



**EVALUACIÓN GEOESTADÍSTICA DEL CUMPLIMIENTO DEL PORCENTAJE DE  
RECUPERACIÓN DE CARBÓN EN TAJO ANNEX- CERREJÓN**

**Leibnith Beatriz Daza Contreras**

Universidad Nacional de Colombia  
Facultad de Minas Medellín, Colombia

2024

**EVALUACIÓN GEOESTADÍSTICA DEL CUMPLIMIENTO DEL PORCENTAJE DE  
RECUPERACIÓN DE CARBÓN EN TAJO ANNEX- CERREJÓN**

**GEOSTATISTICAL EVALUATION OF COMPLIANCE WITH THE PERCENTAGE OF COAL  
RECOVERY IN THE ANNEX PIT – CERREJÓN**

**Leibnith Beatriz Daza Contreras**

Tesis presentada como requisito parcial para optar al título de:  
Magister en Ingeniería – Recursos Minerales

Director:  
M.Sc. Luis Hernán Sánchez Arredondo  
Esp. Manejo y Dirección de Riesgos Geológicos

Universidad Nacional de Colombia  
Facultad de Minas  
Medellín, Colombia  
2024

## AGRADECIMIENTO

Le agradezco profundamente a Dios por permitirme cumplir exitosamente este logro en mi vida profesional, sin el esto no hubiese sido posible.

A mi tutor, el profesor Luis Hernán Sánchez por su tiempo, dedicación y paciencia, quien fue un guía extraordinario y siempre estuvo atento con sus palabras.

A mi familia por su apoyo incondicional, en especial a mi esposo quien fue estribo para cumplir este sueño.

## DEDICATORIA

Dedico este proyecto principalmente a Dios, por darme la fuerza necesaria para culminar esta meta.

A mis hijos Antonella y Alejandro quienes son el motor que mueve mi vida.

## RESUMEN

El desarrollo exitoso de un proyecto minero depende directamente de la eficacia en las estimaciones de reservas y en la calidad del mineral, las cuales son generadas a partir de la información geológica, es por tanto que esta investigación busca evaluar las diferencias volumétricas entre la extracción real del tajo Annex y las reservas estimadas, utilizando métodos geoestadísticos aplicables en minería de mantos de carbón.

Inicialmente se realizó un análisis exploratorio de datos de las variables regionalizadas, ceniza, azufre y espesor, en donde a partir de histogramas se definió el tipo de distribución espacial de los valores. El estudio fue elaborado utilizando la licencia académica del software Isatis Neo Mining adquirido por la Facultad de Minas de la Universidad Nacional de Colombia. Luego se realizó un análisis estructural para la variable ceniza que consta de la creación de un variograma experimental ajustado a un modelo matemático en donde se interpretó su dependencia y continuidad, posteriormente se realizó la estimación utilizando técnicas tradicionales como el inverso de la distancia al cuadrado (IDC) y métodos geoestadísticos como Kriging Ordinario de bloques (KOB) y Secuencial Gaussiano (SSG). Los valores resultantes de las estimaciones fueron comparados entre sí a partir de la validación de estadísticas y curvas de grado/Tonelaje, considerando 16% de ceniza como el valor de corte para el análisis de la información.

Finalmente se obtuvo como resultado que el método Kriging ordinario de bloques (KOB) es el método que se ajusta mejor a la posible realidad, validando así el uso de métodos Geoestadísticos en proyectos mineros de alto impacto para el país.

Palabras Clave: Geoestadística, Carbón, Kriging, Ceniza, Conciliación.

## ABSTRACT

The successful development of a mining project depends directly on the effectiveness of reserve estimates and mineral quality, which are generated from geological information. Therefore, the objective of this research was to evaluate the volumetric differences between the actual extraction of the Annex pit and the estimated reserves, using geostatistical methods applicable in coal seam mining.

Initially, an exploratory data analysis of the regionalized variables, ash, sulphur and thickness, was carried out, where the type of spatial distribution of the values was defined based on histograms. The study was prepared using the academic license of the Isatis Neo Mining software acquired by the Faculty of Mines of the National University of Colombia. Then a structural analysis was carried out for the ash variable, which consists of the creation of an experimental variogram adjusted to a mathematical model where its dependence and continuity was interpreted. Subsequently, the estimation was carried out using traditional techniques such as the inverse of distance and geostatistical methods. Such as Kriging Ordinary Blocks (KOB) and the Sequential Gaussian (SSG) method. The values resulting from the estimates were compared with each other based on the validation of statistics and grade/tonnage curves, considering 16% ash as the cut-off value for the analysis of the information.

Finally, the result was that the ordinary block Kriging method is the method that best fits the possible reality, validating the use of Geostatistical methods in high-impact mining projects for the country.

Keywords: Geostatistics, Coal, Kriging, Ash, Reconciliation.

## TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCION.....	11
2. OBJETIVOS.....	13
3. MARCO TEÓRICO.....	14
3.1 GENERALIDADES SOBRE EL CARBÓN.....	14
3.2 GEOESTADISTICA.....	15
4. ANTECEDENTES.....	22
5. METODOLOGÍA.....	23
6. CASO DE ESTUDIO.....	24
6.1 ANALISIS EXPLORATORIO DE DATOS.....	25
6.1.2 HISTOGRAMAS Y ESTADISTICAS BASICAS.....	27
6.1.2.1 VARIABLE ESPESOR.....	27
6.1.2.2 VARIABLE CENIZA.....	28
6.1.2.3 VARIABLE AZUFRE.....	30
6.1.3 ANALISIS Y RELACION ENTRE VARIABLES.....	31
6.1.2 DESAGRUPAMIENTO DE DATOS.....	35
6.2 ANALISIS VARIOGRAFICO.....	35
6.3 VALIDACION CRUZADA.....	38
6.4 ESTIMACION.....	40
6.4.1 VARIABLE CENIZA.....	41
6.4.1.1 INVERSO DE LA DISTANCIA AL CUADRADO (IDC).....	41
6.4.1.2 KRIGING ORDINARIO DE BLOQUES (KOB).....	42
6.4.1.3 SIMULACION GAUSSIANA (SSG).....	43
6.4.2 VARIABLE ESPESOR.....	44

6.4.2.1 KRIGING ORDINARIO DE BLOQUES (KOB).....	44
6.4.3 COMPARACION ENTRE LOS METODOS DE ESTIMACION	45
GEOESTADISTICA.....	
7. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	48
8. BIBLIOGRAFIA.....	49



## LISTA DE FIGURAS

<i>Figura 1. Georreferenciación de la variable Ceniza.....</i>	<i>26</i>
<i>Figura 2. Histograma de la variable espesor.....</i>	<i>28</i>
<i>Figura 3. Histograma y Estadísticas básicas de la variable ceniza.....</i>	<i>29</i>
<i>Figura 4. Histograma de la variable Azufre.....</i>	<i>31</i>
<i>Figura 5 Regresión lineal: Ceniza vs Espesor.....</i>	<i>33</i>
<i>Figura 6 Regresión lineal: Ceniza vs Azufre.....</i>	<i>34</i>
<i>Figura 7 Regresión lineal: Azufre vs Espesor.....</i>	<i>34</i>
<i>Figura 8 Proceso de desagrupamiento de datos para la variable ceniza.....</i>	<i>35</i>
<i>Figura 9 Variograma Raw para la variable ceniza.....</i>	<i>37</i>
<i>Figura 10 Variograma para la variable Gaussiana ceniza.....</i>	<i>38</i>
<i>Figura 11 Validación cruzada para la variable Gaussiana ceniza.....</i>	<i>39</i>
<i>Figura 12 Validación cruzada para la variable ceniza en bruto.....</i>	<i>40</i>
<i>Figura 12 Método de estimación Inverso de la Distancia al cuadrado (IDC) para la variable ceniza.....</i>	<i>41</i>
<i>Figura 13 Método de estimación Kriging Ordinario de bloques (KOB) para la variable ceniza.....</i>	<i>42</i>
<i>Figura 14 Método de simulación Secuencial Gaussiano (SSG) para la variable ceniza.....</i>	<i>43</i>
<i>Figura 15 Método de estimación Kriging Ordinario de bloques (KOB) para la variable ceniza.....</i>	<i>44</i>
<i>Figura 16 Gráfica Grado/Tonelaje para la variable ceniza.....</i>	<i>47</i>

## LISTA DE TABLAS

<i>Tabla 1 Estadísticas de la variable espesor.....</i>	<i>27</i>
<i>Tabla 2 Estadísticas de la variable ceniza.....</i>	<i>29</i>
<i>Tabla 3 Estadísticas de la variable azufre.....</i>	<i>30</i>
<i>Tabla 4. Estadísticas detalladas para cada una de las variables analizadas....</i>	<i>32</i>
<i>Tabla 5. Matriz de correlación entre variables.....</i>	<i>32</i>
<i>Tabla 6. Parámetros para la variable ceniza Raw.....</i>	<i>36</i>
<i>Tabla 7. Parámetros para la variable Gaussiana ceniza.....</i>	<i>37</i>
<i>Tabla 8. Estadísticas detalladas para los diferentes métodos de estimación. 45</i>	<i>45</i>
<i>Tabla 9. Estadísticas detalladas para los diferentes métodos de estimación. 46</i>	<i>46</i>
<i>Tabla 10. Porcentaje de recuperación.....</i>	<i>47</i>

## 1. INTRODUCCION

El carbón actualmente es necesario para abastecernos energéticamente y lo será durante las próximas décadas, ya que es abundante, además de la generación de la electricidad tiene muchos usos en todo el mundo como la producción de acero y la fabricación de cemento. Las proyecciones a futuro calculan que este mineral continuará su participación en la generación eléctrica y su precio tenderá a ser más económico que cualquier otra materia prima como fuente de energía primaria, por consiguiente desarrollar investigaciones basadas en la geoestadística aplicada al sector carbonífero es fundamental para conectarse con nuevas metodologías y herramientas adecuadas, que ofrecen un gran potencial para el análisis detallado de información y estimaciones confiables de parámetros de calidad y reservas que disminuyan el indicador subjetivo del verdadero valor del yacimiento y permitan determinar el valor de error relativo en dicha evaluación, admitiendo ajustes de márgenes económicos en el proyecto.

La evaluación constante del porcentaje de recuperación en un tajo carbonífero, permite realizar un monitoreo de la producción y es uno de los criterios principales con los cuales se puede calibrar y refinar continuamente las estimaciones de reservas explotables, de forma tal que las variaciones con respecto a los datos reales sea cada vez menor y así poder verificar efectividad en prácticas operativas y de estimación, identificando anomalías, cuya solución puede provocar cambios en los procedimientos implementados en la operación.

Con respecto a la aplicación de técnicas geoestadísticas a la minería de carbón, existen pocos casos de estudio a nivel mundial, lo que hace que se convierta en un

campo interesante por investigar al generar un alto grado de confiabilidad para el desarrollo de proyectos sostenibles y rentables en el tiempo.

## 2. OBJETIVOS

### OBJETIVO GENERAL

Evaluar las diferencias volumétricas entre la extracción real del tajo Annex y las reservas estimadas, utilizando métodos geoestadísticos en minería de mantos de carbón.

### OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Examinar la eficiencia del método geoestadístico secuencial Gaussiano (SSG) en la estimación local de reservas de carbón para un tajo en etapa de explotación.
- Estudiar variaciones típicas en parámetros de calidad de carbón a partir de análisis geoestadísticos de datos.
- Recomendar metodologías de análisis y tratamiento geoestadísticos para futuras estimaciones de reservas en la industria carbonífera.
- Comparar los resultados y evaluar la validez del método tradicional, inverso de la distancia al cuadrado (IDC) en el cálculo de reservas de carbón al no considerar el error en las estimaciones.

### **3. MARCO TEÓRICO**

#### **3.1 GENERALIDADES SOBRE EL CARBÓN**

El carbón es una roca sedimentaria organógena de color negro, muy rica en carbono y con presencia de otros elementos, principalmente hidrógeno, azufre, oxígeno y nitrógeno. Es utilizada como combustible fósil. La mayoría del carbón explotado se formó a partir de los vegetales que crecieron durante los períodos Carbonífero (hace 359 a 299 millones de años) y Cretácico, al ser ambos períodos de gran extensión temporal y situarse gran parte de los medios sedimentarios favorables para su acumulación. Es un recurso no renovable.

##### **3.1.1 FORMACIÓN DEL CARBÓN**

El carbón se origina por la descomposición de vegetales terrestres que se acumulan en zonas pantanosas, lagunares o marinas, de poca profundidad. Los restos vegetales se van acumulando en el fondo de una cuenca. Quedan cubiertos de agua y, por lo tanto, protegidos del aire, que los degradaría. Comienza una lenta transformación por la acción de bacterias anaerobias, un tipo de microorganismos que no necesitan oxígeno para vivir. Con el tiempo se produce un progresivo enriquecimiento en carbono. Posteriormente pueden cubrirse con depósitos arcillosos, lo que contribuirá al mantenimiento del ambiente anaerobio, adecuado para que continúe el proceso de carbonización. Se estima que una capa de carbón de un metro de espesor proviene de la transformación por diferentes procesos durante la diagénesis de más de diez metros de limos carbonosos.

En las cuencas carboníferas las capas de carbón están intercaladas con otras capas de rocas sedimentarias como areniscas, arcillas, conglomerados y, en algunos casos, rocas metamórficas como esquistos y pizarras. Esto se debe a la forma y el lugar donde se genera el carbón.

## **3.2 GEOESTADISTICA**

La geoestadística es la aplicación del formalismo de las funciones aleatorias al reconocimiento y estimación de los fenómenos naturales. (Matheron, 1962). Desarrollada originalmente para predecir y decretar el contenido de recursos disponibles en los depósitos minerales a partir de un conjunto de muestras y su análisis, teniendo en cuenta la continuidad geológica y los contactos, la representatividad de las muestras, los errores de muestreos y ensayos a partir de modelos probabilísticos y el concepto de variables regionalizadas, buscando siempre minimizar la variable en el error de estimación. Fue inventada por Georges Matheron en 1962, desde entonces ha tenido dominios importantes y variados, como la evaluación de recursos naturales, ciencias del suelo y medio ambientales.

### **3.2.1 VARIABLE REGIONALIZADA**

Es una función determinística que tiene una cierta “continuidad” espacial, se estudia solo dentro de un dominio limitado  $D$  llamado campo de la variable. Este campo puede representar una zona natural, fuera de la cual la variable no está definida, puede limitarse, no solo en cada punto del espacio, sino que también en una superficie (2D)

o en un volumen (3D). La superficie o el volumen sobre el cual se considera la variable regionalizada se denomina soporte (Emery, 2007).

### **3.2.2 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS**

Consiste en estudiar una o varias variables regionalizadas conocidas a partir de una toma de muestras, con el objetivo de analizar (mediante herramientas estadísticas simples) la cantidad, la calidad y la ubicación de los datos disponibles, definir las zonas de estudio y realizar una división del campo en varias sub-zonas, si se observan cambios abruptos en la distribución espacial de valores, o si la geología del fenómeno lo indica, además de anticipar dificultades o problemas que puedan surgir en la fase de estimación local como presencia de valores atípicos (Emery, 2007).

### **3.2.3 ESTIMACIÓN LOCAL**

Busca evaluar el valor en un sitio que no ha sido muestreado o el valor promedio de un “bloque” cuyo soporte es mayor que el soporte de los datos, debe considerarse la continuidad espacial de la variable regionalizada, las distancias entre el sector a estimar y los sitios con datos, así como la configuración espacial de los sitios con igual datos para identificar que datos agrupados suelen tener valores parecidos (Emery, 2007).

#### **3.2.3.1 INVERSO DE LA DISTANCIA AL CUADRADO**

Asigna a cada dato una ponderación inversamente proporcional a (una potencia de) su distancia al sitio a estimar. Si la potencia es baja (cercana a cero), la distancia



elevada a esta potencia es cercana a 1, por lo que el estimador asigna la misma ponderación a todos los datos (media aritmética de los datos). Al contrario, si la potencia es muy alta, el inverso de la distancia más pequeña se vuelve preponderante sobre todos los otros, el estimador se convierte en el del vecino más cercano (Emery, 2007).

### **3.2.3.2 ESTIMACIÓN KRIGING**

El término Krigeaje se deriva del nombre Daniel G. Krige que fue el primero en introducir el uso de medias móviles para evitar la súper estimación sistemática de reservas mineras. Inicialmente, el método Krigeaje fue desarrollado para resolver problemas de mapeamientos geológico minero pero su uso se extendió a la solución de problemas en ingeniería civil, climatología, ciencias agronómicas y en otros campos donde se requiere el estudio de variables regionalizadas es decir que dependan de espacio y/o tiempo.

En el Krigeaje, el procedimiento es similar a la interpolación por medias móviles ponderadas, sólo que aquí los pesos son determinados a partir de un análisis espacial, basado en el semivariograma Además, proporciona, en promedio, estimaciones con la mínima variación (Díaz, 2005).

### **3.2.3.3 KRIGING ORDINARIO**

No requiere un previo conocimiento de la media  $m$ . Por razones numéricas, se resuelve usando el covariograma en vez del variograma (Díaz, 2005).

- **Hipótesis (Emery,2007)**

Se supone ahora que la variable regionalizada es la realización de una función aleatoria  $Z$  estacionaria tal que:

$$\begin{cases} \forall \mathbf{x} \in \mathbf{V}, E[Z(\mathbf{x})] = m \text{ desconocida} \\ \forall \mathbf{x}, \mathbf{x} + \mathbf{h} \in \mathbf{V}, \text{cov}[Z(\mathbf{x} + \mathbf{h}), Z(\mathbf{x})] = C(\mathbf{h}) \end{cases}$$

Donde  $\mathbf{V}$  representa la vecindad de kriging.

- **Determinación del estimador**

Las etapas del kriging dan:

**Linealidad:** Se asegura esta restricción al tomar como estimador en  $X_0$

$$Z^*(\mathbf{x}_0) = a + \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} Z(\mathbf{x}_{\alpha})$$

**Insesgo:** El valor esperado del error de estimación es

$$E[Z^*(\mathbf{x}_0) - Z(\mathbf{x}_0)] = a + \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} \underbrace{E[Z(\mathbf{x}_{\alpha})]}_{=m} - \underbrace{E[Z(\mathbf{x}_0)]}_{=m} = a + \left( \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} - 1 \right) m$$

Como se desconoce el valor de la media  $m$ , este valor esperado es nulo si:

$$a = 0 \text{ y } \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} = 1.$$

La igualdad sobre la suma de los ponderadores asegura que, en el caso en que todos los datos son iguales a una misma constante, el valor estimado restituirá esta constante.

**Optimalidad:** como en el caso del kriging simple, la varianza del error de estimación es:

$$\text{var}[Z^*(\mathbf{x}_0) - Z(\mathbf{x}_0)] = \sum_{\alpha=1}^n \sum_{\beta=1}^n \lambda_{\alpha} \lambda_{\beta} C(\mathbf{x}_{\alpha} - \mathbf{x}_{\beta}) + C(\mathbf{0}) - 2 \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} C(\mathbf{x}_{\alpha} - \mathbf{x}_0)$$

Se necesita minimizar esta expresión bajo la condición de insesgo, que impone que la suma de las incógnitas es igual a 1. Esto se logra introduciendo una incógnita adicional llamada multiplicador de Lagrange, que denotaremos como  $\mu$ . Se escribe:

$$\begin{aligned} & \text{var}[Z^*(\mathbf{x}_0) - Z(\mathbf{x}_0)] \\ &= C(\mathbf{0}) + \sum_{\alpha=1}^n \sum_{\beta=1}^n \lambda_{\alpha} \lambda_{\beta} C(\mathbf{x}_{\alpha} - \mathbf{x}_{\beta}) - 2 \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} C(\mathbf{x}_{\alpha} - \mathbf{x}_0) + 2\mu \underbrace{\left( \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} - 1 \right)}_{=0} \end{aligned}$$

Se minimiza la función  $n + 1$

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial \lambda_{\alpha}} = 0 : \sum_{\beta=1}^n \lambda_{\beta} C(\mathbf{x}_{\alpha} - \mathbf{x}_{\beta}) + \mu = C(\mathbf{x}_{\alpha} - \mathbf{x}_0) \quad \forall \alpha = 1 \dots n \\ \frac{\partial}{\partial \mu} = 0 : \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} = 1 \quad (\text{condición de insesgo}) \end{cases}$$

Este sistema contiene una incógnita y una ecuación más que el sistema de kriging simple. Se puede escribir en notación matricial:

$$\begin{pmatrix} \gamma(\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_1) & \dots & \gamma(\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_n) & 1 \\ \vdots & & \vdots & \vdots \\ \gamma(\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_1) & \dots & \gamma(\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_n) & 1 \\ 1 & \dots & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ -\mu \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma(\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_0) \\ \vdots \\ \gamma(\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_0) \\ 1 \end{pmatrix}$$

Siendo el variograma una herramienta equivalente a la covarianza, a partir de la relación  $\gamma(h) = C(0) - C(h)$ , se puede elegir utilizarlo en lugar de la función de covarianza.

### 3.2.3.4 TRANSFORMACIÓN GAUSSIANA (ANAMORFOSIS)

Es poco frecuente que la variable estudiada pueda ser considerada como Gaussiana: a menudo, la distribución univariable (histograma de los valores medidos) es asimétrico y no es compatible con un modelo Gaussiano. Una transformación -

llamada anamorfosis – es necesaria para convertirla en una distribución Gaussiana. Gráficamente, la transformación consiste en transformar el histograma de los datos en un histograma Gaussiano estándar, es decir, de media 0 y varianza 1.

### **3.2.3.5 SECUENCIAL GAUSSIANO**

La simulación Gaussiana construye realizaciones de funciones aleatorias Gaussianas. El condicionamiento a los valores reales en este caso se realiza en el espacio Gaussiano con los valores de la variable transformada. Para generar estas realizaciones son necesarios ciertos algoritmos, entre ellos se encuentran el algoritmo secuencial y el de descomposición matricial, los cuales son teóricamente equivalentes. (Ortiz, 2009).

#### **3.2.3.5.1 SIMULACIÓN SECUENCIAL GAUSSIANA A SOPORTE PUNTUAL**

La simulación secuencial Gaussiana a soporte puntual genera realizaciones de los valores de leyes en una grilla densa. El condicionamiento se realiza mediante la utilización del llamado kriging multigaussiano, el cual es un kriging simple con media 0 aplicada a la variable Gaussiana, manteniendo como media del valor simulado al estimador de kriging simple, y varianza a la varianza de kriging simple. (Verly, G., 1983; Journel, A.G., 1974). Es un método sencillo y fácil de ejecutar que permite el condicionamiento directo a valores reales. Sin embargo, es un método lento pues la matriz de kriging se vuelve cada vez más grande a medida que se desarrolla la simulación. Para la validación de este método se deben tener en cuenta las siguientes consideraciones:

1. Simulación de un primer valor en punto determinado en forma aleatoria, condicionado a los datos de sondaje transformados a variables Gaussianas.
2. Las posiciones de los siguientes valores a simular será determinada de forma aleatoria. Cada nuevo valor simulado estará condicionado a las variables Gaussianas de sondaje y a los valores a soporte puntual previamente simulados.
3. Se generan más realizaciones una vez simulados todos los puntos o nodos. Si se desea obtener resultados a soporte de bloques, basta con regularizar las realizaciones al tamaño de bloques deseado. De esta manera además se cuantifica el efecto de soporte, siendo teóricamente válido el resultado (Verly, G., 1984). Las principales desventajas de esta metodología son el tamaño de los modelos generados (lo cual dificulta su manejo y almacenamiento) y el tiempo utilizado para calcular un gran número de realizaciones.

#### **3.2.3.5.2 ALGORITMO DE DESCOMPOSICIÓN MATRICIAL**

El algoritmo de descomposición matricial de Choleski (Lower–Upper) resuelve el sistema de kriging simple mediante el uso de matrices. En este caso al descomponer la matriz de covarianzas entre las posiciones de datos condicionantes y las posiciones a simular por medio de Choleski, se obtiene una matriz triangular inferior y superior (donde una es la transpuesta de la otra). Si se multiplica la matriz triangular inferior con un vector de variables Gaussianas independientes se obtienen de inmediato un conjunto de simulaciones que siguen una distribución Gaussiana. Este algoritmo, al igual que el secuencial, permite el condicionamiento directo a valores reales y es sumamente rápido para generar realizaciones una vez que se tiene la matriz inferior. Una desventaja que tiene este método es que la descomposición LU es muy lenta cuando la cantidad de sitios a simular es importante ( $>1000$ ).

#### 4. ANTECEDENTES

Los casos de estudio de geoestadística aplicada a minería, están enfocados en su mayoría a la minería metálica, sin embargo existen investigaciones relacionadas con minería de carbón que muestran resultados efectivos y útiles para su implementación en procesos de la industria carbonífera.

En 2012 Pardo, Dowd, Baltuille y Chica-Olmo, analizaron la variable espesor y las variables de calidad utilizando Kriging como método geoestadístico, su objetivo fue presentar un enfoque mejorado para la evaluación del riesgo de recursos mediante la propagación de la incertidumbre en los parámetros de modelos de semivariograma en mantos de carbón, el caso de estudio fue desarrollado en el Noroeste de España.

Jörg Benndorf, revisó y aplicó el método de Simulación Gaussiana Secuencial Generalizada (SSG) en la variabilidad del poder calorífico y su comportamiento a lo largo de la extracción, en un depósito de carbón en Europa del Este.

R. Mohan Srivastava en 2013, presentó una descripción general del conjunto de herramientas geoestadísticas, desde el análisis de datos hasta la estimación y simulación, con un enfoque en los problemas que surgen típicamente en la evaluación y desarrollo de depósitos de carbón. Describió los procedimientos para el análisis de datos, lo que lleva a una discusión sobre la importancia de la variación espacial y el variograma. El procedimiento de estimación geoestadística más común, el kriging ordinario, fue presentado como una mejora a los métodos tradicionales como el inverso de la distancia al cuadrado. Comparó y contrastó la estimación y la simulación, y los beneficios de una familia de escenarios igualmente probables.

De acuerdo con las investigaciones encontradas se observa que Europa ha liderado diferentes proyectos relacionados con la aplicación de métodos geoestadísticos en yacimientos de carbón, alcanzando estimaciones mejoradas y mayor precisión en los resultados, de ahí que la integración de la geoestadística con la geología del yacimiento ayuda a la caracterización de depósitos de carbón.

## 5. METODOLOGÍA

La información utilizada para la realización de este trabajo tomará como datos base las perforaciones exploratorias, estos registros documentales fueron afectados por un factor de tal manera que no se comprometa la confidencialidad corporativa y se generen las garantías para el desarrollo investigativo del proyecto.

El estudio se realizará para el manto de carbón al que genéricamente se llamó CQ. El análisis se desarrollará utilizando la licencia académica del software Isatis Neo Mining adquirido por la Facultad de Minas de la Universidad Nacional de Colombia.

El proyecto se realizará bajo dos lineamientos, parámetros de calidad y recursos de carbón.

Inicialmente se efectuará un análisis exploratorio de datos de las variables regionalizadas, ceniza, azufre y espesor, en donde se estudiarán estadísticas fundamentales de los datos disponibles, se observará el tipo de distribución espacial de los valores utilizando herramientas como histogramas que gráficamente muestran las frecuencias de ocurrencia en función del valor.

A partir de las muestras se elaboró un análisis estructural para la variable ceniza iniciando con la respectiva definición de un variograma experimental que posteriormente se ajustará a un modelo matemático interpretando la variable en estudio, su dependencia y continuidad.

En el caso de la variable ceniza se aplicarán técnicas tradicionales como el inverso de la distancia al cuadrado (IDC) y métodos geoestadísticos como Kriging Ordinario de bloques (KOB) para realizar la estimación, la información resultante del uso del método secuencial Gaussiano (SSG) se utilizará como los datos reales del estudio.

Finalmente se realizará la conciliación, en donde se compararán los valores resultantes de las estimaciones con respecto a la realidad relativa, a través del promedio de 100 simulaciones realizadas por el método geoestadístico Secuencial Gaussiano (SSG) y se concluirá sobre el más ajustado.

## **6. CASO DE ESTUDIO**

La mina de carbón El Cerrejón, está ubicada en la cuenca del río Ranchería, al sureste del Departamento de La Guajira, al este de la Sierra Nevada de Santa Marta y al oeste de la Serranía del Perijá, en la línea con la frontera con Venezuela. Las características de la mina permiten una extracción de carbón térmico a cielo abierto, y es una de las minas más grandes del mundo. El yacimiento carbonífero se divide en tres zonas principales, correspondientes a Cerrejón Zona Norte, Cerrejón Zona Central y Cerrejón Zona Sur, su extensión es de aproximadamente 69.000 hectáreas.



Es una operación integrada de minería, transporte férreo y embarque de carbón. El proceso de extracción empieza con la identificación y relocalización de la fauna del área a intervenir. Luego, se realiza la limpieza y retiro de la capa vegetal que es almacenada en bancos de suelo para la futura rehabilitación de las tierras intervenidas por la operación minera. Posteriormente, los taladros hacen perforaciones para introducir el explosivo con el que se efectúa la voladura, permitiendo que las palas remuevan el material estéril. Este es cargado en camiones de 320 y 240 toneladas de capacidad y depositado en los botaderos.

Una vez los mantos de carbón quedan a la vista, los tractores apilan el material y este es cargado en camiones de 190 toneladas de capacidad. El carbón es transportado hacia una de las dos trituradoras o a las diferentes pilas de almacenamiento, dependiendo de su calidad. El porcentaje de ceniza es uno de los parámetros más importantes de clasificación porque permite determinar el volumen que ingresa a la planta de lavado como parte de la optimización del proceso.

El carbón categorizado como producto final es transportado por medio de una banda hacia la parte superior de los silos para luego cargar los vagones del ferrocarril y en un recorrido de 150 kilómetros entregarlo en Puerto Bolívar.

## **6.1 ANALISIS EXPLORATORIO DE DATOS**

El desarrollo del estudio consta del análisis de una base de datos compuesta por 96 muestras georreferenciadas, todas asociadas a tres variables; de las cuales espesor es la variable estructural, ceniza y azufre representan parámetros de calidad.

En el análisis exploratorio de datos (EDA) se identificó la distribución de cada una de las variables en su conjunto de datos al igual que la media, percentiles, varianza, desviación estándar, coeficiente de variación, asimetría y curtosis; además se determinó la correlación entre variables como es el caso azufre/ceniza, azufre/espesor y espesor/ceniza.

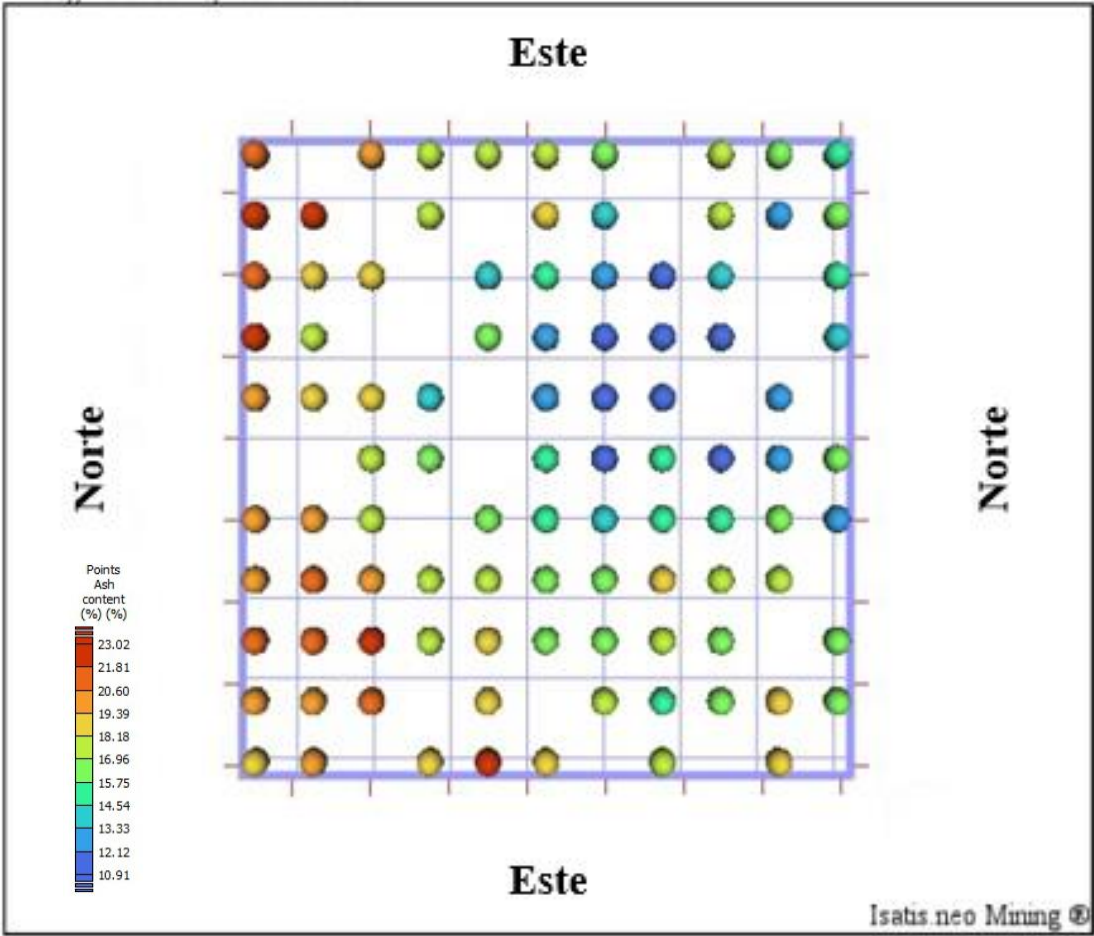


Figura 1. Georreferenciación de la variable Ceniza

A continuación se presenta en detalle el EDA realizado para cada una de las variables.

## 6.1.2 HISTOGRAMAS Y ESTADISTICAS BASICAS

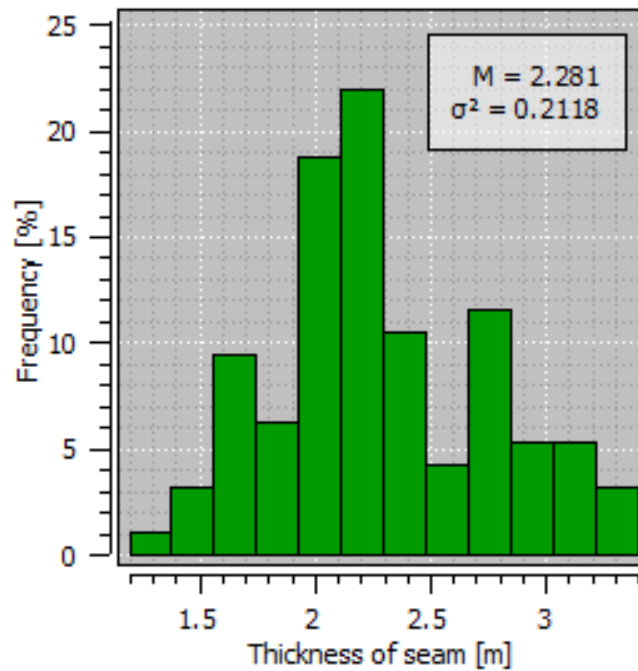
### 6.1.2.1 VARIABLE ESPESOR

El espesor es la distancia comprendida entre el techo y piso del manto de carbón. Para esta variable se realizó un histograma en donde se observa una distribución Cuasi-normal de las muestras, con desviación estándar de 0.4602.

El análisis de las estadísticas para esta variable se puede observar en el numeral 6.1.3

VARIABLE ESPESOR	
Numero de muestras	96
Media	2.28
Desviación estándar	0.46
Mínimo	1.30
Máximo	3.29
Percentil 5%	1.58
Percentil 10%	1.71
Percentil 25%	1.96
Percentil 50%	2.17
Percentil 75%	2.67
Percentil 90%	2.99
Percentil 95%	3.10

*Tabla 1 Estadísticas de la variable espesor*



*Figura 2. Histograma de la variable espesor*

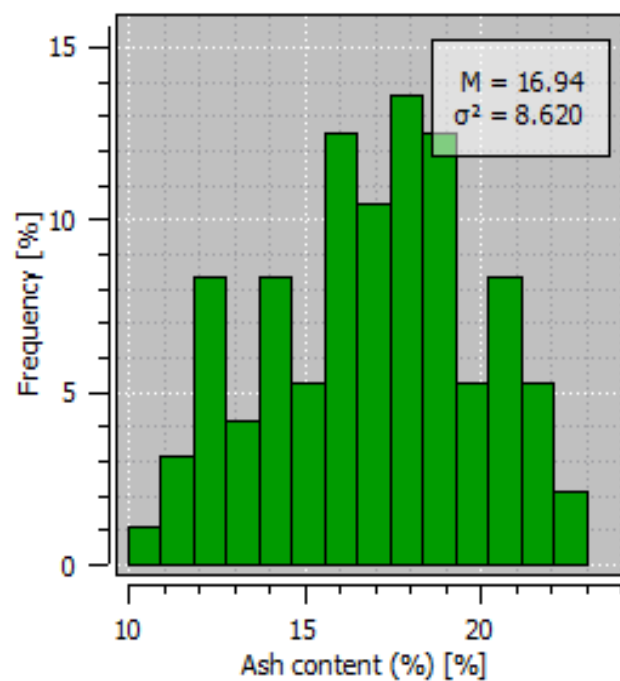
#### 6.1.2.2 VARIABLE: CENIZA

La Ceniza es la suma de compuestos que no se pierden cuando el carbón se somete a una temperatura a la que los átomos de carbono se gasifican como CO<sub>2</sub>. El histograma realizado para esta variable de calidad muestra una media proporcional de 16.94% con respecto a la frecuencia de los 96 valores representados y su desviación estándar es de 2.936. La distribución estadística para esta variable es normal. El análisis de las estadísticas para esta variable se puede observar en el numeral 6.1.3

En la *Tabla 2* se muestran las estadísticas generales y en la *Figura 3* el histograma para la variable ceniza.

VARIABLE CENIZA	
Numero de muestras	96
Media	16.94
Desviación estándar	2.94
Mínimo	10.91
Máximo	23.02
Percentil 5%	11.92
Percentil 10%	12.51
Percentil 25%	14.73
Percentil 50%	17.23
Percentil 75%	19.01
Percentil 90%	20.74
Percentil 95%	21.81

*Tabla 2 Estadísticas de la variable ceniza*



*Figura 3. Histograma y Estadísticas básicas de la variable ceniza*

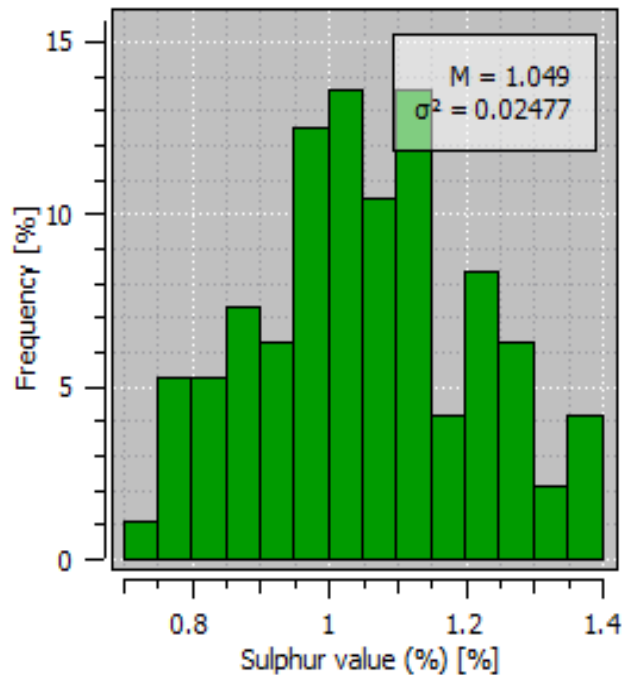
### 6.1.2.3 VARIABLE AZUFRE

El azufre es un elemento químico que se encuentra en la naturaleza tanto en forma libre como combinado con otros elementos formando sulfuros y sulfosales los cuales son clasificados como contaminantes en los mantos de carbón.

La variable azufre describe una tendencia homogénea en la distribución de las muestras analizadas, en su histograma se puede observar una media de 1.049% con una desviación estándar de 0.1574%. El valor máximo encontrado fue de 1.40% y el mínimo de 0.71%. La variable azufre presenta una distribución normal y el análisis de sus estadísticas se puede observar en el numeral 6.1.3

VARIABLE AZUFRE	
Numero de muestras	96
Media	1.05
Desviación estándar	0.16
Mínimo	0.71
Máximo	1.40
Percentil 5%	0.78
Percentil 10%	0.84
Percentil 25%	0.94
Percentil 50%	1.04
Percentil 75%	1.15
Percentil 90%	1.26
Percentil 95%	1.34

*Tabla 3 Estadísticas de la variable azufre*



*Figura 4. Histograma de la variable Azufre*

### 6.1.3 ANALISIS Y RELACION ENTRE VARIABLES

Las estadísticas detalladas de las variables estudiadas en el proyecto reflejan similitud entre la media y el Percentil 50, las diferencias entre ambos parámetros es menor de 0.3, indicando en la ceniza una variación de 0.29, en azufre de 0.01 y en el espesor 0.11.

Todas las variables mostraron Curtosis cercanas a 3 y Asimetrías cercanas a 0. El parámetro azufre fue el más ajustado a los valores de referencia con Curtosis de 2.42 y Asimetría de 0.11.

El coeficiente de variación para todas las variables es  $< 1$  lo que indica que las variables son aptas para la estimación.

PARAMETRO	VARIABLE		
	CENIZA (%)	SULFURO (%)	ESPESOR (m)
Muestras	96	96	96
Media	16.94	1.05	2.28
Varianza	8.62	0.02	0.21
Desviación Estándar	2.94	0.16	0.46
Coefficiente de variación	0.17	0.15	0.20
Mínimo	10.91	0.71	1.30
Máximo	23.02	1.40	3.29
Percentil 5%	11.92	0.78	1.58
Percentil 10%	12.51	0.84	1.71
Percentil 25%	14.73	0.94	1.96
Percentil 50%	17.23	1.04	2.17
Percentil 75%	19.01	1.15	2.67
Percentil 90%	20.74	1.26	2.99
Percentil 95%	21.81	1.34	3.10
Media Geometrica	16.67	1.04	2.24
Media Armonica	16.40	1.03	2.19
Asimetría	(0.15)	0.11	0.36
Curtosis	2.23	2.49	2.39

*Tabla 4. Estadísticas detalladas para cada una de las variables analizadas.*

A continuación se describe la matriz de correlación entre variables la cual indica que existe menor correlación directa entre las variables azufre y espesor y mayor correlación inversa entre espesor y ceniza.

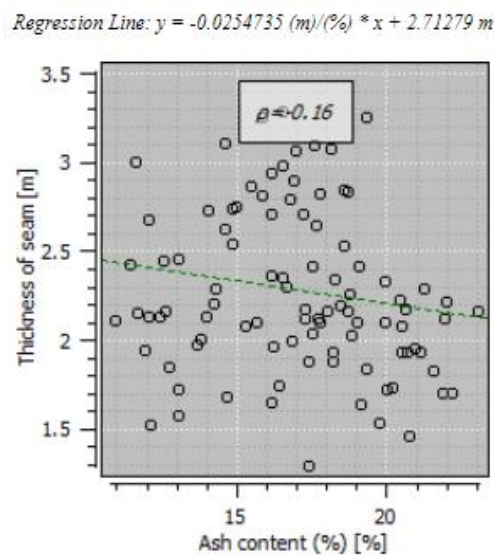
	CENIZA (%)	SULFURO (%)	ESPESOR (m)
CENIZA (%)	1.00	(0.48)	(0.16)
SULFURO (%)	(0.48)	1.00	0.02
ESPESOR (m)	(0.16)	0.02	1.00

*Tabla 5. Matriz de correlación entre variables*



### 6.1.3.1 CENIZA VS ESPESOR

En la regresión lineal elaborada, la ceniza es la variable independiente y el espesor es la variable dependiente, entre ambas existe una relación inversa es decir a mayor espesor menor ceniza y a mayor ceniza menor espesor.

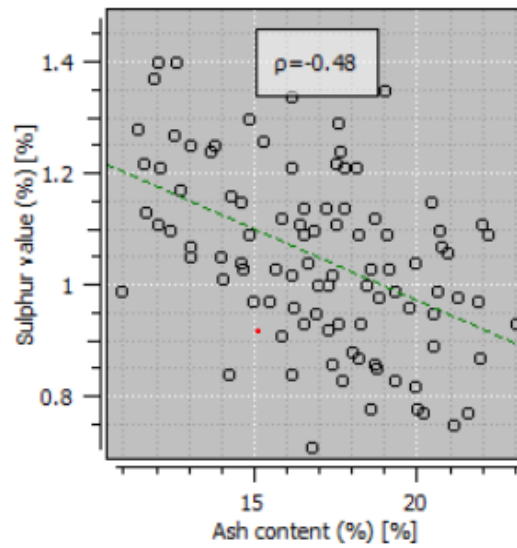


*Figura 5 Regresión lineal: Ceniza vs Espesor.*

### 6.1.3.2 CENIZA VS AZUFRE

Existe una correlación inversa entre ambas variables lo que explica una leve dispersión en las muestras y una mediana dependencia entre ellas.

Regression Line:  $y = -0.0256409 * x + 1.48365 \%$

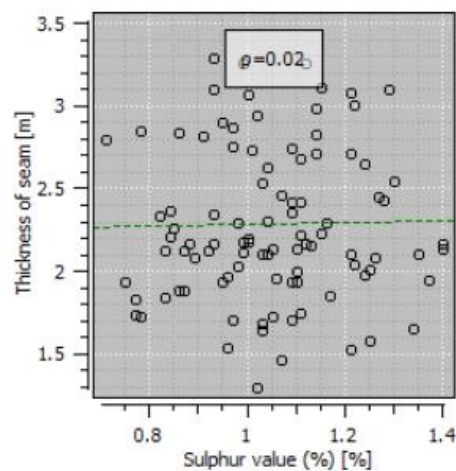


*Figura 6 Regresión lineal: Ceniza vs Azufre.*

### 6.1.3.3 AZUFRE VS ESPESOR

La relación entre las variables espesor y azufre es nula. Las muestras se encuentran completamente disgregadas indicando un  $\rho=0.02$ .

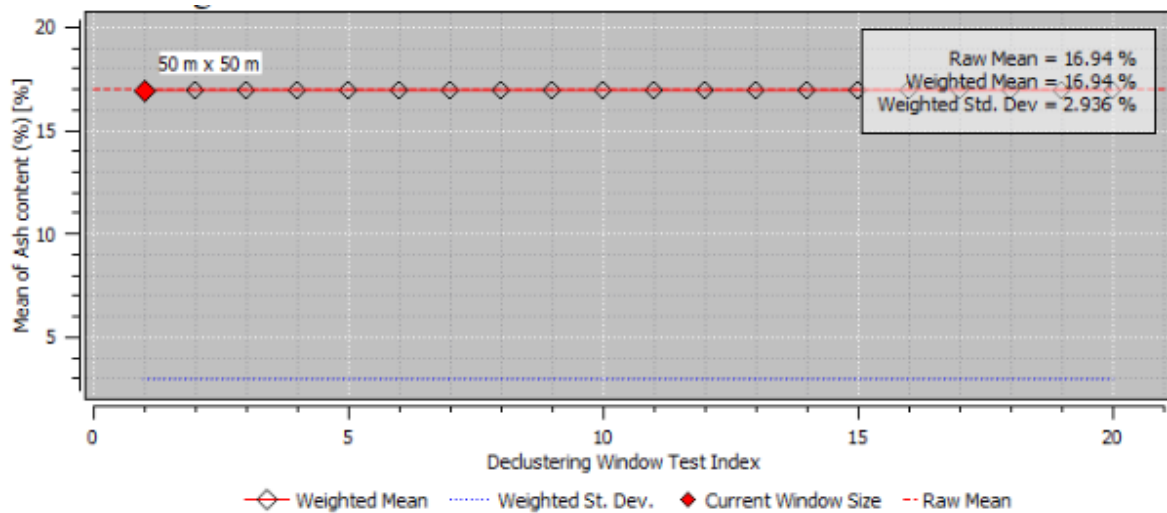
Regression Line:  $y = 0.0545024 (m)/(%) * x + 2.22406 m$



*Figura 7 Regresión lineal: Azufre vs Espesor.*

#### 6.1.4 DESAGRUPAMIENTO DE DATOS

Se realizó el proceso de desagrupamiento de datos con el fin de evaluar si existen desviaciones en los muestreos, para la variable ceniza no se observaron valores anómalos ni por fuera de los rangos de estudio. El tamaño de la celda fue de 50m x 50m. La media de los datos fue de 16.94 y la desviación estándar de 2.936.



*Figura 8 Proceso de desagrupamiento de datos para la variable ceniza.*

#### 6.2 ANALISIS VARIOGRAFICO

Luego de realizado el análisis exploratorio a todas las variables, se determina que la variable ceniza es la más significativa dentro del proyecto, por tanto se procede a realizar su análisis variográfico en donde se busca determinar su continuidad espacial definiendo un variograma experimental de los datos en bruto para posteriormente realizar el proceso de anamorfosis o transformación Gaussiana y así avalar la representación adecuada de la información.

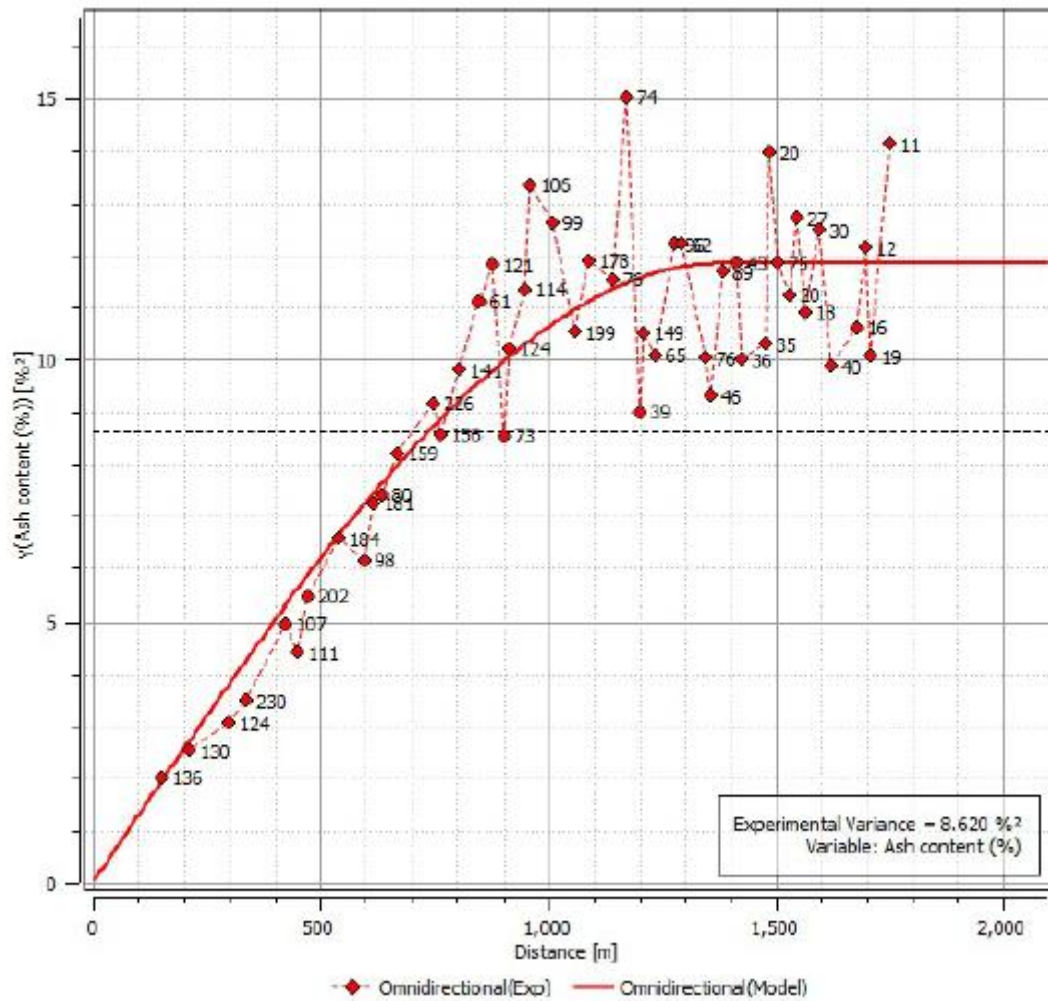
Durante este proceso se realizan iteraciones manuales, se cambia el valor del intervalo o paso (lag), la distancia máxima y la tolerancia a fin de conseguir el mejor ajuste respecto al modelo teórico el cual utiliza estructura de tipo esférico. Así que de dicha comparación se obtiene la meseta (sill) y el rango de influencia.

La línea punteada de color rojo indica el variograma experimental y la línea roja continua muestra el modelo teórico usado como referencia para validar y ajustar. Los puntos rojos definen los pares relacionados con las muestras de la base de datos.

En la en la **Tabla 6** se relacionan los parámetros para la variable ceniza Raw y en la **Figura 9** se observa el variograma de los datos en bruto, asimismo para la variable Gaussiana se muestran los parámetros de cálculo en la **Tabla 7** y en la **Figura 10** el variograma de dicha variable transformada.

PARAMETROS	VARIOGRAMA RAW CENIZA
Varianza Experimental	8.62% <sup>2</sup>
Dirección	Omnidireccional
Lag Value	16m
Máxima Distancia	1800m
Efecto Nugget	No
Rotación	Isotropica
Estructura	Esférica
Rango	1378.52m
Sill	11.85% <sup>2</sup>

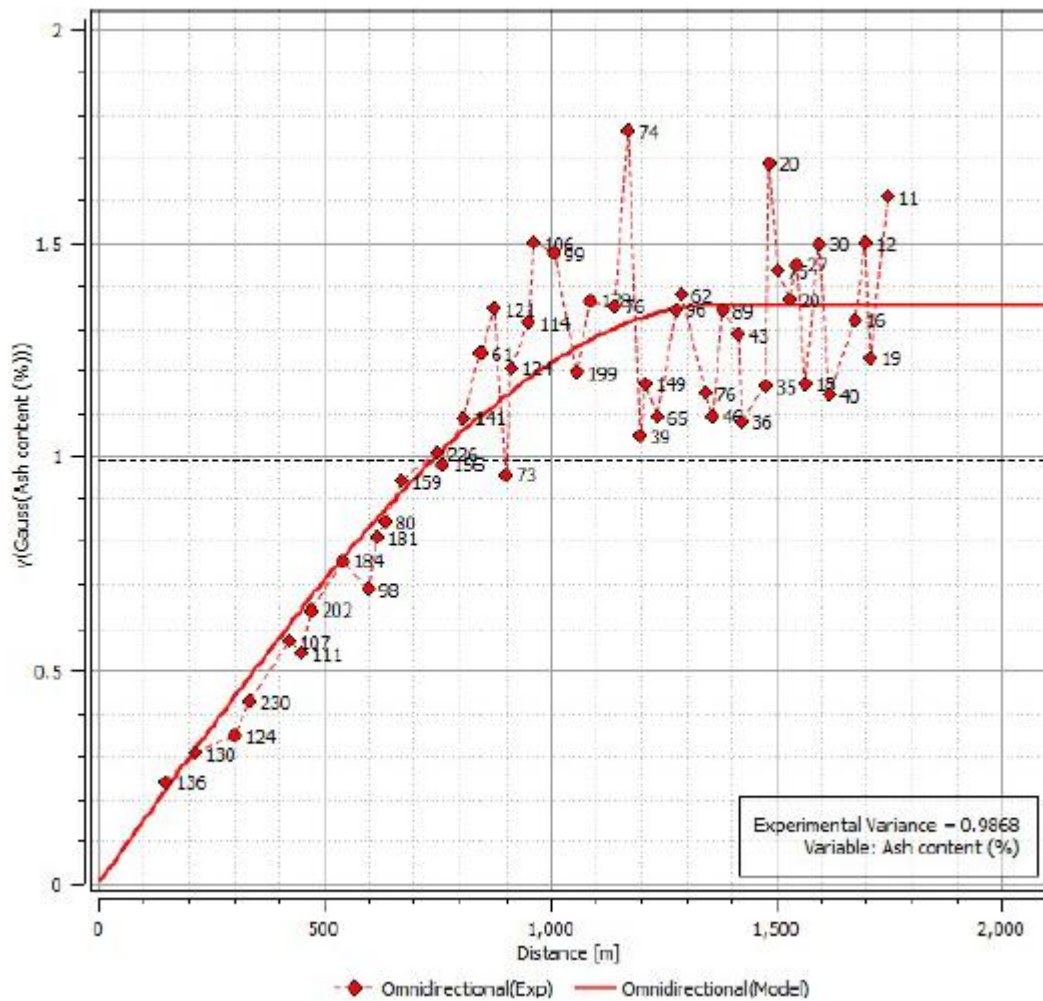
**Tabla 6.** Parámetros para la variable ceniza Raw



*Figura 9 Variograma Raw para la variable ceniza*

PARAMETROS	VARIOGRAMA GAUSSIANO CENIZA
Varianza Experimental	0.99
Dirección	Omnidireccional
Lag Value	16m
Máxima Distancia	1800m
Efecto Nugget	No
Rotación	Isotropica
Estructura	Esférica
Rango	1376.75m
Sill	1.36

*Tabla 7. Parámetros para la variable Gaussiana ceniza*

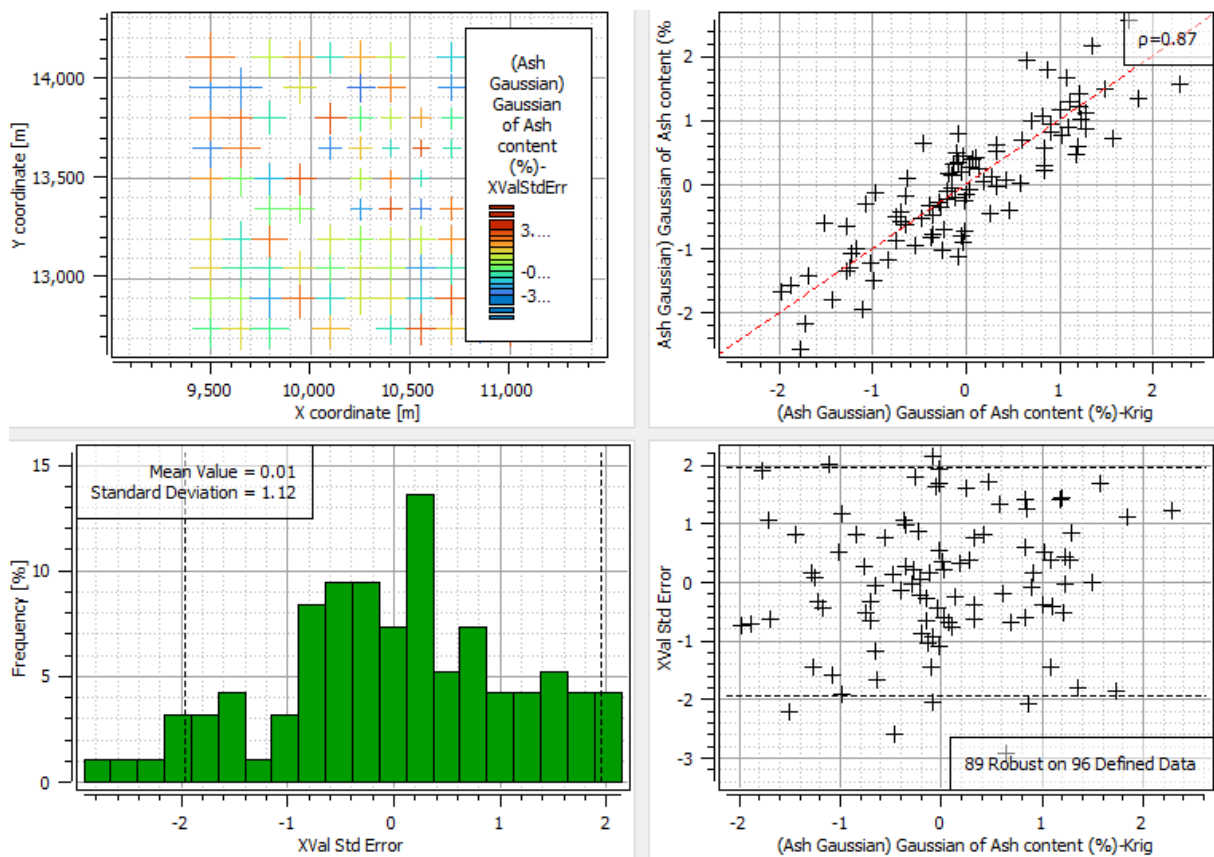


*Figura 10 Variograma para la variable Gaussiana ceniza*

### 6.3 VALIDACIÓN CRUZADA

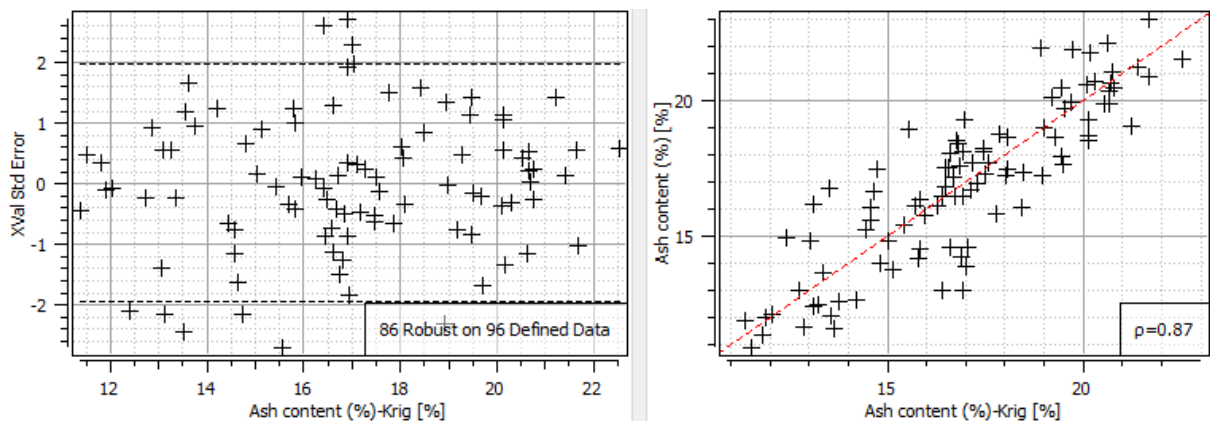
Una vez generado el variograma Gaussiano se procede a realizar su validación, donde se compara el valor real con el valor estimado y se analiza la distribución de los errores en cada punto muestreado, la correlación de los datos, el número de muestras descartadas inferior al 10% al igual que la media de los errores estandarizados cercana a 0.00 y la desviación estándar próxima a 1.

A continuación se muestran los resultados de la validación cruzada realizada para la variable ceniza. En la gráfica se puede observar una correlación de los datos de 87%, media de error estandarizado de 0.01 y desviación estándar de 1.12. Se rechazan 7 muestras equivalentes al 7% del total de muestras, dicho valor se encuentra dentro del rango de aceptación.



**Figura 11** Validación cruzada para la variable Gaussiana ceniza

Del mismo modo se realiza la validación cruzada para la variable ceniza en bruto en donde se puede observar una correlación entre muestras del 87% y un margen de rechazo del 10% que equivale a 10 muestras.



**Figura 12** Validación cruzada para la variable ceniza en bruto

#### 6.4 ESTIMACION

La estimación para la variable ceniza se realizará por el método inverso de la distancia al cuadrado (IDC) y Kriging ordinario de bloques (KOB) y para la simulación geoestadística se utilizará el método secuencial Gaussiano (SSG) el cual representará la realidad relativa.

En el caso de la variable regionalizada espesor se realizará la estimación utilizando Kriging Ordinario de bloques (KOB) para posteriormente realizar el cálculo y análisis de las curvas grado-Tonelaje.

La malla definida para la representación de los datos fue de 50mx50m.

En el proyecto se consideró que el volumen de carbón con un porcentaje superior al 18% de ceniza total debe ser enviado a la planta de lavado para someterlo a un proceso complementario que permite dar flexibilidad operacional y manejar las variaciones de la calidad de las reservas del depósito.

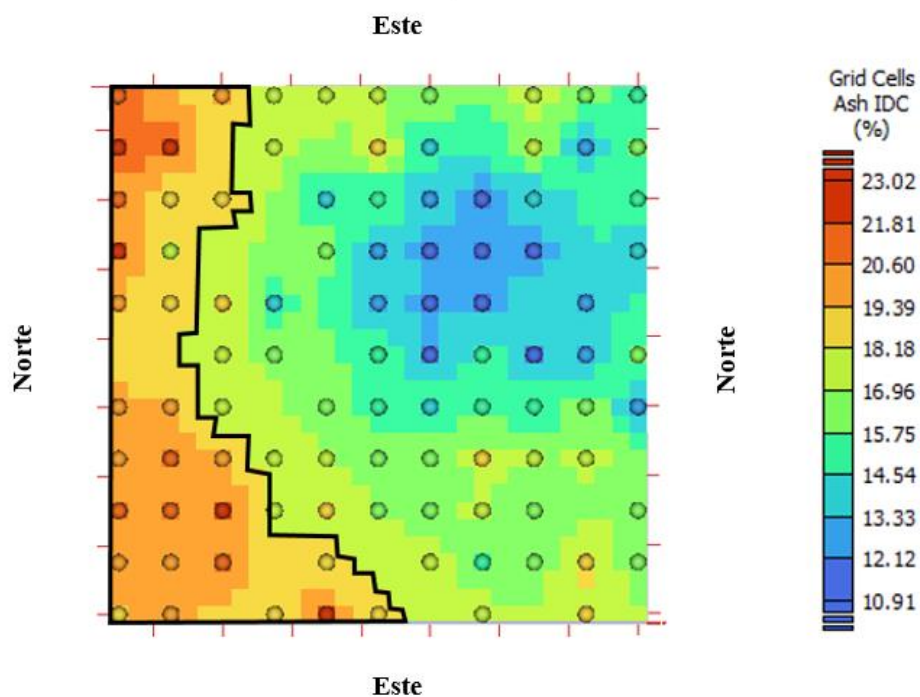


A continuación se muestran cada uno de los métodos de estimación mencionados anteriormente.

## 6.4.2 VARIABLE CENIZA

### 6.4.1.1 INVERSO DE LA DISTANCIA

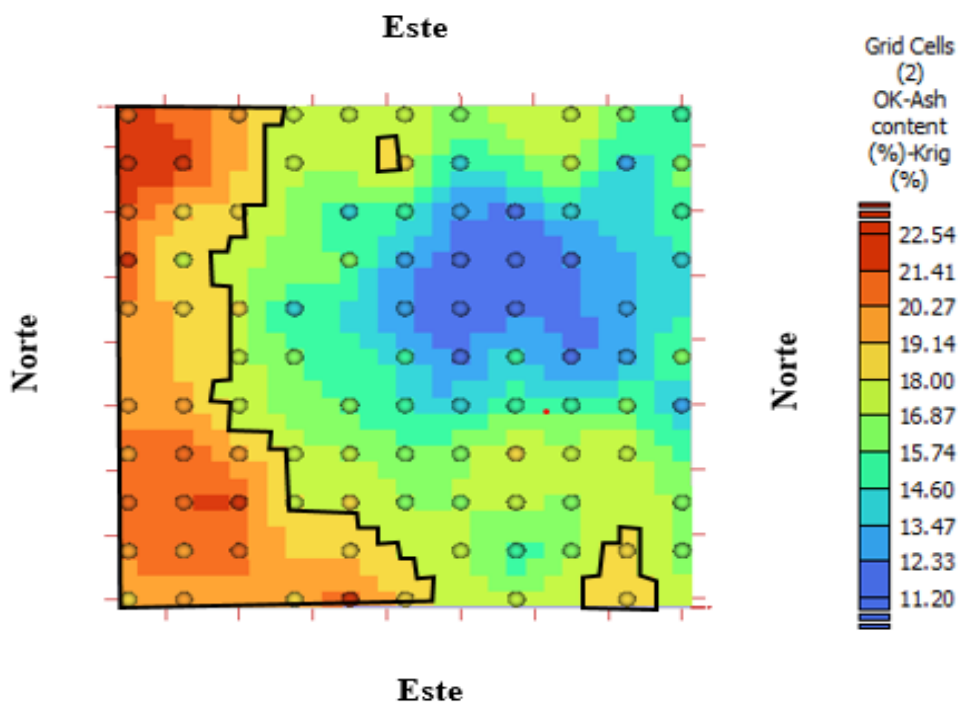
De acuerdo con el análisis realizado utilizando el método de inverso de la distancia al cuadrado (IDC), los porcentajes más bajos de ceniza se encuentran localizados hacia la zona Noreste de la distribución espacial, oscilando en un rango de 10.91% a 12.12% y los valores más altos se encuentran concentrados hacia el extremo Noroeste indicando valores máximos de 23.02%. Los valores superiores a 18% se encuentran distribuidos entre la zona Noroeste y Suroeste.



*Figura 13 Método de estimación Inverso de la Distancia al cuadrado (IDC) para la variable ceniza*

### 6.4.1.2 KRIGING ORDINARIO

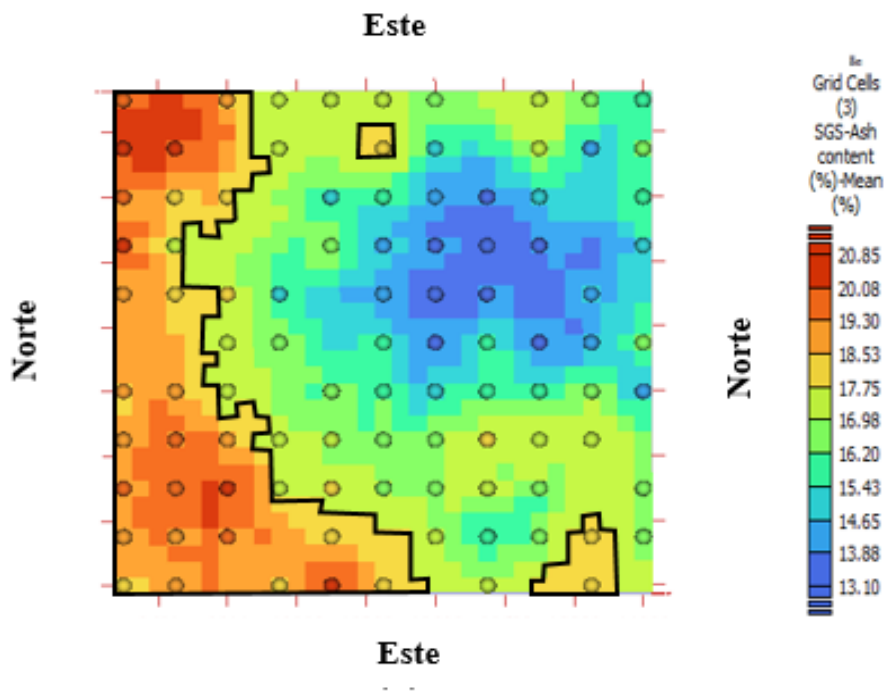
En la estimación realizada a partir de Kriging Ordinario de bloques (KOB) se puede observar una concentración de porcentajes bajos de ceniza hacia el extremo Noreste reflejando rangos desde 11.20% hasta 13.47% y rangos intermedios desde 15.74% dentro del cuadrante Sureste de la distribución espacial. Los valores superiores a 18% hacen presencia en los extremos Noroeste y Suroeste sin embargo se muestra una proporción puntual dentro de la zona Sureste.



*Figura 14 Método de estimación Kriging Ordinario de bloques (KOB) para la variable ceniza*

### 6.4.1.3 SIMULACIÓN GAUSSIANA

En la realización de la simulación por el método secuencial Gaussiano (SSG) se realizaron 100 iteraciones probables y se tomó como referencia para el proyecto la media, teniendo en cuenta lo anterior se evidencia rangos de ceniza desde 13.10% como los más bajos hasta 20.85% como los más altos. Los valores más altos permanecen en el cuadrante Noroeste y los más bajos en la zona Noreste. Los valores superiores al 18% se encuentran en mayor cantidad en el extremo suroeste.

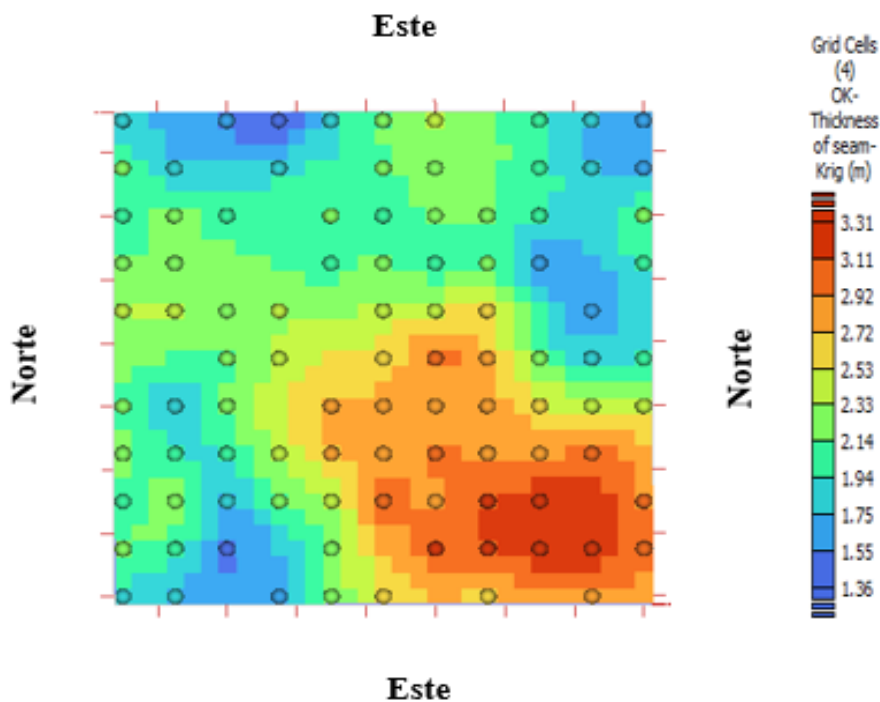


*Figura 15 Método de simulación Secuencial Gaussiano (SSG) para la variable ceniza*

### 6.4.3 VARIABLE ESPESOR

#### 6.4.2.1 KRIGING ORDINARIO DE BLOQUES

El método de simulación Kriging Ordinario de Bloques (KOB) para la variable espesor refleja que los mantos con mayor espesor se encuentran en la zona Sureste y los de menor espesor en su mayoría se ubican en el extremo Noroeste, la distribución de los rangos intermedios (2.14m y 2.53) se muestra homogénea entre los cuadrantes Noreste y Noroeste.



*Figura 16* Método de estimación Kriging Ordinario de bloques (KOB) para la variable ceniza

#### 6.4.4 COMPARACION ENTRE LOS METODOS DE ESTIMACION GEOESTADISTICA

Se realiza la comparación de los métodos analizados utilizando como base la gráfica grado/tonelaje en la cual se define 16% como valor de corte (Cut off) para establecer el resultado que se aproxima más a la posible realidad, definir dicho valor de corte garantiza que el grado promedio geoestadístico del bloque de minado sea menor de 18% y se denomine carbón limpio, para valores de corte superiores el volumen asociado debe ser enviado a planta de lavado para mejorar su calidad. Determinar estos rangos de análisis dentro del estudio explica que los volúmenes de producción diarios tengan una mejor clasificación desde la operación optimizando el recurso de equipos utilizados en su minería y transporte y aumentando la recuperación de interfaces y mantos delgados con alto contenido de ceniza, de esta manera se avala que el material que recibe la planta de lavado sea estrictamente aquel que su porcentaje de ceniza compruebe contaminación y sea válido para someterlo al post-proceso evitando dentro del sistema pérdidas económicas para la compañía.

**Ash SGS Mean Table (Grade Variables)**

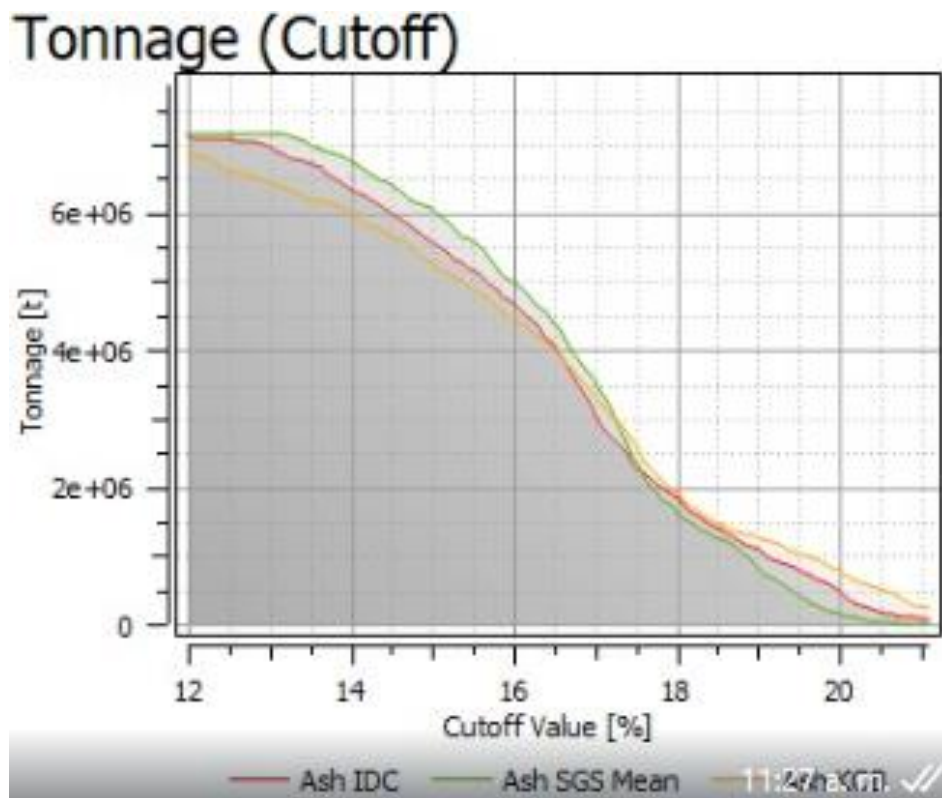
Cutoff [%]	Tonnage [t]	Metal SGS-Ash content (%)-Mean [t]	Grade SGS-Ash content (%)-Mean [%]	Benefit [t]	Volume [m <sup>3</sup> ]	Mean Density [kg/m <sup>3</sup> ]
13.10	7.14674E+06	1.20334E+06	16.84	267002	5.4975E+06	1300
13.90	6.82228E+06	1.15942E+06	16.99	211013	5.24791E+06	1300
14.70	6.22529E+06	1.07397E+06	17.25	158758	4.78868E+06	1300
15.50	5.58858E+06	977701	17.49	111382	4.29891E+06	1300
16.30	4.58819E+06	818502	17.84	70554.6	3.52937E+06	1300
17.10	3.33414E+06	608631	18.25	38440.9	2.56472E+06	1300
17.90	1.77058E+06	335963	18.97	19000.7	1.36199E+06	1300
18.70	1.14638E+06	222188	19.38	7796.45	881832	1300

**Tabla 8. Estadísticas detalladas para los diferentes métodos de estimación**

Ahora bien, la curva producto del método Inverso de la distancia al cuadrado (IDC) al igual que la curva resultante del método Kriging Ordinario para rangos con cutoff entre 16% y 18% muestran valores cercanos a la realidad relativa, sin embargo el método Inverso de la distancia al cuadrado (IDC) describe un porcentaje de recuperación menor (83%) y una ligera subestimación del volumen enviado a la planta de lavado disminuyendo el uso de su capacidad instalada y generando un posible impacto en la calidad total del carbón limpio a diferencia del método de KOB el cual evidencia mayor porcentaje de recuperación (88%), mejor adherencia a la realidad y parámetros de calibración de resultados más concretos que garantizan el reporte de error relativo para cada unidad de minado (bloques de 50m\*50 m) y comprueban así la potencia de la metodología geoestadística.

PARAMETROS	CENIZA			ESPESOR
	IDC[%]	KRIGING ORDINARIO [%]	SIM GAUSSIANA [%]	KRIGING ORDINARIO [%]
Media	16.76	16.69	16.88	2.29
Varianza	4.60	6.75	3.06	0.19
Desviación Estándar	2.14	2.60	1.75	0.44
Coefficiente de variación	0.13	0.16	0.10	0.19
Mínimo	10.91	11.20	13.10	1.36
Máximo	23.02	22.54	20.85	3.31
Percentil 5%	13.26	12.19	13.91	1.67
Percentil 25%	15.16	14.80	15.64	1.98
Percentil 50%	16.79	16.87	17.01	2.17
Percentil 75%	18.29	18.43	18.07	2.67
Percentil 90%	19.82	20.23	19.26	2.94
Percentil 98%	20.71	21.38	20.09	3.19
Media Geometrica	16.62	16.48	16.79	2.25
Media Armonica	16.48	16.26	16.70	2.21
Asimetría	0.03	(0.08)	(0.07)	0.46
Curtosis	2.39	2.30	2.29	2.24

**Tabla 9.** Estadísticas detalladas para los diferentes métodos de estimación



*Figura 17 Gráfica Grado/Tonelaje para la variable ceniza*

METODO	VOLUMEN (m3)	% RECUPERACION	% CENIZA
IDC	200,000	83%	17.5%
KOB	210,000	88%	17.5%
SG	240,000		17.5%

*Tabla 10. Porcentaje de recuperación*

## 7. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

- La mejor estimación del porcentaje de recuperación a partir de la comparación de los diferentes métodos geoestadísticos es la realizada por Kriging ordinario de bloques (KOB).
- Utilizar estimaciones a partir de métodos geoestadísticos garantiza una mejor clasificación del volumen de carbón extraído de la mina de acuerdo con los parámetros de calidad, así como la optimización en el material que recibe la planta de lavado.
- El volumen de carbón con porcentaje de ceniza mayor podría estar asociado en algunos casos a menores espesores de manto lo que hace referencia a carbones delgados, muchos de ellos ubicados en zonas de complejidad geológica, presencia de pinchamientos producto de fallas, parting o carbón contaminado durante su proceso de minado.
- Continuar con el uso de herramientas geoestadísticas para realizar el análisis de los parámetros de calidad como humedad y Poder calorífico.
- Implementar el Análisis exploratorio de datos para parámetros de calidad en zonas que requieran observaciones de detalle dentro de la planeación minera corto plazo.



## 8. BIBLIOGRAFÍA

Srivastava, R. M. (2013). Geostatistics: A toolkit for data analysis, spatial prediction and risk management in the coal industry. In *International Journal of Coal Geology* (Vol. 112, pp. 2–13). Elsevier.

De Souza, L. E., & Costa, J. F. C. L. (2013). Sample weighted variograms on the sequential indicator simulation of coal deposits. *International Journal of Coal Geology*, 112, 154–163.

Benndorf, J. (2013). Application of efficient methods of conditional simulation for optimising coal blending strategies in large continuous open pit mining operations. *International Journal of Coal Geology*, 112, 141–153.

Tercan, A. E., & Sohrabian, B. (2013). Multivariate geostatistical simulation of coal quality data by independent components. *International Journal of Coal Geology*, 112, 53–66.

Cabrera, J. O., De, M., Comisión, L. A., Emery, X., & Martini, M. S. (2009). Universidad de Chile facultad de ciencias físicas y matemáticas, departamento de ingeniería de minas.

Pardo-Igúzquiza, E., Dowd, P. A., Baltuille, J. M., & Chica-Olmo, M. (2013). Geostatistical modelling of a coal seam for resource risk assessment. *International Journal of Coal Geology*, 112, 134–140.

Díaz Viera, M. A. *Geoestadística aplicada*, Instituto de Geofísica, UNAM, Instituto de

Geofísica y Astronomía, CITMA, Cuba 144 (2002).

Emery, X. (2007). Apuntes de geoestadística. Retrieved from <https://www.ucursos.cl>