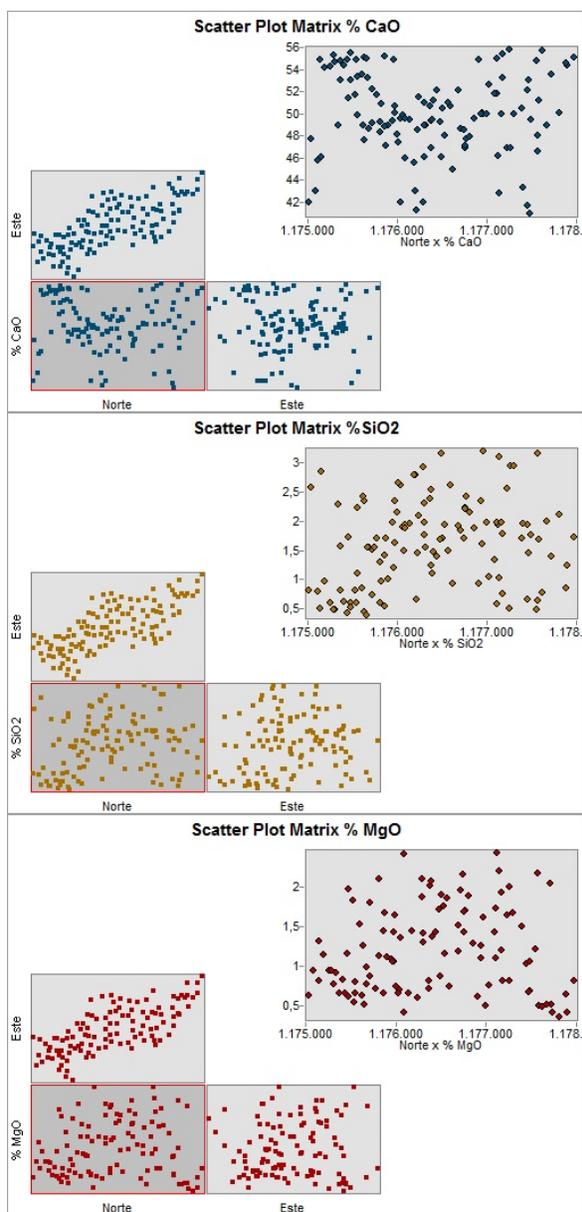


Figura 4. Diagramas de dispersión.

Tabla 6. Resultados de correlaciones.

Correlación	Tipo	Coefficiente (ρ)	Coefficiente Spearman (prank)	Grado de correlación
CaO-MgO	Inversa	-0,485	-0,442	Nula
CaO-SiO <sub>2</sub>	Inversa	-0,771	-0,773	Fuerte
SiO <sub>2</sub> -MgO	Directa	0,217	0,182	Nula

Tabla 7. Parámetros y modelos de ajuste de semivariograma.

Variable	Modelo semivariograma teórico	Γs	ASE	RMS	RMSS	Confiabilidad (%)
CaO	Exponencial	6,391	3,237	3,292	1,017	96,64
SiO <sub>2</sub>	Hole effect	0,057	0,666	0,727	1,088	99,53
MgO	Esférico	0,070	0,500	0,507	1,015	99,55

### 5.2.3. Interpolación o estimación espacial

El método de interpolación denominado "Kriging", consiste en determinar un dato desconocido a partir de otros conocidos, teniendo como premisa que los datos más cercanos tienen una mayor influencia sobre él (Londoño & Valdés, 2012). Entre los diferentes variantes existentes del estimador Kriging, los métodos usados en este estudio corresponden a:

- 1 Kriging Ordinario (KO), estimador lineal basado en el conocimiento de las covarianzas de los datos, con media constante y conocida pero zonalmente.
- 2 CoKriging (CK) o kriging correlacionado, utiliza la correlación espacial y la correlación entre funciones aleatorias al mismo tiempo.
- 3 Kriging probabilístico (KP), estimador no lineal basado en CK que utiliza como variables predictoras una función indicadora y una variable generada a través de transformación uniforme.

### 5.3. Salidas

Corresponden a la información derivada del procesamiento y del análisis espacial. Con base en los análisis anteriores se generaron mapas de estimación, KO para las variables SiO<sub>2</sub> y MgO, un CK asumiendo como variable primaria al %CaO (por ser el contenido fundamental) y variable secundaria al %SiO<sub>2</sub>; y KP para cada variable, donde a partir de estos últimos, se empleó el álgebra de mapas para obtener el mapa probabilístico de calidad.

#### 5.3.1. Kriging ordinario (KO)

La Figura 5 muestra el mapa de distribución del óxido de magnesio, donde los mayores contenidos de MgO (>1,5%) se localizan al norte y centro del área. El error de estimación para MgO, evidencia que estos son bajos y se mantienen constantes a lo largo del área de estudio (Figura 6).

La Figura 7 representa el mapa de estimación para el SiO<sub>2</sub> donde se observa un incremento en el contenido, en aquellas

zonas donde disminuye el porcentaje de CaO, denotando su relación negativa. Al igual que los porcentajes de estimación de error para MgO, el error del SiO<sub>2</sub> tiene un comportamiento muy homogéneo, encontrándose los valores más altos en los límites del cuerpo calcáreo (Figura 8).

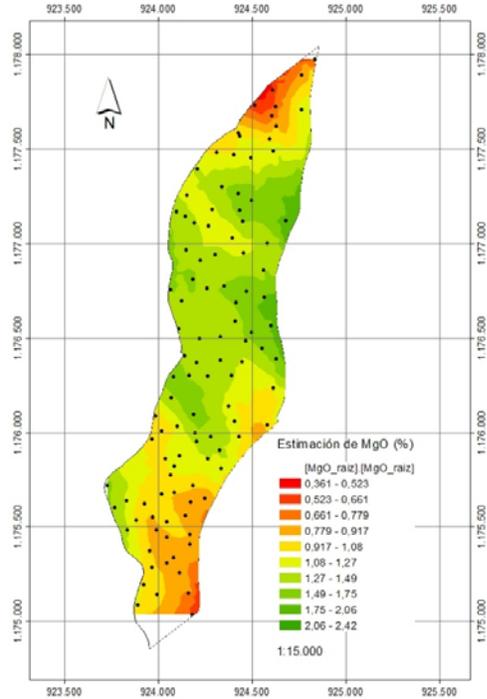


Figura 5. Mapa de estimación para MgO (%).

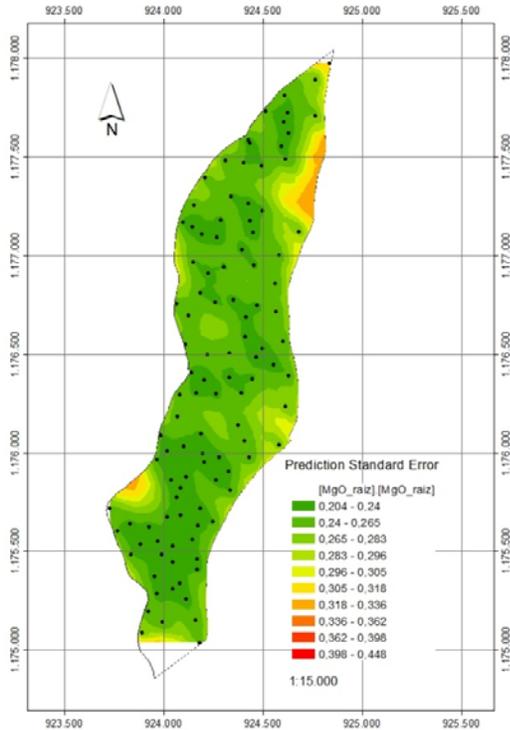


Figura 6. Mapa porcentual de error de estimación para MgO.

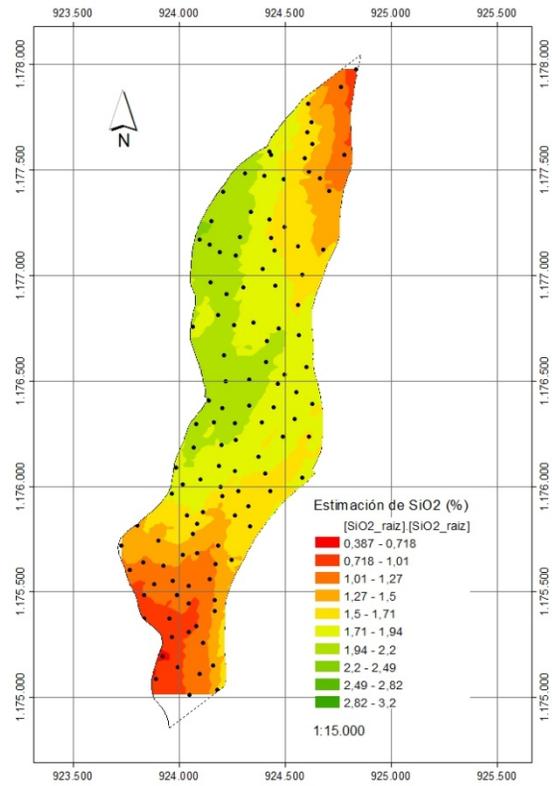


Figura 7. Mapa de estimación para SiO<sub>2</sub> (%).

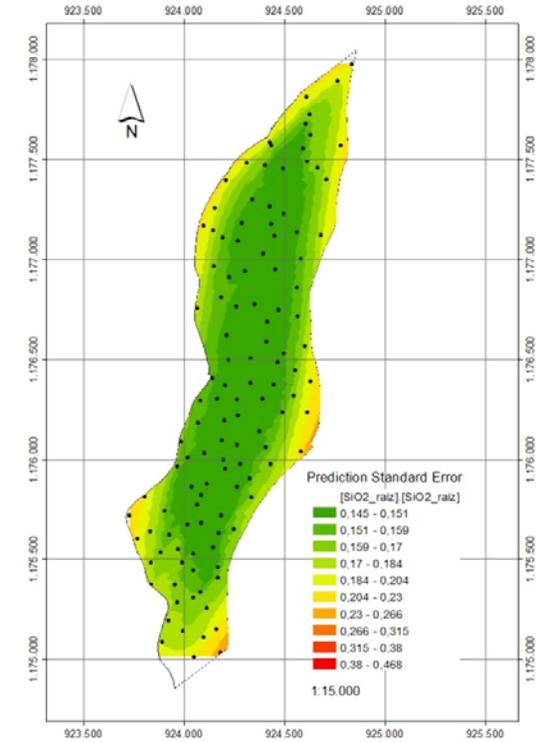


Figura 8. Mapa porcentual de error de estimación para SiO<sub>2</sub>.

### 5.3.2. Cokriging (CK)

A partir de la existencia de correlación entre  $\text{CaO-SiO}_2$ , se empleó el modelo de la variable primaria (CaO) para el cokrigado. El CK estima el valor de una variable con base en datos conocidos y en datos de algunas variables auxiliares que están correlacionadas espacialmente con ella (Londoño & Valdés, 2012). La Figura 9 representa el mapa de CK para la estimación de CaO (%).

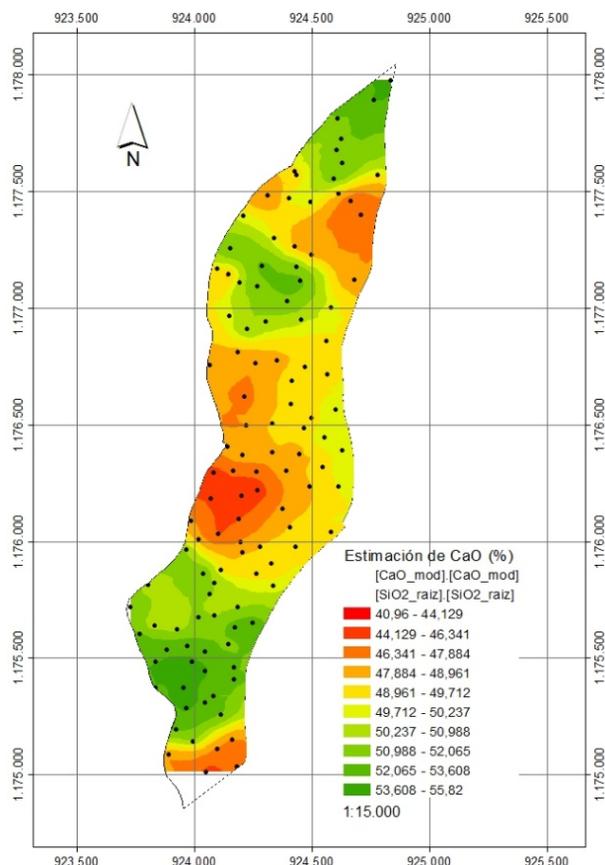


Figura 9. Mapa de estimación para CaO (%).

En este se identifican zonas con altos contenidos de  $\text{CaO} > 50\%$ , en los extremos norte, sur y parte central. El error porcentual de estimación (Figura 10) tiene un comportamiento similar al del MgO, aunque con errores mayores.

Los patrones observados en los mapas de estimación reflejan una tendencia NS y que varía lateralmente hacia los extremos, lo cual podría estar influenciado por el control estructural que ejerce la foliación de la roca.

### 5.3.3. Kriging probabilístico (KP)

Corresponde a un mapa de probabilidades acumuladas que permite determinar con que probabilidad los valores

estimados son menores o mayores que un valor límite dado (Londoño & Valdés, 2012). Los valores críticos de acuerdo a los límites de exigencia de calidad para el material de interés son  $\text{CaO} > 50\%$ ,  $\text{MgO} < 5\%$  y  $\text{SiO}_2 < 5\%$ .

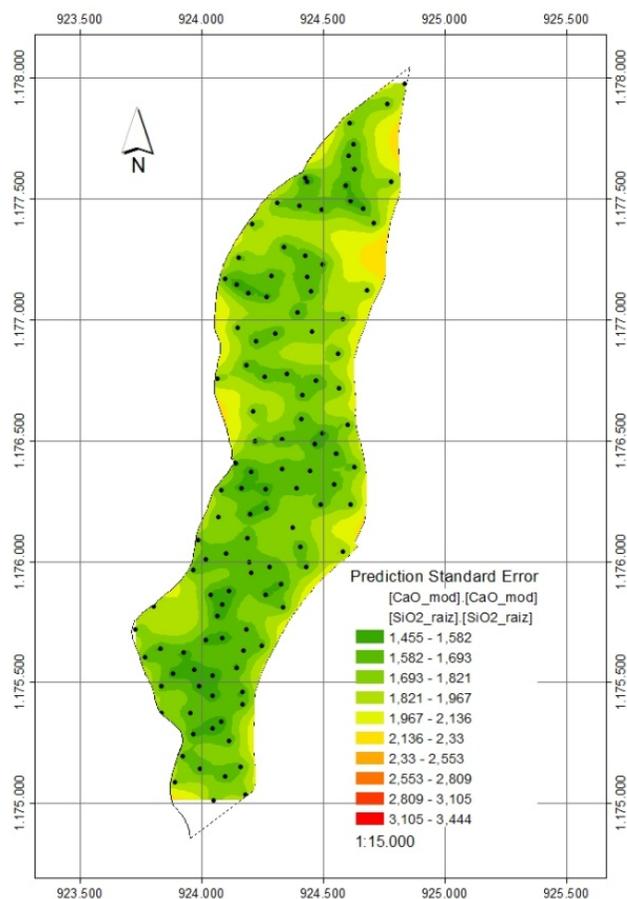


Figura 10. Mapa porcentual de error de estimación para CaO.

En las Figuras 11, 12 y 13, se presentan los mapas obtenidos del KP para CaO, MgO y  $\text{SiO}_2$ , en donde las zonas oscuras indican una mayor probabilidad de encontrar materiales con las exigencias establecidas.

Empleando las herramientas de Spatial Analyst, fueron sumados los mapas probabilísticos de cada variable, obteniendo un mapa probabilístico de calidad. El resultado de este procedimiento se muestra en la Figura 14, donde las áreas oscuras son las que presentan mayor probabilidad para encontrar material de alta pureza, siendo más probable hallarlo en los extremos norte y sur del cuerpo calcáreo; sin embargo, la mayor parte del cuerpo tiene probabilidades medias para la ocurrencia material apto.

A pesar de ser las áreas norte y sur las más promisorias, son de limitada extensión por el acuñaamiento y desaparición del cuerpo que se ha cartografiado en dichas zonas, restringiendo la cantidad de recursos disponibles.

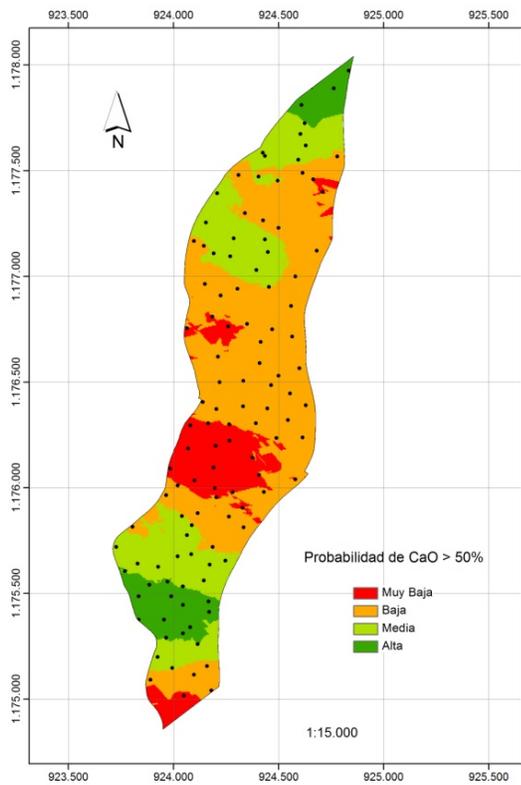


Figura 11. Mapa probabilístico para CaO (%).

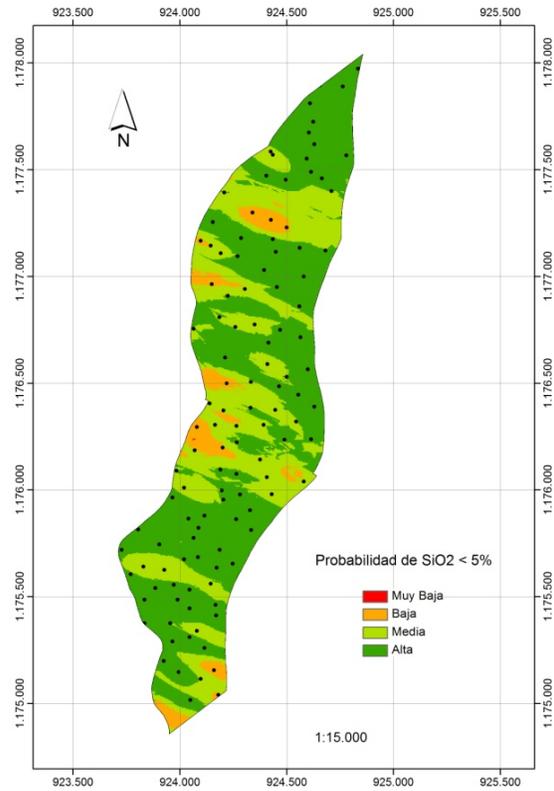


Figura 13. Mapa probabilístico para SiO<sub>2</sub> (%).

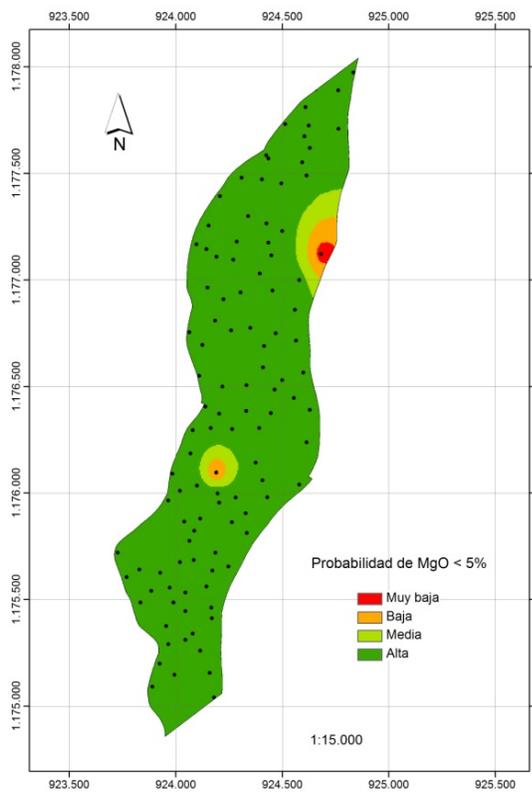


Figura 12. Mapa probabilístico para MgO (%).

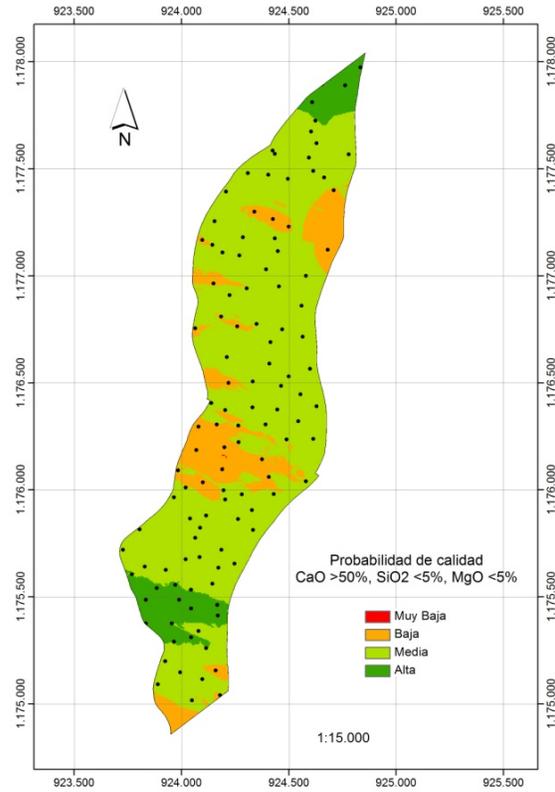


Figura 14. Mapa probabilístico de calidad.

## 6. CONCLUSIONES

La existencia de valores extremos, ya sean por exceso o por defecto, pueden afectar la estacionariedad de los datos y en últimas, la calidad de la estimación. Definir si estos son eliminados o no, requiere del análisis contextual de dichos datos; para este estudio, los criterios usados para la eliminación obedecieron a errores en la medición y/o a concentraciones anómalas puntuales dentro del área del yacimiento.

Las técnicas geostatísticas en comparación con las tradicionales presentan mayores confiabilidades, ya que consideran la correlación espacial para predecir un valor asignando pesos o ponderaciones a los puntos que se consideran cercanos para la estimación. Para este caso, el kriging constituye una técnica ideal para representar las variables del fenómeno objeto de estudio, ya que en los resultados obtenidos de la estimación de CaO, MgO y SiO<sub>2</sub>, las confiabilidades estuvieron por encima del 90%.

El kriging probabilístico muestra zonas en las cuales las variables cumplen en mayor o menor grado los valores críticos para encontrar material de alta pureza, que dependiendo del contenido, tienen una gran variedad de usos en la industria química y metalúrgica.

La caracterización de la calidad química refleja un comportamiento muy homogéneo a lo largo del área, lo cual puede confirmarse con los valores de CV, estableciendo una excelente condición del yacimiento y por ende, del valor económico del mismo.

El modelo espacial propuesto para este trabajo, en especial la escogencia de los tipos de estimadores kriging, responde a los objetivos planteados para realizar las predicciones y caracterizar la calidad química del depósito, convirtiéndose en una metodología útil para el tratamiento de otros casos de estudio. Sin embargo, esto no implica que pueda generalizarse y que no se puedan obtener mejores resultados, por lo que se sugiere usar diferentes técnicas de interpolación y comparar las estimaciones.

## AGRADECIMIENTOS

Un agradecimiento especial a la empresa GEOMINAS S.A. por su apoyo y colaboración en el suministro de información base, así como a los estudiantes de la Cohorte 16 de la Especialización en SIG, Universidad de San Buenaventura Seccional Medellín, por sus aportes en la ejecución de estudio.

## REFERENCIAS

- [1] BIRD -Banco de Iniciativas Regionales para el Desarrollo de Antioquia-. 2008. Potencial Minero Antioqueño. Envigado: Editores LEA.
- [2] Cuadro-Gil, J. Q. 2005. Estudios de estimación y simulación geostatística para la caracterización de parámetros geólogo-industriales en el yacimiento laterítico Punta Gorda. *Minería y Geología*, 21 (4), 44 P.
- [3] Feininger, T., Barrero, D., & Castro, N. 1972. Geología de parte de los departamentos de Antioquia y Caldas (sub-zona II-B). *Boletín geológico*, XX (2).
- [4] GEOMINAS S.A. 2005. Documento interno. Medellín.
- [5] Giraldo-Henao, R. 2002. Introducción a la geostatística teórica y aplicada. Bogotá: Departamento Estadística Universidad Nacional.
- [6] Gongwe, W., & Jianping, C. 2008. Mineral Resource Prediction and Assessment of Copper Multi-mineral Deposit based on technology GIS in the North of Sanjiang Region, China. *ScienceDirect*, 15 (4), pp. 27-32.
- [7] Harris J., R., Wilkinson, L., & Grunsky, E. 2000. Effective use and interpretation of lithochemical data in regional mineral exploration programs: application of Geographic Information Systems (GIS) technology. *Ore Geology Reviews*, 16 (3-4), pp. 107-143.
- [8] Lapworth, D., Knights, K., Key, R., Johnson, C., Ayoade, E., Adekanmi, M., y otros. 2012. Geochemical mapping using stream sediments in west-central Nigeria: Implications for environmental studies and mineral exploration in West Africa. *Applied Geochemistry*, 27 (6), pp. 1035-1052.
- [9] Londoño, L., & Valdés, J. C. 2012. *Geostatística aplicada*. Editorial Académica Española.
- [10] Mejía Rivera, O., Betancur Vargas, T., & Londoño-Ciro, L. 2007. Aplicación de técnicas geostatísticas en la hidrogeología del bajo cauca antioqueño. *Dyna. Universidad Nacional de Colombia*, 74 (152), pp. 137-149.
- [11] Partington, G. 2010. Developing models using GIS to assess geological and economic risk: An example from VMS copper gold mineral exploration in Oman. *Ore Geology Reviews*, 38 (3), pp. 197-207.

