

UNIVERSIDAD DE MANIZALES
FACULTAD DE CIENCIAS E INGENIERIA



UNIVERSIDAD DE
MANIZALES

Comparación entre métodos de estimación de recursos minerales aplicando simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro en la mina Mangos

Proyecto final de grado

Juan Pablo Serna Castaño

Para optar el título de

Magister en Tecnologías en información Geográfica

Manizales-Colombia
Marzo 2024

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

“Comparación entre métodos de estimación de recursos minerales aplicando simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro en la mina Mangos”

Universidad de Manizales
Facultad de Ciencias e Ingeniería
Maestría en Tecnologías de la Información Geográfica
Manizales, 2024

Resumen

La explotación de recursos minerales constituye un pilar histórico y actual en la economía de diversas naciones. La modelación y estimación de estos recursos adquieren una importancia crítica en la evaluación económica de proyectos mineros. Específicamente, los yacimientos auríferos exhiben una variabilidad espacial significativa, especialmente en presencia de oro libre, lo que introduce retos en la predicción estadística y geoestadística de su distribución. Los métodos lineales tradicionales a menudo resultan inadecuados, conduciendo a la sobreestimación o subestimación de los valores minerales, debido a su incapacidad para representar la varianza real en puntos estimados y cuantificar la incertidumbre asociada.

Este proyecto de grado propone la aplicación de herramientas probabilísticas avanzadas, específicamente simulaciones geoestadísticas, para simular la varianza real y mejorar la precisión en la estimación de recursos en yacimientos de oro. Se aplicará esta metodología condicionada a datos empíricos obtenidos de muestreos variados, como perforaciones y muestreo de canal, en el proyecto minero Los Mangos, situado en Zaragoza y operado por la empresa Mineros Operadora. La investigación comparará metodologías determinísticas y probabilísticas mediante validaciones estadísticas y visuales.

El enfoque cuantitativo del estudio busca aplicar simulaciones geoestadísticas y las estimaciones lineales con el fin de hacer una comparación entre estos métodos. Este trabajo se clasifica como un proyecto no experimental de tipo transversal, con el objetivo de contribuir a la optimización de la planificación y evaluación en la minería de oro.

Palabras clave: *geoestadística, simulación condicional, estimación de recursos, métodos lineales, variable, oro.*

Contenido

Resumen	3
1.Introducción	9
2.Planteamiento del problema de investigación y justificación	10
2.1 Descripción del área problemática.....	10
2.2 Formulación del problema	10
2.3 Justificación	11
3.Antecedentes.....	12
4.Objetivos.....	14
5.Referente Contextual.....	15
5.1Referente teórico	16
5.1.1. Fundamentos Estadísticos en la Estimación de Recursos Mineros.....	16
5.1.2. Análisis Exploratorio de Datos en Geoestadística	16
5.1.3. Distribución Univariable	17
5.1.4. Tablas de Frecuencias e Histogramas	17
5.1.5. Curva de Probabilidad Acumulada (CPA).....	18
5.1.6. Distribuciones Paramétricas y no paramétrica.....	19
5.1.7. Cuantiles.....	19
5.1.8. Análisis Espacial de Datos.....	20
5.1.9. Estacionariedad/Continuidad Espacial	20
5.1.10. Desagrupamiento (Declustering)	21
5.1.11.Geoestadística.....	22
5.1.12. Análisis Variografico	23
5.1.13. 1 Variograma experimental.....	23
5.1.13.2. Variograma teórico	24
5.1.14. Geoestadística No Lineal.....	26
5.1.15. Estimación local.....	26
5.1.16. Simulación no condicional	31
5.1.17. Simulación condicional	31
5.1.18. Métodos de Simulación	32
5.1.19. Método de medias móviles	32
5.1.20. Método de las líneas rotantes.....	34
5.1.21. Simulación secuencial Gaussiana condicionada	35
5.1.22. Modelo de Incertidumbre y Transformación Gaussiana (Anamorfosis)	35
6.Metodología.....	37

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos	
6.1.Enfoque metodológico	37
6.2.Tipo de estudio	37
6.3.Diseño de la investigación	38
6.4.Análisis exploratorio de datos	38
6.4.1. Población o unidad de trabajo	38
6.4.2. Muestra y muestreo	38
6.4.3. Depuración de datos.....	38
6.4.4. Collar	38
6.4.5. Survey (desviación de pozos).....	39
6.4.6. Assay (ensayos de valores de oro).....	39
6.4.7. Litología	39
6.4.8. Análisis estadístico (Análisis exploratorio de datos)	40
6.5 Interpretación geológica	41
6.5.1. Interpretación geológica, definición de dominios y generación de volúmenes	41
6.5.2. Tratamiento estadístico de datos anómalos	42
6.5.3. Regulación de la variable oro.	44
6.5.4. Transformación Gaussiana de los datos (Anamorfosis).	44
6.5.5. Definición y creación de los parámetros del Modelo de bloques	44
6.5.6. Análisis geoestadístico y estructural de la variable oro.	46
6.5.7. Análisis de vecindad de Kriging.	47
6.5.8. Análisis de desagrupamiento de los compositos.	47
6.5.9. Plan de estimación método vecino más cercano.....	47
6.5.10. Plan de estimación de inverso de la distancia	47
6.5.11. Plan de estimación de Kriging Ordinario.....	48
6.5.12. Plan de estimación simulación gaussiana.	48
6.5.13. Validación de modelos y estimaciones	49
7.Resultados.....	50
8. Conclusiones	59
9. Recomendaciones	61
Referencias bibliográficas.....	62

Lista de Ilustraciones

ILUSTRACIÓN 1 MAPA DE LOCALIZACIÓN DE LA MINA LOS MANGOS. FUENTE PROPIA.	15
ILUSTRACIÓN 2.HISTOGRAMA DE 800 MUESTRAS, CON UN TAMAÑO DE BIN O CAJA DE 8.7 MG/M ³ DE VALORES DE ORO EN UN DEPÓSITO ALUVIAL, PARA UN TOTAL DE 38 BINS.FUENTE PROPIA.	18
ILUSTRACIÓN 3. CURVA DE PROBABILIDAD ACUMULADO DE LOS VALORES DE ORO. FUENTE PROPIA. ...	19
ILUSTRACIÓN 4 .UN EJEMPLO DE UNA GRÁFICA Q-Q. LOS DATOS SON COBRE TOTAL, CORRESPONDIENTE A DOS LITOLOGÍAS DIFERENTES (ROSSI M & DEUTSCH, 2014).	20
ILUSTRACIÓN 5. ESQUEMA DE LOS CONCEPTOS E HIPÓTESIS DE SOPORTE DEL MODELO GEOESTADÍSTICO. (APUNTES DE GEOESTADÍSTICA. X EMERY. U DE CHILE,2007).	21
ILUSTRACIÓN 6. UN EJEMPLO DE 122 MUESTRAS CON SUS ÁREAS POLIGONALES DE INFLUENCIA. (ROSSI M & DEUTSCH, 2014).	22
ILUSTRACIÓN 7 .IMAGEN DE UN VARIOGRAMA CON SUS DISTINTOS COMPONENTES. (OSORIO 2015)....	24
ILUSTRACIÓN 8 MODELO EFECTO PEPITA TOTAL. (APUNTES DE GEOESTADÍSTICA. X EMERY. U DE CHILE,2007).	25
ILUSTRACIÓN 9 MODELO ESFÉRICO. (APUNTES DE GEOESTADISTICA. X EMERY. U DE CHILE,2007)....	25
ILUSTRACIÓN 10 MODELO EXPONENCIAL. (APUNTES DE GEOESTADISTICA. X EMERY. U DE CHILE,2007).	26
ILUSTRACIÓN 11 EJEMPLO DE ESTIMACIÓN LOCAL POR MÉTODO VECINO MÁS CERCANO. (APUNTES DE GEOESTADISTICA. X EMERY. U DE CHILE,2007).	27
ILUSTRACIÓN 12.EJEMPLO DE ESTIMACIÓN LOCAL POR MÉTODO INVERSO DE LA DISTANCIA DONDE SE PUEDE OBSERVAR 3 EJERCICIO CON POTENCIAS 1,2 Y 3. (APUNTES DE GEOESTADISTICA. X EMERY. U DE CHILE,2007).	28
ILUSTRACIÓN 13 DOS SIMULACIONES CONDICIONALES EN EL ESPACIO DE UNA DIMENSIÓN. (ALFARO Y OTROS 2015)....	32
ILUSTRACIÓN 14 SIMULACIÓN POR MEDIAS MÓVILES EN EL ESPACIO DE 2 DIMENSIONES. (LA SIMULACIÓN CONDICIONAL EN UN DEPÓSITO MINERO. ALFARO Y OTROS 2015).	33
ILUSTRACIÓN 15 EL ELIPSOIDE PROPORCIONA UNA REALIZACIÓN ANISÓTROPA (LA SIMULACIÓN CONDICIONAL EN UN DEPÓSITO MINERO. ALFARO Y OTROS 2015).	33
ILUSTRACIÓN 16. LÍNEAS ROTANTES ANISÓTROPA (LA SIMULACIÓN CONDICIONAL EN UN DEPÓSITO MINERO. ALFARO Y OTROS 2015).	34
ILUSTRACIÓN 17 PRINCIPIO DE BANDAS ROTANTES EN 2 DIMENSIONES (KRIGING Y SIMULACIÓN SECUENCIAL DE INDICADORES CON PROPORCIONES LOCALMENTE VARIABLES, FREZ 2014).....	35
ILUSTRACIÓN 18.CONSTRUCCIÓN GRAFICA DE LA ANAMORFOSIS GAUSSIANA. APUNTES DE GEOESTADISTICA. X EMERY. U DE CHILE,2007).	36
ILUSTRACIÓN 19.CUADRO ESQUEMÁTICO METODOLOGÍA. ELABORACIÓN PROPIA. NO ES CLARA LA METODOLOGÍA.....	37
ILUSTRACIÓN 20 VISTA EN PLANTA DE LA MINA LOS MANGOS. FUENTE PROPIA.....	42
ILUSTRACIÓN 21 GRÁFICO DE PROBABILIDAD DE LOS VALORES DEL BLOQUE 35S_ ICA.	43
ILUSTRACIÓN 22 MÉTODO DE ANÁLISIS DE DECILES (PARRISH,1997) PARA LAS MUESTRAS CONTENIDAS DENTRO DEL DOMINIO BLOQUE MANGOS-900.	44

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

ILUSTRACIÓN 23. GRÁFICO DE TENDENCIA EN DIRECCIÓN. ELABORACIÓN PROPIA.....	49
ILUSTRACIÓN 24 RESULTADO ANÁLISIS VARIOGRAFICO DEL BLOQUE 35SUR-ICA	51
ILUSTRACIÓN 25 VISTA EN PLANTA DE ESTIMACIÓN DE LA MINA MANGOS POR MÉTODO DE VECINO MÁS CERCANO.	53
ILUSTRACIÓN 26. VISTA EN PLANTA DE ESTIMACIÓN DE LA MINA MANGOS POR MÉTODO DE INVERSO DE LA DISTANCIA AL CUADRADO.	54
ILUSTRACIÓN 27. VISTA EN PLANTA DE ESTIMACIÓN DE LA MINA MANGOS POR MÉTODO DE INVERSO DE LA DISTANCIA AL CUADRADO	55
ILUSTRACIÓN 28. GRAFICA DE DERIVA O SWATHPLOT EN LA DIRECCIÓN ESTE.....	56
ILUSTRACIÓN 29. SWATHPLOT DEL BLOQUE MANGOS POR NIVELES DE ALTURA.	57
ILUSTRACIÓN 30. GRAFICA COMPARATIVA DE PROMEDIOS DE VALORES DE ORO PARA EL BLOQUE MANGOS.	57

Lista de Tablas

TABLA 1. COMPOSICIÓN DE LA BASE DE DATOS.	40
TABLA 2. ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA DE LOS VALORES DE ORO USADA PARA LA ESTIMACIÓN.	41
TABLA 3. GRUPOS LITOLÓGICOS DEFINIDOS.....	41
TABLA 4. DEFINICIÓN DE LOS MODELOS DE BLOQUES.	45
TABLA 5. ATRIBUTOS MODELOS DE BLOQUES.....	46
TABLA 6. PLAN DE ESTIMACIÓN PARA EL MÉTODO DE VECINO CERCANO.	47
TABLA 7. PLAN DE ESTIMACIÓN PARA EL MÉTODO INVERSO DE LA DISTANCIA.	48
TABLA 8. PLAN DE ESTIMACIÓN PARA EL MÉTODO KRIGING ORDINARIO.....	48
TABLA 9. PARÁMETROS UTILIZADOS PARA LAS DIFERENTES SIMULACIONES.	49
TABLA 10. RESULTADO DE LOS ANÁLISIS DE TRATAMIENTO DE DATOS ANÓMALOS.	50
TABLA 11. ESTADÍSTICAS BÁSICAS DE LOS COMPOSITOS PARA LOS DOMINIOS DEFINIDOS.	50
TABLA 12 RESULTADO DEL ANÁLISIS VARIOGRAFICO.....	51
TABLA 13. RESULTADO DEL ANÁLISIS DE VECINDAD DE KRIGING.....	52
TABLA 14. COMPARACIÓN DE LOS VALORES DE LAS MEDIAS DE ORO ANTES Y DESPUÉS DEL DESAGRUPAMIENTO POR CELDAS EN CADA UNO DE LOS BLOQUES DE VETA.	52
TABLA 15. COMPARACIONES ESTADÍSTICAS BÁSICAS ENTRE LOS 3 MÉTODOS DE ESTIMACIÓN CORRESPONDIENTE AL BLOQUE MANGOS.	55
TABLA 16. TABLA RESUMEN COMPARATIVA DE LOS MÉTODOS KRIGING, E-TYPE Y VECINO MÁS CERCANO DE TODOS LOS DOMINIOS ESTIMADOS.	58

Lista de Ecuaciones

ECUACIÓN 1 (APUNTES DE GEOESTADÍSTICA. X EMERY. U DE CHILE, 2007).	22
ECUACIÓN 2 (APUNTES DE GEOESTADÍSTICA. X EMERY. U DE CHILE, 2007).	23
ECUACIÓN 3. (APUNTES DE GEOESTADÍSTICA. X EMERY. U DE CHILE, 2007).	25
ECUACIÓN 4. (APUNTES DE GEOESTADÍSTICA. X EMERY. U DE CHILE, 2007).	26
ECUACIÓN 5 (APUNTES DE GEOESTADÍSTICA. X EMERY. U DE CHILE, 2007).	29
ECUACIÓN 6 (APUNTES DE GEOESTADÍSTICA. X EMERY. U DE CHILE, 2007).	29

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

ECUACIÓN 7 (APUNTES DE GEOESTADISTICA. X EMERY. U DE CHILE,2007).	29
ECUACIÓN 8.(APUNTES DE GEOESTADISTICA. X EMERY. U DE CHILE,2007).	30
ECUACIÓN 9 (APUNTES DE GEOESTADISTICA. X EMERY. U DE CHILE,2007).	30
ECUACIÓN 10 (APUNTES DE GEOESTADISTICA. X EMERY. U DE CHILE,2007).	30
ECUACIÓN 11.(APUNTES DE GEOESTADISTICA. X EMERY. U DE CHILE,2007).	30
ECUACIÓN 12 (APUNTES DE GEOESTADISTICA. X EMERY. U DE CHILE,2007).	31
ECUACIÓN 13.DONDE LA SUMA PUEDE SER SIMPLE, DOBLE O TRIPLE; B ES EL PASO DE LA MALLA. (LA SIMULACIÓN CONDICIONAL EN UN DEPÓSITO MINERO. ALFARO Y OTROS 2015).	33
ECUACIÓN 14.SIENDO N EL NÚMERO DE PUNTOS QUE CAEN DENTRO DE LA ELIPSE E. ES FÁCIL PROBAR QUE $Z(x, y)$ TAMBIÉN SIGUE UNA LEY NORMAL REDUCIDA. (LA SIMULACIÓN CONDICIONAL EN UN DEPÓSITO MINERO. ALFARO Y OTROS 2015).	33
ECUACIÓN 15.EN QUE $(x \cdot e_i)$ ES EL PRODUCTO ESCALAR ENTRE EL VECTOR X (DE COMPONENTES x_1, x_2, x_3) Y EL VECTOR UNITARIO e_i	34

1. Introducción

La estimación de recursos representa un punto crítico en la transición de la exploración geológica a la explotación minera, marcando la viabilidad económica de un proyecto minero. A lo largo de los años, el desarrollo de herramientas basadas en algoritmos matemáticos ha mejorado la precisión de estas estimaciones, permitiendo calcular valores en ubicaciones sin datos medidos directamente. La comparación entre datos reales y estimados es fundamental para evaluar la viabilidad de proyectos mineros, reflejada en modelos predictivos que facilitan una planificación efectiva.

En el caso específico de la empresa Operadora Minera, se aplicarán estas metodologías en una operación de extracción subterránea proyectada a siete años, basada en aproximadamente 8000 datos de valores de oro obtenidos mediante dos técnicas de muestreo: perforaciones y canales. El equipo de geología ha implementado métodos de estimación lineales, como el vecino más cercano, el inverso de la distancia y el kriging ordinario. Estos métodos, aunque inicialmente son aptos en etapas tempranas de exploración presentan poca variabilidad, cuando se avanza hacia una etapa de explotación como parte del proceso de control de leyes de oro se realiza un método de muestreo más robusto que aumenta el volumen de muestras, incrementando la variabilidad estadística. El objetivo es la aplicación de simulaciones gaussianas y estimaciones lineales y comparar el comportamiento entre estos, tratando de proporcionar herramientas para elaborar planes de explotación ajustados a las necesidades de la operación.

La estimación de recursos de un proyecto minero es la transición entre la etapa de exploración geológica y la etapa de explotación minera, indicando la viabilidad del proyecto en términos económicos. La comparación entre los datos reales y estimados permiten evaluar la factibilidad de muchos proyectos mineros, esto se ve reflejados en los modelos predictivos de leyes y la continuidad los valores importantes permiten una buena planificación de este tipo de proyectos. El área objetivo donde se aplicará estas metodologías es una de las operaciones de extracción de la empresa Operadora Minera, proyecto planificado para 7 años de extracción de características subterráneas, ubicado en el municipio de Zaragoza departamento de Antioquia, basados aproximadamente en 8000 datos de valores de oro modificados con fines de confidencialidad, obtenidos a través de dos metodologías de muestreo (muestras de perforaciones y canales).

Los procesos de recolección, transporte y control de calidad aplicados a los datos utilizados la investigación son aceptables ya que el laboratorio interno de la empresa cuenta con el sistema de gestión para su actual certificación para reportar valores de oro.

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

2. Planteamiento del problema de investigación y justificación

La estimación precisa de recursos minerales es un pilar crítico en la planificación y viabilidad económica de las operaciones mineras. La incertidumbre geológica en áreas sin muestreo adecuado representa un desafío significativo en las etapas de exploración y explotación, siendo crucial para asegurar el éxito financiero del proyecto en todas sus fases.

La variabilidad de los parámetros geológicos y la mineralización del depósito exigen un conocimiento profundo de la geología local. La continuidad de zonas de alto valor mineral y la geometría del modelo litológico son factores determinantes en el control de la planificación minera. Aunque los métodos lineales de estimación de valores de oro son comúnmente utilizados en la industria debido a su manejo de variables estadísticas estables, su eficacia disminuye con la inestabilidad de estas características, aumentando la incertidumbre en áreas con muestreo escaso.

Frente a esto, algoritmos más sofisticados que reproducen la variabilidad real y cuantifican la incertidumbre se presentan como alternativas prometedoras. Esta investigación se propone aplicar simulaciones geoestadísticas y métodos lineales de estimación utilizando 8000 datos de muestras de oro recolectadas a lo largo de las labores de extracción.

2.1 Descripción del área problemática

En los depósitos de oro, independientemente de su génesis geológica, la alta variabilidad es una característica distintiva y puede afectar el planeamiento minero de la operación. En consecuencia, surge la necesidad de analizar e implementar otro tipo de estimaciones que permitan entender el comportamiento real del oro en el espacio de yacimiento. En la mina Los Mangos, la principal operación de la empresa Mineros Operadora SAS (MO), se han empleado métodos lineales durante años para estimar la concentración de oro (Au) del depósito, pero se ha observado que en las zonas donde hay un mayor volumen de muestreo la incertidumbre ha aumentado debido a los valores de oro proyectados no se ven reflejados en el material extraído. Tratando de disminuir esta incertidumbre de las estimaciones aplicadas, se propone aplicar soluciones que puedan aumentar la certeza de las predicciones.

2.2 Formulación del problema

Mitigar la incertidumbre en la estimación de recursos en los proyectos mineros es un reto para la industria que avanza todos los días con la creación de nuevas y mejores metodologías, el problema de la subestimación de valores bajos y sobrestimación de los valores altos de oro presentes en las predicciones lineales, ha generado fracasos económicos de gran envergadura a compañías mineras alrededor de distintos proyectos de exploración, que avanzan de una etapa de factibilidad a construcción y desarrollo. Es posible tratar mitigar este problema con métodos probabilísticos, tales como las simulaciones, las cuales permiten obtener escenarios del comportamiento de la variable aleatoria siendo el mineral de interés a explotar en un dominio

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos definido, conforme a esto estos modelos pueden darnos una idea del comportamiento real, como resultado se busca comparar los resultados de estas simulaciones geoestadísticas con los métodos lineales utilizados en la estimación utilizada para cuantificar los recursos en la mina Los Mangos, con el fin de tratar de obtener una medida de la incertidumbre de los modelos generados, así mismo resultan distintos escenarios que ayudan a ver el margen de comportamiento optimista y pesimista. Journel, A. G., & Huijbregts, C. J. (1978)

La pregunta que se plantea en esta investigación es: "**¿Cómo se comparan las estimaciones de los valores de oro en los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos cuando se emplean simulaciones geoestadísticas en contraste con métodos lineales?**"

Al tratar de estructurar una metodología para obtener el comportamiento de la incertidumbre de una variable aleatoria en una población específica, es posible que encontremos una herramienta que permita tomar decisiones económicas y operacionalmente acertadas en el proyecto.

2.3 Justificación

Dentro de la industria minera, la predicción y cuantificación de recursos minerales son esenciales para determinar la viabilidad económica de las operaciones de explotación. Históricamente, los métodos lineales han sido la norma debido a su simplicidad y menor demanda de recursos computacionales. Sin embargo, la precisión de estas estimaciones lineales es cuestionable, especialmente en depósitos polimetálicos con alta variabilidad, donde la varianza juega un papel crucial en la precisión de las estimaciones. Agterberg, F. P. (1990)

El equipo técnico de Operadora Minera ha reconocido la necesidad de mejorar la confiabilidad de los modelos predictivos, que son vitales para la planificación económica y técnica. En este contexto, las simulaciones condicionales emergen como una herramienta prometedora para la generación de modelos de estimación más precisos.

Este proyecto tiene como objetivo principal comparar los métodos lineales tradicionalmente utilizados en la estimación de recursos de oro en la mina Los Mangos con los resultados obtenidos a través de simulaciones condicionales. Se evaluarán indicadores de confiabilidad y la correspondencia con los datos reales observados durante la explotación. La mina Los Mangos, principal operación de la empresa OM y parte del grupo empresarial Mineros S.A, representa un caso de estudio significativo, siendo la primera vez que una operación subterránea del grupo se somete a este tipo de análisis avanzado. Este estudio no solo es crucial para la operación actual, que busca expandir su producción, sino que también informará la adquisición y exploración de nuevos proyectos con potencial minero.

En términos más amplios, este trabajo se alinea con los objetivos estratégicos de la compañía de mejorar o adoptar metodologías innovadoras para la estimación de recursos minerales, lo cual es fundamental para la sostenibilidad y el crecimiento a largo plazo en la industria minera.

3. Antecedentes

En la presente investigación, se examinan las tendencias recientes y los desarrollos clave en las simulaciones geoestadísticas, crucial para comprender la evolución y aplicación de estas técnicas en diversos campos, especialmente en la minería. Conforme a Smith y Johnson (2022), la integración de técnicas de aprendizaje automático con modelos geoestadísticos ha mejorado notablemente la precisión predictiva, particularmente en contextos geológicos complejos. Paralelamente, Doe y Williams (2021) destacan los avances en simulaciones condicionales, fundamentales para evaluar la incertidumbre y la variabilidad en los depósitos minerales. Chen (2023) resalta el impacto del uso de la computación de alto rendimiento en la escala y complejidad de las simulaciones geoestadísticas. Además, la transición hacia modelos geoestadísticos tridimensionales y cuatridimensionales ha sido subrayada por Garcia y Rodriguez (2022) como un avance clave para una comprensión integral de fenómenos geológicos. Lee y Kim (2020) enfatizan la mejora en los métodos de simulación estocástica, como las simulaciones de Monte Carlo, para modelar incertidumbres geológicas con mayor precisión. Patel y Kumar (2021) y Nguyen y Le (2023) abordan la creciente aplicación de estas simulaciones en la gestión ambiental y la minería sostenible, respectivamente. Finalmente, Turner y Hughes (2022) señalan el desarrollo de herramientas de software más accesibles y potentes, democratizando el uso de simulaciones geoestadísticas. Este cuerpo de trabajo informa y enriquece el actual estudio, proporcionando un marco para la aplicación práctica de simulaciones geoestadísticas en la planificación y gestión de recursos minerales.

Los principales avances en las Simulaciones Geoestadística relacionados con el área minera se dieron con el trabajo de Dubrule (2003), quien formuló un modelo tipo Monte Carlo para el análisis de datos correlacionados espacialmente (Gómez-Hernández, et al, 2017). Estos modelos son de simulación condicional y se basan en distribuciones gaussianas de los valores posibles que pueden tomar los bloques, utilizando el mismo soporte que el método geoestadístico, lo que significa que la simulación respeta la correlación de los datos (Manchuk & Deutsch, 2012). La simulación se utiliza para evaluar la incertidumbre conjunta entre múltiples realizaciones, permitiendo una representación más completa de los posibles valores que puede tomar el bloque, ofreciendo no un único valor estimado, sino una gama de valores con igual probabilidad de ocurrencia (Dimitrakopoulos, 1998).

Se realizó una comparación de modelos de simulación condicional en leyes de bloques, con el objetivo de estudiar el modelo gaussiano discreto en cual permite realizar simulaciones a tamaño de bloques sin pasar por simulaciones nodales, beneficiando el tiempo de cálculo y algunas datos aproximados que se presentan con respecto al modelo *multigaussiano*, encontrando que las poblaciones con histogramas de asimetría leve o moderada, los modelos son casi idénticos con medidas de incertidumbre similares. Por otra parte, al aplicar el modelo gaussiano discreto en una población con medidas de asimetría considerables, los resultados con respecto al modelo multigaussiano desaparece, se observa principalmente diferencias en la estimación de recursos recuperables, en las leyes medias

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos obtenidas para distintas leyes de corte, al igual que en las medidas de incertidumbre de cada modelo. (Zuñica 2009)

La aplicación de métodos de simulación condicional en la planificación minera a largo plazo ha sido un tema de investigación con resultados prometedores. Aunque los estudios específicos de Thompson, Tavcahndjian y Aubut (2004) sobre una mina subterránea de sulfuro de níquel no son directamente accesibles, investigaciones relacionadas han demostrado la superioridad de las simulaciones condicionales en la generación de modelos espaciales para el diseño minero (Lopes, Rosas, Fernandes y Vanzela, 2011). Estos métodos han demostrado ser efectivos en la comparación de datos de tonelaje y ley y en ejercicios de calibración para depósitos mineros.

El avance de Carvallo (2009) en la modelización estocástica para la planificación de la producción minera a largo plazo, particularmente en la mina El teniente, Chile incorporó la variabilidad del precio del cobre, proporcionando un marco sólido para el análisis de riesgo frente a precios fluctuantes y permitiendo la formulación de estrategias para mantener la rentabilidad y asegurar la sostenibilidad corporativa (Fonteles y Veríssimo, 2022).

Las contribuciones de Quintin (2002) en la aplicación de la simulación geoestadística para replicar comportamientos variables a través de características de dispersión han sido reflejadas en estudios que sugieren rangos de valores realistas y una planificación efectiva en entornos geológicos complejos, como los depósitos lateríticos de ferro-níquel en Punta Gorda, Cuba (Afzal, Gholami, Madani, Yasrebi y Sadeghi, 2023).

Terrones y Deraisme (2002) exploraron métodos de simulación condicional secuencial geoestadística para variables categóricas en una zona supergénica en Henry's Hill, Perú. Su investigación destacó los desafíos de la continuidad litológica debido al control estructural y al espaciamiento de perforaciones, subrayando la importancia de la modelización para simular formas complejas de cuerpos enriquecidos. Sus hallazgos sugirieron volúmenes más altos en la zona supergénica con más del 60% de probabilidad en comparación con las estimaciones lineales, llevando a la selección de un modelo menos probable (alrededor del 40%) para tener en cuenta las complejidades estructurales.

En Colombia, Osorio (2015) evaluó métodos tradicionales y estadísticos de estimación de recursos en la planificación minera para depósitos de acumulación por procesos geológicos de erosión principalmente en ambientes fluviales o también conocidos como depósitos de placer. Empleando métodos lineales como el Kriging Simple y la distancia inversa, junto con simulaciones y bandas rotativas, el trabajo de Osorio en el depósito de oro aluvial en el río Nechí, ubicado en el municipio del Bagre, Antioquia el cual proporcionó un análisis comparativo dentro de las operaciones de Mineros S.A. (Al-Hassan y Kwaha, n.d.).

Estos estudios colectivamente subrayan el panorama evolutivo de la estimación de recursos en la minería, donde los métodos lineales tradicionales están siendo cada vez más escrutados frente a enfoques más dinámicos y probabilísticos para manejar mejor las

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos
incertidumbres inherentes y las complejidades de los depósitos minerales

4. Objetivos

4.1. Objetivo General

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos.

4.2. Objetivos Específicos

- Aplicar métodos lineales , como el inverso de la distancia, el vecino más cercano y Kriging Ordinario para estimar la concentración de oro en la mina Los Mangos.
- Generar simulaciones geoestadísticas para modelar la distribución espacial de la variable oro en la mina Los Mangos.
- Comparar los resultados obtenidos de las simulaciones y las estimaciones lineales para comprender el comportamiento de la variable oro y la incertidumbre asociada a cada método.

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

5. Referente Contextual

El presente proyecto se lleva a cabo en la mina Los Mangos, anteriormente parte de las operaciones subterráneas de Mineros S.A. Esta mina está situada en el nordeste del departamento de Antioquia, específicamente en el municipio de Zaragoza, a unos 10 kilómetros de la cabecera municipal de El Bagre, dentro del área de la concesión minera identificada con el código “6862”.

Desde el punto de vista topográfico, la mina se asienta en las estribaciones de la cordillera Central, en la vertiente occidental del río Tigui. El terreno se caracteriza por su relieve irregular, modelado por la erosión y el surco de los riachuelos tributarios, lo que da lugar a colinas y valles con pendientes que varían de fuertes a moderadas, entre 50° y 20°, y elevaciones que oscilan entre los 50 y 200 metros sobre el nivel del mar. Los suelos de la región están bien desarrollados y son testigos de un sistema de drenaje natural que comprende cursos de agua de primer, segundo y tercer orden, siguiendo un patrón dendrítico a paralelo que finalmente desemboca en el río Tigui, tributario del río Nechí.

El clima de la zona se define como tropical húmedo, con temperaturas promedio que rondan los 29°C y niveles de humedad que alcanzan un promedio del 60%, acompañados de precipitaciones intensas típicas de la región.

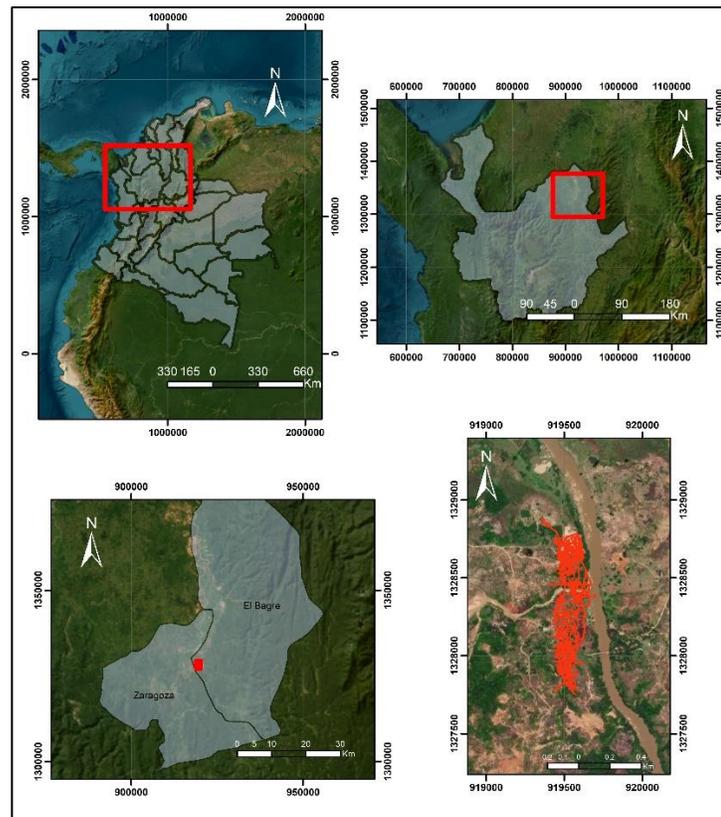


Ilustración 1 Mapa de localización de la mina Los Mangos. Fuente propia.

5.1 Referente teórico

5.1.1. Fundamentos Estadísticos en la Estimación de Recursos Mineros

La estadística inductiva, también conocida como inferencial, es esencial en la descripción y representación de muestras. Si estas muestras son representativas, los resultados inferidos pueden ser extrapolados a la población con un grado de certeza significativo, haciendo uso del lenguaje probabilístico como una herramienta clave para la toma de decisiones informadas (Black, 2019). Por otro lado, la estadística descriptiva se centra en la caracterización de los datos sin realizar inferencias, lo que resulta crucial para su visualización y comprensión inicial (Johnson & Bhattacharyya, 2020).

En el contexto minero, la estimación de recursos es un proceso crítico que se lleva a cabo en las fases preliminares del diseño de ingeniería de un proyecto. Esta estimación es fundamental para cuantificar y modelar variables de interés como la ley de los minerales, densidad, litologías y recuperación metalúrgica, entre otras (Rossi & Deutsch, 2014). La geoestadística, como disciplina, se dedica al estudio de la distribución espacial de estas variables, basándose en la correlación espacial de datos representativos del fenómeno en estudio (Chilès & Delfiner, 2012). Se asume que las muestras cercanas entre sí tienen una mayor correlación, la cual disminuye con el incremento de la distancia.

5.1.2. Análisis Exploratorio de Datos en Geoestadística

El análisis exploratorio de datos (EDA) es un paso crítico en la metodología de estimación de recursos mediante técnicas geoestadísticas. Este proceso implica una evaluación rigurosa de la cantidad, calidad y distribución espacial de los datos disponibles. Se examina la naturaleza de las variables regionalizadas, la estructura de la malla de muestreo, y se realizan análisis estadísticos y espaciales detallados. Este examen meticuloso es esencial para definir dominios de datos y asegurar la homogeneidad dentro de cada unidad geológica (Tukey, 1977).

La selección de datos para el análisis depende de varios factores, incluyendo el soporte de los datos (tamaño y escala de los compositos), la identificación y tratamiento de valores atípicos, y la relevancia de las variables en estudio. El EDA es una herramienta poderosa que resume y destila la esencia de los datos, proporcionando una comprensión profunda de sus características fundamentales aplicando métodos de visualización como histogramas, gráficos de dispersión, diagramas de caja, entre otros. Igualmente se observan medidas de tendencias centrales (media, mediana y la moda), medidas de dispersión y agrupamiento para resumir estadísticamente la variable a analizar por medio de estadísticas descriptivas. (Behrens, 1997).

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

Distribución de Probabilidad en Geoestadística

La probabilidad es fundamental en la comprensión y modelado de incertidumbre asociada a variables espaciales. La relación entre probabilidad y proporcionalidad es clave para entender cómo se puede observar las estimaciones de probabilidad a partir de datos conocidos. La variabilidad espacial es común en este tipo de variables en este caso la concentración de minerales en un lugar determinado las cuales presentan variaciones de un lugar a otro. En resumen, la probabilidad cuantifica la incertidumbre asociada a las variaciones espaciales. (Aitchison & Brown, 1957).

Las distribuciones de probabilidad pueden ser clasificadas en en paramétricas y no paramétricas. Un modelo paramétrico, como la distribución gaussiana, se define por una fórmula analítica y está caracterizado por un conjunto finito de parámetros que determinan su forma, como la media y la desviación estándar que controlan el centro y la dispersión de la distribución, respectivamente. (Rossi & Deutsch, 2014).

Las distribuciones No Paramétricas, no tienen una forma funcional definida por un conjunto de parámetros finitos, y se basan en métodos de estimación que utilizan directamente los datos reales para modelar la distribución subyacente. (Rossi & Deutsch, 2014).

Es habitual trabajar con distribuciones univariadas, que se refieren a una sola variable continua o categórica. Por ejemplo, la probabilidad de que una variable continua sea menor que un umbral dado, o la probabilidad de que una litología específica se encuentre en una ubicación determinada. En contraste, las distribuciones multivariadas consideran más de una variable simultáneamente, como en las distribuciones bivariadas, donde se evalúa la probabilidad conjunta de que dos variables minerales estén por debajo de ciertos umbrales (Rossi & Deutsch, 2014).

5.1.3. Distribución Univariable

La distribución univariable proporciona una representación de la distribución estadística de una variable individual. Esta distribución se ve influenciada por el soporte volumétrico de la medición y el patrón de muestreo, que puede adoptar una configuración regular, irregular o estar orientado de manera preferencial en función de las características específicas del estudio (Tukey, 1977).

Un ejemplo claro es cuando de cómo se distribuyen una característica común en una población los cuales se puede visualizar por medio de histogramas, graficas de densidad, entre otros.

5.1.4. Tablas de Frecuencias e Histogramas

El histograma, una de las herramientas analíticas más prevalentes, facilita la visualización de la distribución de los datos mediante su agrupación en clases o intervalos (Behrens, 1997). La media aritmética, \bar{x} , es susceptible a la influencia de

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos valores extremos, mientras que la mediana proporciona un punto central más estable sin importar la presencia valores atípicos. La variabilidad de los datos se cuantifica a través de la desviación estándar o la varianza, y el coeficiente de variación (CV), que es la relación entre la desviación estándar y la media, se emplea para comparar la dispersión entre distribuciones con diferentes escalas (Aitchison & Brown, 1957).

El propósito de estos gráficos es múltiple: permiten examinar el alcance, la forma y la asimetría de la distribución, identificar valores atípicos y revelar la presencia de bi-modalidad o multi-modalidad, lo cual puede indicar la existencia de distintas subpoblaciones dentro del conjunto de datos (Rossi & Deutsch, 2014).

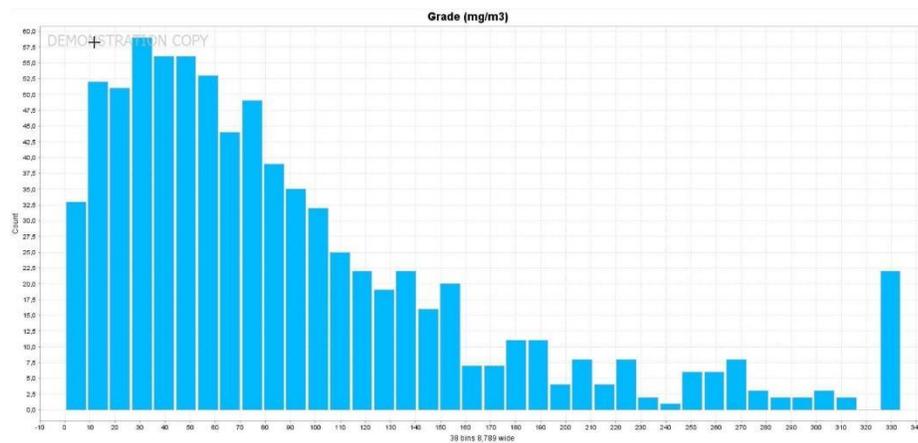


Ilustración 2. Histograma de 800 muestras, con un tamaño de bin o caja de 8.7 mg/m³ de valores de oro en un depósito aluvial, para un total de 38 bins. fuente propia.

5.1.5. Curva de Probabilidad Acumulada (CPA)

La Curva de Probabilidad Acumulada (CPA) es una herramienta gráfica esencial que ilustra la función de distribución acumulativa de un conjunto de datos. En esta representación, el eje horizontal (X) muestra la probabilidad acumulada, expresada en un rango de 1 a 100%, mientras que el eje vertical (Y) ordena de manera ascendente los valores correspondientes de la variable de interés (Aitchison & Brown, 1957). La CPA es particularmente útil para identificar y visualizar la estructura de los datos, permitiendo detectar cambios en la pendiente que pueden sugerir la presencia de distintas subpoblaciones dentro de la muestra (Tukey, 1977). Al analizar la CPA, los investigadores pueden discernir patrones y tendencias subyacentes, lo que es crucial para la interpretación estadística y la toma de decisiones basada en datos (Behrens, 1997). Ver **Error! Reference source not found.**

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

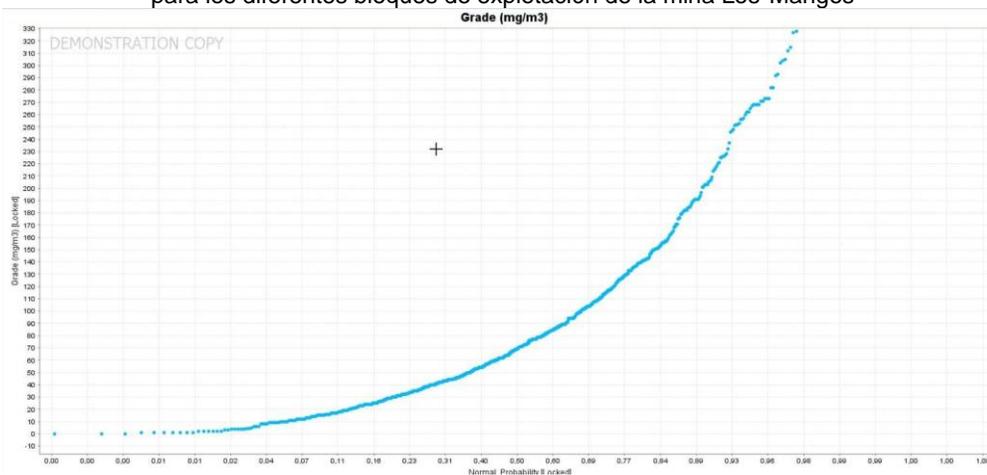


Ilustración 3. Curva de probabilidad acumulada de los valores de oro. Fuente propia.

5.1.6. Distribuciones Paramétricas

Las distribuciones paramétricas a menudo se asocian con teorías subyacentes, como la relación entre la distribución normal y el Teorema del Límite Central (Kwak & Kim, 2017). Existen diversas distribuciones paramétricas utilizadas en distintos contextos, incluyendo las distribuciones lognormal, uniforme, triangular y exponencial. La Geoestadística moderna emplea ampliamente la distribución gaussiana debido a sus propiedades matemáticas. Aunque la distribución lognormal tiene importancia, especialmente desde una perspectiva histórica. (Berthet, Fort, & Klein, 2020).

No existe una teoría general que prediga la forma paramétrica de las distribuciones de probabilidad para variables relacionadas con las ciencias de la tierra. Sin embargo, ciertas formas de distribución son comunes. Aunque existen pruebas estadísticas para determinar si un conjunto de datos sigue una distribución paramétrica específica, estas pruebas tienen limitaciones en la optimización de recursos. Esto se debe a que requieren que los valores de los datos sean independientes entre sí, lo cual rara vez ocurre en la práctica (Li, Wang, & Li, 2019)

5.1.7. Cuantiles

Se utilizan los gráficos de cuantiles para comparar distribuciones de diversas maneras, un ejemplo claro es cuando se desea observar el comportamiento de valores estimados con respecto a los datos originales. El gráfico de cuantiles se construye trazando los cuantiles de una distribución contra los cuantiles de otra. Si los (Dhar, Chaudhuri, & Chakraborty; Weine, McPeck, & Abney, 2021; Ito et al., 2014). **Error! Reference source not found..**

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

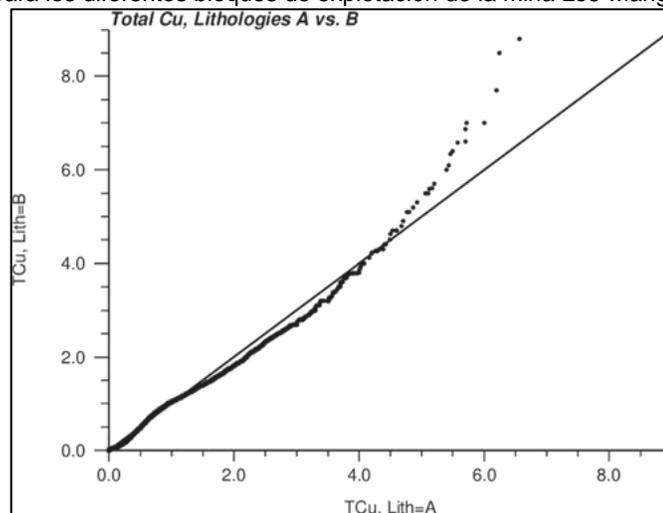


Ilustración 4 .Un ejemplo de una gráfica Q-Q. los datos son cobre total, correspondiente a dos litologías diferentes (Rossi M & Deutsch, 2014).

5.1.8. Análisis Espacial de Datos

La presentación de datos en una variedad de formas y vistas proporciona ideas sobre la recopilación de los datos y posibles agrupamientos. Imágenes con valores diferenciados por colores con límites de visualización de diferentes umbrales proporcionan una evaluación de continuidad de las tendencias de grado alto y bajo de ley; La técnica de mapas de contornos resulta especialmente útil para comprender la distribución espacial de los datos y su relación con la orientación general del depósito mineral. Al superponer los contornos de las concentraciones minerales en un mapa topográfico, se pueden observar áreas de baja y alta mineralización, al igual que patrones de variación espacial (Salazar et al., 2023).

5.1.9. Estacionariedad/Continuidad Espacial

Para poner en marcha el formalismo probabilístico, es necesario poder determinar la distribución espacial de la función aleatoria a partir de los datos disponibles sobre la variable regionalizada (etapa de inferencia estadística). Dos razones impiden poder realizar la inferencia estadística en su forma más general: la primera, la variable regionalizada solo es una realización de la función aleatoria; y la segunda, la realización se conoce de manera parcial, en algunos sitios donde existe muestreo Christakos, G. (2016). Para mitigar este problema, se debe aplicar algunas restricciones. La idea de estacionariedad pretende permitir la inferencia estadística, reemplazando la repetición sobre las realizaciones de la función aleatoria (inaccesibles, por disponer solo de una realización) por una repetición en el espacio: los valores de las diferentes regiones del campo presentan las mismas características y pueden considerarse distintas realizaciones del mismo proceso aleatorio. Desde el punto de vista matemático, la hipótesis de estacionalidad consiste en postular que la distribución espacial en función aleatoria es invariante por traslación, es decir, que las propiedades de un conjunto de datos no dependen de su posición absoluta en el espacio, sino solamente de sus posiciones relativas (Tzeng, Chen, & Huang, 2022; Emery, 2007).

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

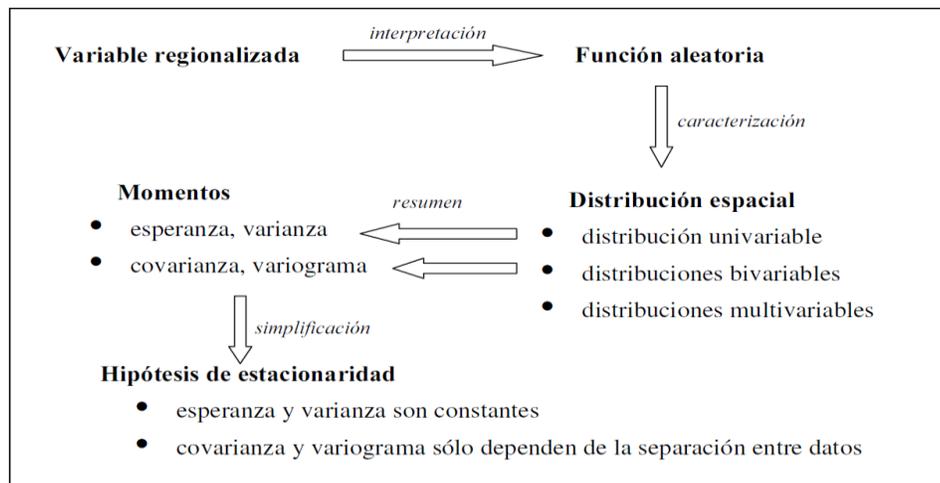


Ilustración 5. Esquema de los conceptos e hipótesis de soporte del modelo geoestadístico. (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile, 2007).

5.1.10. Desagrupamiento (Declustering)

Las técnicas de desagrupamiento asignan un peso a cada dato basado en su cercanía a los datos circundantes. Estas ponderaciones son valores positivos que suman 1. En lugar de asignar a todos los datos el mismo peso, se utilizan ponderaciones variables según la proximidad. Por ejemplo, el método de desintegración poligonal asigna pesos proporcionales al área o volumen de interés de cada muestra.

Estudios han demostrado que este enfoque es efectivo cuando los límites del área de interés están bien definidos y la diferencia entre los mayores y menores pesos es relativamente pequeña, idealmente menor que 10 a 1. Una técnica comúnmente utilizada es la del vecino más cercano, que asigna el dato más cercano a cada bloque en una cuadrícula regular. Esta técnica se emplea especialmente en la estimación de recursos minerales. (Kodong, Abdollah, & Othman, 2019; Bargawa & Tobing, 2020; Zhao et al., 2022; Hong & Oh, 2021).

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

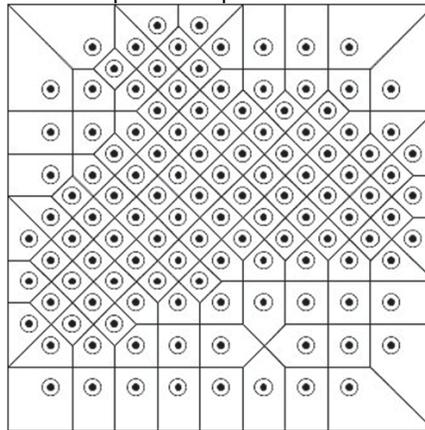


Ilustración 6. Un ejemplo de 122 muestras con sus áreas poligonales de influencia. (Rossi M & Deutsch, 2014).

Desagrupamiento por celdas

Supongamos que queremos estimar la concentración de un mineral en un área de interés minero dividida en una cuadrícula de celdas. Si tenemos 10 celdas ocupadas con un total de 50 datos distribuidos en ellas, el peso asignado a cada dato dependerá del número de datos en cada celda ocupada L_o . Si una celda tiene 5 datos, cada uno de esos datos tendrá un peso de $1/5$ o 0.2. Si otra celda tiene 10 n_l datos, cada dato tendrá un peso de $1/10$ o 0.1. Y así sucesivamente para todas las celdas ocupadas en la cuadrícula.

$$w_i = \frac{1}{n_l \cdot L_o}$$

Ecuación 1 (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile, 2007).

Los pesos mayores que cero suman 1. Cada celda ocupada le asigna el mismo peso. Una celda vacía no recibe peso.

Este procedimiento es muy utilizado en el método de inverso de la distancia principalmente en zonas donde hay un agrupamiento de muestras. Wackernagel, H. (2003)

5.1.11. Geoestadística

La Geoestadística se centra en los conjuntos de datos de la superficie terrestre, conocidos también como datos espaciales o espacio-temporales. Se aplica en la actualidad en diversas disciplinas geográficas como la hidrología, la ecología del paisaje, la pedología, la climatología, entre otras; no solo se aplica en diversas ramas de la geografía, sino también en otras ciencias tales como la oceanografía, la geoquímica, la geología del petróleo, la hidrogeología, la geometalurgia, la silvicultura y la agricultura. Una definición de Geoestadística fue acuñada por el propio Matheron en términos de su propósito, definiéndola como la aplicación de la teoría de las variables regionalizadas a la estimación de depósitos minerales y de manera más general a cualquier fenómeno que exhiba dependencia espacial de un atributo dado (Renard et al., 2023; Guignard, 2023).

5.1.12. Análisis Variografico

El objetivo del análisis variografico es describir las principales propiedades de la distribución espacial de la variable regionalizada en estudio, más allá de un simple reporte de valores. Los valores de una variable regionalizada no son independientes en el sentido que un valor estimado en un sitio proporciona información sobre los valores de los sitios vecinos. En la interpretación probabilística de la variable regionalizada, esta noción intuitiva de dependencia está descrita por la distribución espacial de la función aleatoria, que modela la manera como se relacionan los valores en distintos sitios por una distribución de probabilidad multivariable. De este modo es importante estudiar el que tan rápido o lento se pierde esta correlación al aumentar la distancia de separación entre dos puntos. Para desarrollar este estudio se utiliza una función llamada variograma (que equivale a desarrollar la función de covarianza de los datos espaciales), que es una forma analítica de expresar la variabilidad espacial de los valores que toma la variable en estudio (Osorio 2015).

5.1.13. 1 Variograma experimental

El variograma experimental no es una función como tal, es una relación entre una serie de valores. De esta forma el variograma experimental se define como el momento de inercia de la nube de correlación diferida, que mide la distancia cuadrática promedio entre los puntos en una dirección particular (Osorio 2015).

$$\hat{\gamma}(\mathbf{h}) = \frac{1}{2|N(\mathbf{h})|} \sum_{N(\mathbf{h})} [z(\mathbf{x}_\alpha) - z(\mathbf{x}_\beta)]^2$$

Ecuación 2 (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile, 2007).

Donde:

- α : es el punto Inicial de los pares de puntos
- β : es el punto final de los pares de puntos
- N: es el número de pares contenidos
- h: es la distancia entre los pares de puntos

Si los datos están distribuidos de forma irregular, el número de pares (N) que interviene en el cálculo del variograma para una distancia h, es muy pequeño, entonces la forma presenta un aspecto muy errático. Las tolerancias en el cálculo sobre las distancias y las direcciones son necesarias en este variograma. Chiles, J. P., & Delfiner, P. (2012)

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

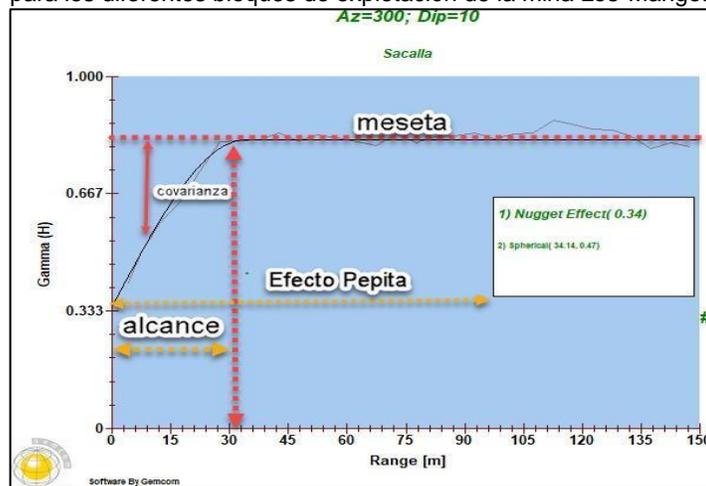


Ilustración 7 .Imagen de un variograma con sus distintos componentes. (Osorio 2015).

5.1.13.2. Variograma teórico

El variograma experimental no puede utilizarse directamente. Por una parte, solo está definido para ciertas distancias y tolerancias, por lo que es incompleto, por otra parte, está sujeto a ciertas aproximaciones, debido al número limitado de datos y a los parámetros de tolerancia empleados en el cálculo. Para remediar esta situación, se requiere ajustar un modelo teórico al variograma experimental. Esta etapa se constituye en la etapa fundamental de todo estudio Geoestadístico, donde se puede interpretar la continuidad espacial de la variable en estudio. Cressie, N. A. C. (1993).

Según el comportamiento del variograma, se pueden interpretar algunas cosas; por ejemplo, mientras más regular es la variable en el origen, más regular es la variable regionalizada en el espacio y de esta forma se pueden distinguir tres tipos de comportamiento para el variograma en el origen:

- **Parabólico:** Corresponde a una variable regionalizada muy regular en el espacio.
- **Lineal:** Corresponde a una variable regionalizada continua, pero no tan regular.
- **Discontinuo:** una variable regionalizada más errática, con discontinuidades en la distribución espacial de los valores. La desemejanza entre dos datos cercanos no es despreciable y los valores medidos varían a una escala muy pequeña y su continuidad no es perceptible. Este efecto se conoce como efecto pepita, común en depósitos de oro. Journel, A. G., & Huijbregts, C. J. (1978).

Muy frecuentemente el variograma crece a partir del origen y se estabiliza, a partir de una distancia “alcance” en torno a una “meseta” y en este caso la meseta es igual a la varianza a priori. En este caso dos variables estarán relacionadas por longitud del vector de separación, es decir, la distancia entre las muestras es menor al alcance y se puede interpretar como la zona de influencia. Wackernagel, H. (2003). **(Error! Reference source not found.)**

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

Los principales modelos de variogramas teóricos que cumplen la característica anterior mencionada son:

Modelo Efecto Pepita: en este modelo se alcanza de inmediato la meseta y hay total ausencia de correlación espacial, de este modo la Geoestadística aplica todos los conceptos de la estadística clásica. **Error! Reference source not found.**

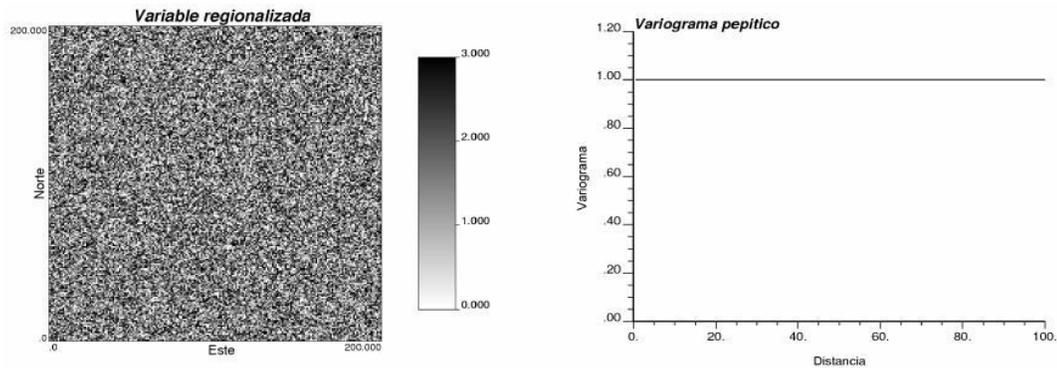


Ilustración 8 Modelo efecto pepita total. (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile,2007).

Modelo Esférico

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} C \left\{ \frac{3}{2} \frac{|\mathbf{h}|}{a} - \frac{1}{2} \left(\frac{|\mathbf{h}|}{a} \right)^3 \right\} & \text{si } |\mathbf{h}| \leq a \\ C & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

Ecuación 3. (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile,2007).

Es un modelo que muestra una variable regionalizada continua. **Error! Reference source not found.**

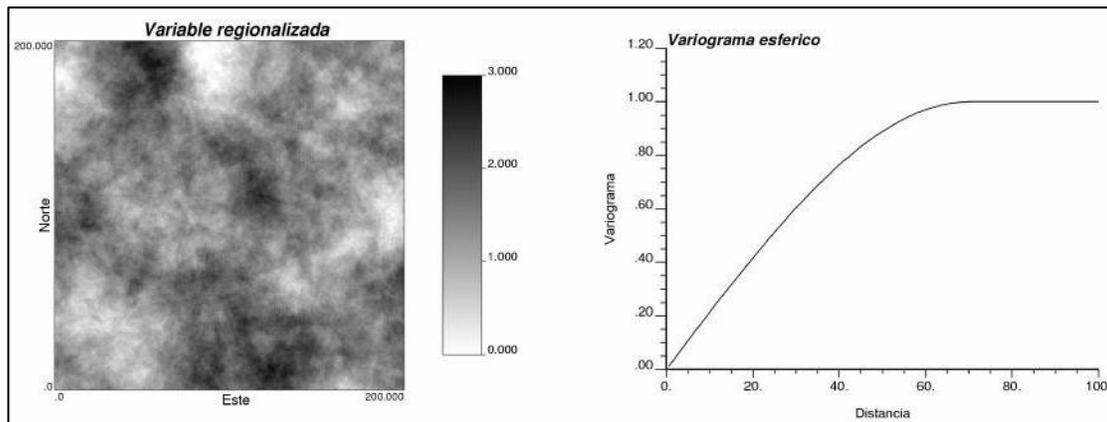


Ilustración 9 Modelo esférico. (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile,2007).

Modelo Exponencial

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

El variograma exponencial de alcance y meseta se define

$$\gamma(\mathbf{h})=C\left\{1-\exp\left(-\frac{|\mathbf{h}|}{a}\right)\right\}$$

Ecuación 4. (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile,2007).

Para este modelo la meseta se alcanza asintóticamente y se puede considerar 3 veces el alcance. **Error! Reference source not found.**

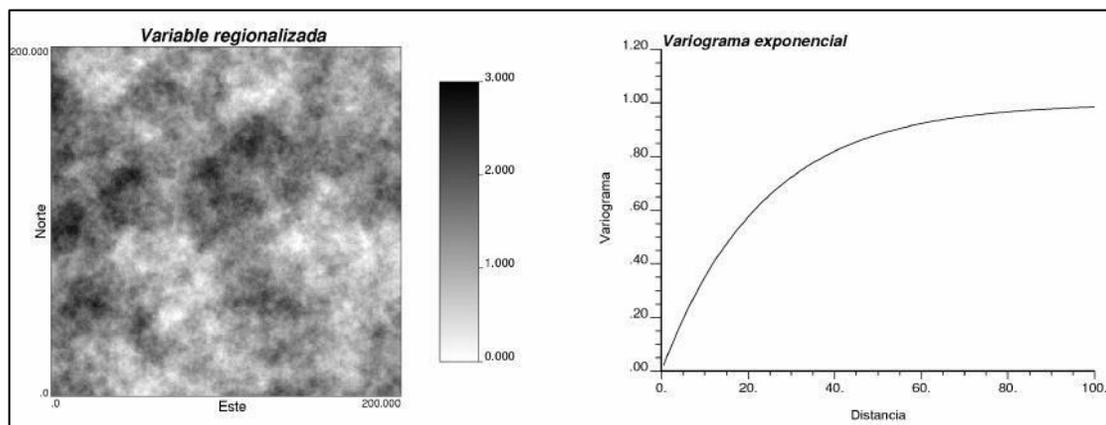


Ilustración 10 Modelo exponencial. (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile,2007).

5.1.14. Geoestadística No Lineal

La estimación en Geoestadística por el Krigeaje, como todo proceso de interpolación, ofrece una imagen suave o lisa de la realidad. Existen aplicaciones en las que interesa algo más que simplemente obtener valores aproximados a una realidad desconocida, es decir, resultaría útil una representación que pueda sustituir la realidad. Con tal intención se propone la Simulación Geoestadística, a través de la cual se obtienen realizaciones con igual comportamiento espacial que la información observada en las localizaciones muestreadas. Esto da la posibilidad de sustituir un yacimiento real por uno simulado y realizar estudio de simulación de explotación (Karami et al., 2021; Musafér et al., 2021).

5.1.15. Estimación local

El objetivo es estimar el valor desconocido de una variable regionalizada en un sitio dado del espacio, o el valor promedio de esta variable en un bloque, utilizando para ello los datos disponibles alrededor de este sitio o bloque. Tradicionalmente, la estimación considera la configuración geométrica de los datos (datos cercanos contienen información redundante) y su distancia con respecto al sitio

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos a estimar. Las técnicas geoestadísticas permiten tomar en cuenta las características de correlación espacial de la variable, mediante su variograma (Webster & Oliver, 2001; Reese, 2001; Felder, 2011; Mälicke, 2021).

A continuación, hacemos referencia a los métodos más utilizados en la industria:

- **Estimador del más cercano vecino (NN)**

Asigna el valor del dato más cercano al sitio a estimar. En este caso se trata del dato ubicado en C. **Error! Reference source not found.**

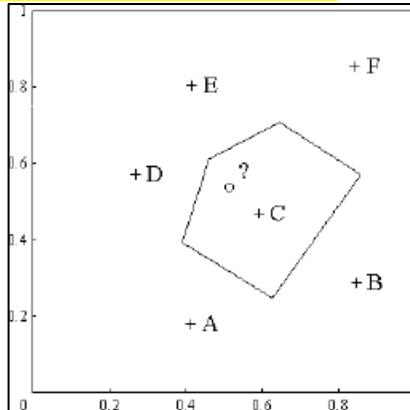


Ilustración 11 Ejemplo de estimación local por método vecino más cercano. (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile, 2007).

El dato más cercano apantalla a todos los otros datos, luego el estimador omite gran parte de la información., al estimar todos los puntos del dominio, se obtiene una interpolación constante en los polígonos de influencia de los datos.

- **Inverso de la distancia (IDW)**

El IDW son un grupo de métodos que consideran la media ponderada, dan lugar a especie de estimación suavizada de los datos originales. Los métodos del inverso de la distancia se basan en calcular los valores ponderados de las muestras en función de la distancia al punto de interés.

Asigna a cada dato una ponderación inversamente proporcional a (una potencia de) su distancia al sitio a estimar.

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

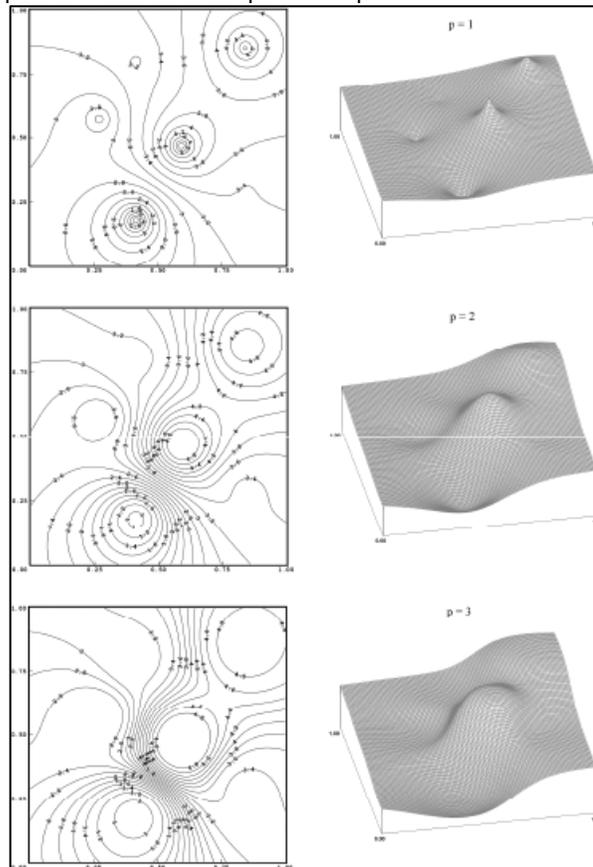


Ilustración 12. Ejemplo de estimación local por método inverso de la distancia donde se puede observar 3 ejercicios con potencias 1,2 y 3. (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile,2007).

- **Interpolación con Kriging**

Calcular la precisión de un interpolador no es algo inherente a la variable regionalizada, sino que se basa en un modelo probabilístico. La idea es ver el error como o una variable aleatoria e imponerle ciertas condiciones, Este enfoque difiere a los interpoladores tradicionales, que se formulan netamente en un contexto determinístico. por ejemplo:

- Su esperanza es nula
- Su varianza es pequeña

El kriging es un interpolador baricentrico, basado en el modelo de función aleatoria, en donde se determina la ponderación de los datos según su distancia al sitio a estimar, la agrupación de datos y continuidad espacial, agregando mayor peso a los datos cercanos cuando el variograma es muy regular, así mismo divide la ponderación entre los datos si estos presentan efecto pepita, es necesario recalcar que en el caso de anisotropía, le da mayor importancia a los datos ubicados en la dirección de mayor continuidad (alcance), además este método tiene la capacidad de cuantificar la precisión de la estimación.

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

El sistema de kriging se obtiene al plantear tres restricciones:

Restricción de linealidad

Sea $z(x)$ la variable regionalizada en estudio, $\{x_\alpha, \alpha = 1 \dots n\}$ los sitios con datos y x_0 el sitio que se busca estimar:

La primera restricción consiste en escribir el estimador como una combinación lineal ponderada de los datos con el objetivo de buscar los ponderadores $\{\lambda_\alpha, \alpha = 1 \dots n\}$ y el coeficiente a , en otras palabras, es una restricción de insesgo.

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

Ecuación 5 (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile, 2007).

En el modelo probabilístico, el error cometido debe tener una esperanza nula:

$$E[Z^*(\mathbf{x}_0) - Z(\mathbf{x}_0)] = 0$$

Ecuación 6 (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile, 2007).

El estimador no tiende a sobreestimar o subestimar el valor real desconocido.

- **Kriging simple (KS)**

El objetivo del Kriging es determinar el conjunto de ponderaciones óptimas para minimizar la varianza del error esperada, considerando un estimador lineal:

$$\begin{aligned} Z^*(\mathbf{u}) &= \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot [z(\mathbf{u}_i) - m] + m \\ &= \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot z(\mathbf{u}_i) + \left[1 - \sum_{i=1}^n \lambda_i(\mathbf{u}_i)\right] \cdot m \end{aligned}$$

Ecuación 7 (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile, 2007).

Donde $z(\mathbf{u}_i)$ son los valores de los datos y $Z^*(\mathbf{u})$ es la estimación. La media constante m se supone que es conocida y estacionaria (ubicación independiente). En este caso, el estimador es insesgado por definición, la estimación se realiza en efecto sobre los valores de datos residuales. La media m conocida se resta de los valores de los datos y se vuelve a sumar después de que se hayan estimados los residuos. El error de estimación se expresa entonces como una combinación lineal de los residuos $Y^*KS(\mathbf{u}) - Y(\mathbf{u})$.

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

- **Kriging ordinario**

El considerar el valor de la media como desconocido permite generalizar el estimador a situaciones donde esta media no es constante en el campo, la media puede variar de una región a otra del espacio, siempre que sea aproximadamente constante en cada vecindad de kriging.

Restricción de linealidad

La estimación en un sitio x_0 se escribe como una combinación lineal ponderada de los datos circundantes, ubicados en los sitios $\{x_\alpha, \alpha = 1 \dots n\}$:

$$z^*(x_0) = a + \sum_{\alpha=1}^n \lambda_\alpha z(x_\alpha)$$

Ecuación 8. (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile, 2007).

Restricción de insesgo

La esperanza del error de estimación:

$$\begin{aligned} E[Z^*(x_0) - Z(x_0)] &= a + \sum_{\alpha=1}^n \lambda_\alpha E[Z(x_\alpha)] - E[Z(x_0)] \\ &= a + \left[\sum_{\alpha=1}^n \lambda_\alpha - 1 \right] m \end{aligned}$$

Ecuación 9 (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile, 2007).

Siendo m desconocida, la única alternativa es plantear

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

Ecuación 10 (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile, 2007).

Sistema de ecuaciones finales

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{\alpha=1}^n \lambda_\alpha = 1 \\ a = 0 \end{array} \right\} \text{ insesgo}$$

$$\forall \alpha = 1 \dots n, \sum_{\beta=1}^n \lambda_\beta \underbrace{\gamma(x_\alpha - x_\beta)}_{\text{mide las redundancias entre datos}} - \mu = \underbrace{\gamma(x_\alpha - x_0)}_{\text{mide la influencia de los datos sobre el valor a estimar}}$$

Ecuación 11. (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile, 2007).

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

El valor mínimo de la varianza del error de estimación se llama varianza de kriging ordinario:

$$\sigma_{\text{KO}}^2(\mathbf{x}_0) = \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} \gamma(\mathbf{x}_{\alpha} - \mathbf{x}_0) - \mu$$

Ecuación 12 (apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile,2007).

Validación cruzada

La validación cruzada se utiliza para verificar la adecuación entre los datos y los parámetros seleccionados, con respecto al modelo del variograma y la vecindad del Kriging, la idea es estimar sucesivamente, mediante Kriging, cada dato existente considerando los datos circundantes, de esta manera se puede calcular el error de estimación en cada sitio muestreado y realizar un análisis estadístico de los errores.

Para tener validez la validación cruzada debe procurar obtener buenos resultados en al menos dos de los siguientes criterios:

- Las medias de los errores y los errores estandarizados deben ser cercanos a cero.
- La varianza de los errores, que mide la precisión del estimador debe ser mínima.
- La varianza de los errores estandarizados debe ser cercana a 1.
- El coeficiente de correlación entre los valores estimados y los valores de los datos debe ser lo más cercano a 1.
- El número de datos mal estimados debe mantenerse al mínimo, para fijar las ideas, este número se puede considerar satisfactorio si representa menos del 5% del total de los datos. (Osorio 2015).

5.1.16. Simulación no condicional

El objetivo es generar realizaciones de una función aleatoria a partir de cada variable regionalizada, pero sin estar condicionada a los datos. Por lo tanto, aunque intenta reproducir la variabilidad de la variable Regionalizada (histograma, variograma), pero sin interpolar los datos reales. (Acevedo,2019).

5.1.17. Simulación condicional

La simulación consiste en reproducir las características de una variable en estudio, a través de la construcción de una variable regionalizada ficticia (Frez,2014). La simulación condicional consiste en construir una realización que posee el mismo histograma, por consiguiente la misma ley media y la misma varianza, el mismo variograma que los datos disponibles, además de estar condicionada por los datos experimentales $z(x_1)$, $z(x_2)$, . . . , $z(x_N)$. Es decir, donde existen datos, la simulación y realidad deben coincidir. (La simulación

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos condicional en un depósito Minero. Alfaro y otros 2015). **Error! Reference source not found.**

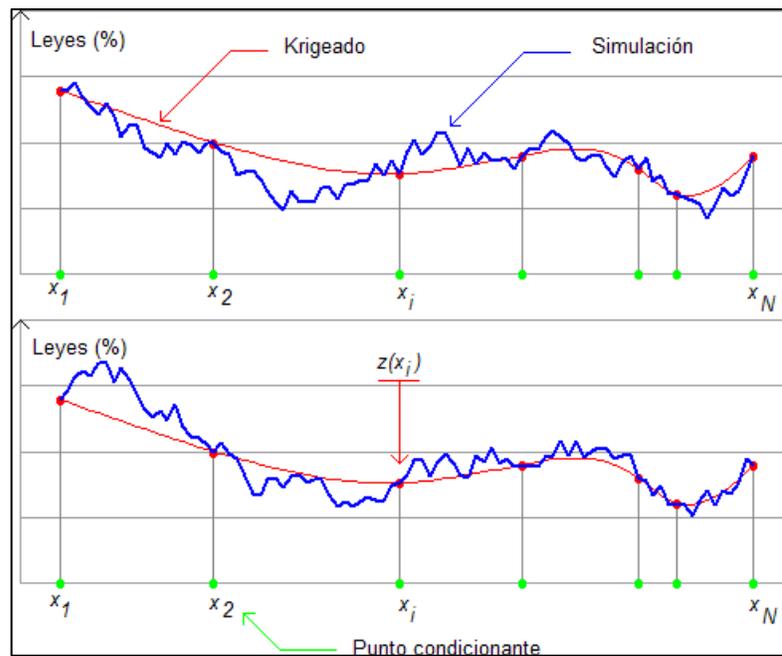


Ilustración 13 Dos simulaciones condicionales en el espacio de una dimensión. (Alfaro y otros 2015).

5.1.18. Métodos de Simulación

Existen numerosos procesos probabilísticos (llamados también, métodos de Montecarlo) para generar realizaciones de funciones aleatorias que tienen un variograma dado.

En resumen, estos son algunos métodos:

- Método del análisis armónico.
- Método de las medias móviles.
- Método de las líneas rotantes.
- Método gaussiano secuencial.
- Método Multigaussino

5.1.19. Método de medias móviles

Este método consiste en sortear realizaciones independientes w_i de una variable aleatoria W_i , dependiendo de la transformación sea normal o gaussiana, con la esperanza matemática 0 y varianza 1, afectan estos valores en los vértices de una malla regular. Sea F una función.

La simulación entonces:

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

$$Y_i = \sum_k f(kb)w_{i+k}$$

Ecuación 13. Donde la suma puede ser simple, doble o triple; b es el paso de la malla. (La simulación condicional en un depósito Minero. Alfaro y otros 2015).

Es fácil de ver que para cada función F se tiene un variograma diferente.

En la **Error! Reference source not found.** se tiene una grilla muy densa con valores normales con media 0 y varianza 1 (llamada también normal reducida). A cada punto de la grilla se le asocia la suma ponderada siguiente, la cual se realiza sobre todos los puntos que caen dentro de la elipse E:

$$Z(x, y) = \frac{\sum_{(x_i, y_j) \in E} W(x_i, y_j)}{\sqrt{n}}$$

Ecuación 14. Siendo n el número de puntos que caen dentro de la elipse E. Es fácil probar que Z(x, y) también sigue una ley normal reducida. (La simulación condicional en un depósito Minero. Alfaro y otros 2015).

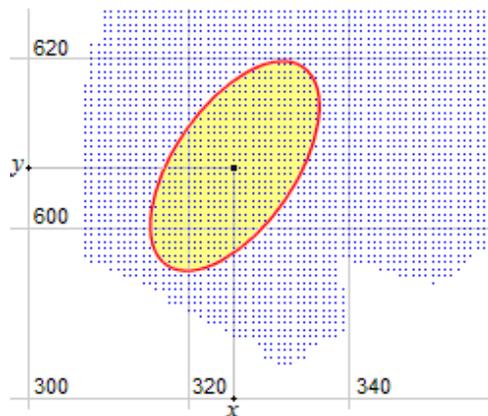
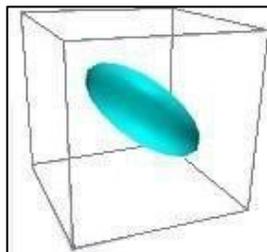


Ilustración 14 Simulación por medias móviles en el espacio de 2 dimensiones. (La simulación condicional en un depósito Minero. Alfaro y otros 2015).

Un caso interesante es cuando F tiene la siguiente expresión, en un espacio 3D:

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \text{ pertenece a una esfera de diámetro } a \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

Luego de simular el variograma en este caso esférico con alcance a, se gira una elipsoide de diámetro a por el interior de un paralelepípedo, el cual está lleno de valores aleatorios independientes $W(i,j,k)$ y se afecta el centro del elipsoide y la suma de los valores W que están en su interior, con la cual se obtienen realizaciones anisotrópicas. **Error! Reference source not found.**



Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

Ilustración 15 El elipsoide proporciona una realización anisótropa (La simulación condicional en un depósito Minero. Alfaro y otros 2015).

5.1.20. Método de las líneas rotantes

Sean K rectas al azar D_i en el espacio, cada recta se caracteriza por un vector unitario e_i , se genera, en cada recta D_i , una realización $Y_i(x)$ de una función aleatoria de una dimensión (mediante el método de las medias móviles) **Error! Reference source not found.** Sea x un punto del espacio. La simulación tridimensional es:

$$Y(x) = \frac{1}{\sqrt{k}} \sum_{i=1}^k Y_i(x \cdot e_i)$$

Ecuación 15. En que $(x \cdot e_i)$ es el producto escalar entre el vector x (de componentes x_1, x_2, x_3) y el vector unitario e_i .

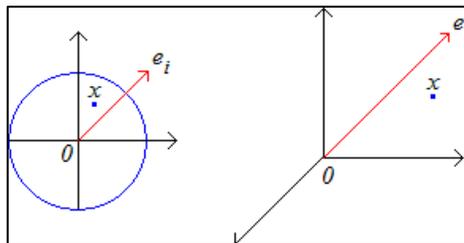


Ilustración 16. Líneas rotantes anisótropa (La simulación condicional en un depósito Minero. Alfaro y otros 2015).

Para tener una buena convergencia, es necesario utilizar por lo menos unas 50 rectas aleatorias en 2 – D y unas 120 rectas aleatorias en 3 – D. También se pueden utilizar rectas uniformemente distribuidas en 2D o 3D. La situación es ligeramente más complicada en 3D (Lantúejoul, 2001).

Se puede demostrar que, para simular mediante líneas rotantes, el variograma esférico debe utilizar en las rectas la función $f(x)$ como se muestra en la siguiente ecuación:

$$f(x) = \begin{cases} x & \text{si } x \in (-b, b) \\ 0 & \text{si } x \notin (-b, b) \end{cases}$$

Para simular el variograma exponencial, hay que utilizar en las rectas la función $f(x)$ siguiente:

$$f(x) = \begin{cases} (1 - ax)e^{-ax} & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases}$$

En resumen, el método consiste en agregar un gran número de simulaciones independientes definidas en líneas abarcando el plano o el espacio, el valor de la simulación en un punto x , es la suma de los valores obtenidos en las proyecciones de x en las distintas trayectorias correspondientes a las simulaciones en una dimensión. (Frez, 2014) **Error! Reference source not found.**

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

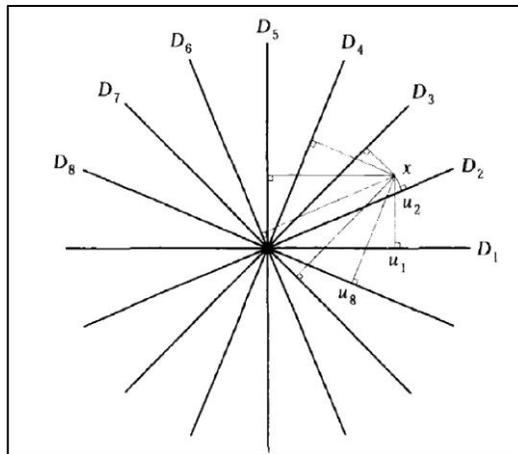


Ilustración 17 Principio de bandas rotantes en 2 dimensiones (Kriging y simulación secuencial de indicadores con proporciones localmente variables, Frez 2014)

5.1.21. Simulación secuencial Gaussiana condicionada

El enfoque secuencial es típicamente aplicado a funciones aleatorias Gaussianas dada la exactitud en términos de reproducir la distribución y la covarianza. La simulación secuencial Gaussiana utiliza este enfoque de simulación secuencial para realizar una simulación condicional a una variable $z(u)$ la cual se modela mediante una variable aleatoria estacionaria $Z(u)$. La incertidumbre se describe localmente en los valores de la variable regionalizada con las distribuciones de probabilidad condicional, teniendo en cuenta los valores cercanos, cuando hay una distancia importante de los datos, la distribución condicional se parece a la no condicional. (Acevedo, 2019). Se debe tener en cuenta que cualquier que sea el enfoque elegido en la simulación, el modelo final debe ser chequeado en el sentido que reproduzcan los datos originales y sus estadísticas específicamente su histograma y su variograma. (Martínez, 2014).

5.1.22. Modelo de Incertidumbre y Transformación Gaussiana (Anamorfosis)

Es un modelo de incertidumbre, que requiere que los datos originales sean transformados, mediante una función de transformación llamada anamorfosis. Esta función transforma el histograma de los datos originales en un histograma con una función de probabilidad gaussiana, es decir, con media igual a 0 y varianza igual a 1. Este modelo caracteriza la incertidumbre en cada punto del espacio por separado. Sin embargo, la distribución local de la variable transformada es una variable gaussiana no estándar, ya que la media y la varianza son iguales a las del kriging simple. Para establecer este modelo multigaussiano se deben probar las siguientes hipótesis:

- **Nubes de correlación diferida:** en las cuales se grafican pares de datos Gaussianos separados a una cierta distancia. Estas nubes deben presentar una forma elipsoidal para distancias de separación menores, y una forma circular para distancias mayores (Mosobalaje, Orodu & Ogbe, 2020).

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

- **Variogramas de indicadores:** existe una relación entre el variograma de un indicador y el variograma de datos gaussianos. Entonces se puede estimar el variograma de indicador teóricamente, y luego comparar con el variograma experimental de indicador (Agou, Pavlides & Hristopulos, 2021).
- **Comparación de Madogramas con variograma:** siendo el Madograma el variograma de orden 1, se tiene una razón de proporcionalidad entre ellos que puede ser verificada (Sowińska-Botor, Mastej & Maćkowski, 2023).

Transformación Gaussiana (Anamorfosis)

La mayoría de las distribuciones univariadas son asimétricas y no son compatibles con un modelo Gaussiano. Una transformación llamada anamorfosis es necesaria para convertirla en una distribución Gaussiana, conviene subrayar que esta transformación deforma el histograma de los datos originales a un gaussiano estándar, es decir media 0 y varianza 1 (Emery, 2007).

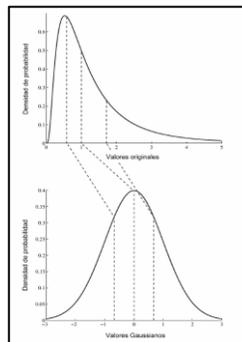


Ilustración 18. Construcción gráfica de la anamorfosis Gaussiana. apuntes de geoestadística. X Emery. U de Chile, 2007).

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

6. Metodología

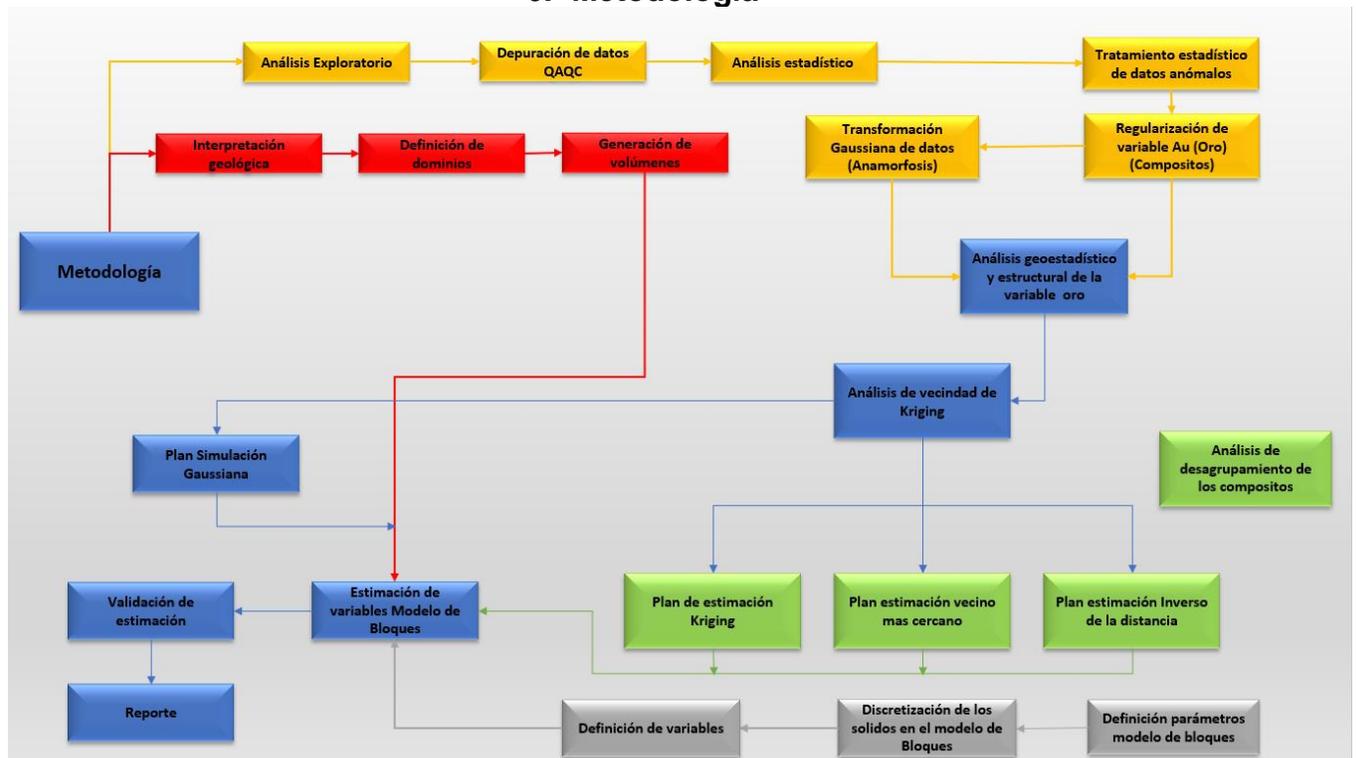


Ilustración 19. Cuadro esquemático metodología. Elaboración propia. No es clara la metodología

6.1. Enfoque metodológico

Este trabajo investigativo es un enfoque cuantitativo de acuerdo con Hernández, Fernández, Baptista (2010), sin perder de vista algunos aspectos cualitativos, ya que el enfoque cuantitativo mide fenómenos y dado que la aparición de valores de oro en una roca está asociado a un fenómeno, la metalogénesis asociada a esa manifestación también lo será, Sumado, Hernández et al. (2010), manifiesta que el enfoque cuantitativo tiene como característica el uso de estadística y prueba de hipótesis. El enfoque cuantitativo incluye características que se conducen en ambientes naturales, como es el caso de este estudio.

La investigación se llevó a cabo mediante la aplicación de metodologías de otros ejercicios similares como se mencionan en los antecedentes.

6.2. Tipo de estudio

Esta investigación es un estudio correlacional de valores de oro en una litología o depósito rocoso de interés económico, obtenidos mediante muestreo de perforaciones y muestras tomadas en las labores mineras.

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

6.3. Diseño de la investigación

Según Hernández et al. (2010), el diseño que pauta esta investigación es fundamentalmente no experimental – transversal, ya que con datos ya existentes se realizara el procedimiento para relacionarlos y plantear una estrategia metodológica para la validación de las estimaciones generadas con métodos tradicionales de la empresa Operadora Minera.

6.4. Análisis exploratorio de datos

6.4.1. Población o unidad de trabajo

El trabajo investigativo se encuentra en zona rural del municipio de Zaragoza, distrito minero del Bagre, en concesiones que pertenecen a la empresa Mineros Operadora SAS, en una de sus operaciones más importantes, Mina Los Mangos.

6.4.2. Muestra y muestreo

Las Muestras que se van a consideradas para el estudio se dividen en dos tipos de muestra, el muestreo de los pozos de exploración, los cuales fueron ejecutados en las diferentes campañas de perforación y muestras de canal extraídas de las diferentes labores mineras desarrolladas como parte del plan de explotación del depósito; es necesario recalcar que la empresa cuenta con todos los estándares y protocolos de calidad, aseguramiento y custodia (QAQC) de las muestras definidos en la industria.

Como parte del trabajo se evaluó los diferentes métodos se generan lo anterior mediante diferentes metodologías que concluyen una precisión y exactitud de los resultados de oro aceptable para ser utilizada dentro de la investigación.

6.4.3. Depuración de datos

De acuerdo con las normas Canadienses National Instrument 43-101- Estándar de declaración para proyectos minerales las bases de datos utilizadas cuentan con un correcto procedimiento de toma, custodia y procesamiento de estas muestras.

Se realizo un análisis de depuración siguiendo metodologías estándar en la industria sobre cada una de las tablas que componen la base de datos, para una mayor claridad, a continuación, se explica paso a paso la limpieza de los datos:

6.4.4. Collar

Esta tabla contiene información espacial precisa (medido con equipos topográficos) de todos los pozos y muestras utilizados para la investigación, es necesario recalcar que esta tabla contiene atributos que funcionan como llave principal como es el nombre del pozo, además contiene información de ubicación

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos (coordenadas Norte, Este y altura), longitud total e información general acerca del lugar donde se perforo.

Hay aspectos claves que se deben revisar para obtener una tabla de collar optima, el primer punto es asegurarse de que todos los datos estén completos, no se presenten campos en los atributos sin datos o errores, el ejemplo más claro es observar un pozo sin alguna de sus 3 coordenadas. (Anexo 1)

6.4.5. Survey (desviación de pozos)

Uno de los inconvenientes de realizar trabajos de perforación especialmente cuando son de gran longitud es la desviación que presentan con respecto a la trayectoria diseñada inicialmente para llegar al objetivo en profundidad debido a aspectos operacionales; en la industria se cuenta con equipos que pueden medir esta desviación, para este caso se usó el sistema topográfico giroscópico de alta velocidad en todos los ángulos y disparos múltiples, el cual cuantifica cualquier alteración direccional a la que se someta el dispositivo a medida que avanza por medio del orificio de perforación. Esta información cobra mucha relevancia al momento de generar los modelos de los diferentes dominios litológicos, ya que genera mayor precisión espacial. En este caso, la depuración de estos datos se enfoca en revisar que los registros sean coherentes según la frecuencia en la toma de lectura, y que cada pozo registrado esté en la tabla collar.

6.4.6. Assay (ensayos de valores de oro)

Para la investigación es muy importante que la información contenida en este fichero sea de alta calidad, buscar errores de formato, celdas vacías, mínimos estandarizados según los límites de detección del laboratorio, identificación única de cada muestra y su nombre de pozo en la tabla principal (collar), en segunda instancia, la superposición de intervalos de muestreo es un error común por la transcripción de información que deben corregirse según el análisis litológico.

6.4.7. Litología

La información litológica es registrada de acuerdo con el análisis de los geólogos, el objetivo es identificar y definir las zonas de importancia económica, para este caso, las zonas con contenido de oro importante, al igual que en la tabla assay, el chequeo se hace sobre los intervalos evitando la superposición de intervalos, los formatos de los campos, además se deben poner atención a los códigos definidos para cada litología, dado que en algunos casos, se presentan varias litologías y deben ser agrupadas correctamente para facilitar la interpretación de los dominios.

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

Tabla	Variables	Descripcion
Collar	Hole_Id	Nombre del pozo o canal
	East	coordenadas en la coordenada X
	North	coordenadas en la coordenada Y
	Elevation	Elevacion sobre el nivel del mar
	Max_Depth	Profundidad del pozo o largo del canal
Survey	Hole_Id	Nombre del pozo o canal la cual es llave principal con la tabla collar
	Profundidad	Profundidad a la que se tomo la medida de desviacion o largo de el canal de muestreo
	Inclinacion	Inclinacion medida en cada lectura o inclinacion del canal
	Azimuth	direccion hacia donde va el pozo o canal
Assay	Hole_Id	Nombre del pozo o canal la cual es llave principal con la tabla collar
	From	Inicio de intervalo de muestreo
	To	Final de intervalo de muestreo
	Block	Bloque de falla al que pertenece la muestra
	sample	Tipo de muestra, DH si es muestra de pozo o CH si es muestra de canal
	AU	Valores de Au
	Lentgth	longitud de la muestra
	TW	longitud de la muestra corregida
	ac35s	Valores de Au del bloque 35Sur lca capeado
	aucap170	Valores de Au del bloque 35Sur 170N capeado
	aucap440	Valores de Au del bloque 170N 440N capeado
	aucapsp	Valores de Au del bloque San Pedro capeado
	aucamg	Valores de Au del bloque Mangos capeado
aucm900	Valores de Au del bloque 900 capeado	
Lito	Hole_id	Nombre del pozo o canal la cual es llave principal con la tabla collar
	From	Inicio de intervalo de logueo geologico
	To	Final de intervalo de loegueo geologico
	Codigo	Codigo de agrupamiento para la litologia, 0= Saprolito 1= Veta 2= mezcla de veta y roca cizallada 3= roca Cizallada
	rock	tipo de roca
	grupo	Agrupamiento de lito
	selecc	selección para modelamiento

Tabla 1.Composición de la base de datos.

6.4.8. Análisis estadístico (Análisis exploratorio de datos)

El análisis exploratorio de datos es un proceso integral que tiene como objetivo comprender la estructura y comportamiento de los datos a través de diversas técnicas estadísticas y gráficas. Busca identificar patrones, tendencias y características clave de los datos para obtener una descripción completa y significativa de los mismos. En esencia, el análisis exploratorio de datos permite una comprensión profunda de la información disponible, tanto en términos cuantitativos como cualitativos, lo que facilita la toma de decisiones informadas y la generación de hipótesis para investigaciones posteriores.

Para el caso específico del estudio de la variable oro, el análisis univariado se centra en examinar las estadísticas descriptivas de esta variable, proporcionando información detallada sobre su distribución, tendencia central, dispersión y forma. Este enfoque ayuda a entender mejor la naturaleza y el comportamiento del oro en el contexto del estudio, lo que puede ser fundamental para la toma de decisiones en la industria minera u otros campos relacionados.

:

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

Points:	13143
Mean:	6.50
Std Dev:	21.81
Variance:	475.69
CV:	3.36
Skewness:	12.41
Kurtosis:	252.60
Maximum:	723.68
75%:	4.33
50% (median):	0.97
25%:	0.13
Minimum:	0.00

Tabla 2. Estadística descriptiva de los valores de oro usada para la estimación.

De acuerdo con la Tabla 2, se puede observar una alta dispersión de los datos en relación con la media, lo cual se refleja en el coeficiente de variación elevado. Esto sugiere que existe una considerable variabilidad en los valores de la variable analizada en comparación con su valor medio, este es un típico comportamiento en este tipo de depósitos. Davis, J. C. (2002).

6.5. Interpretación geológica

6.5.1. Interpretación geológica, definición de dominios y generación de volúmenes

A partir de la información de litología extraída de los núcleos de perforación y de los muestreos sistemáticos de las labores de desarrollo y explotación en la mina, se generan los dominios litológicos (sólidos) en base a la interpretación de los geólogos. Para facilitar la selección de los interceptos, se agruparon todas las rocas clasificadas en 4 grupos:

Codigo	Litologia
0	Saprolito
1	Veta
2	Veta - Roca Cizalla
3	Roca Cizallada

Tabla 3. Grupos litológicos definidos.

Para realizar el modelo se utilizó el programa Leapfrog Geo, el cual utiliza un algoritmo de triangulación implícito que genera puntos en el techo y la base en los interceptos seleccionados para cada dominio, además genera triangulaciones con base a estos puntos, como resultado final se obtienen volúmenes de los sólidos.

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

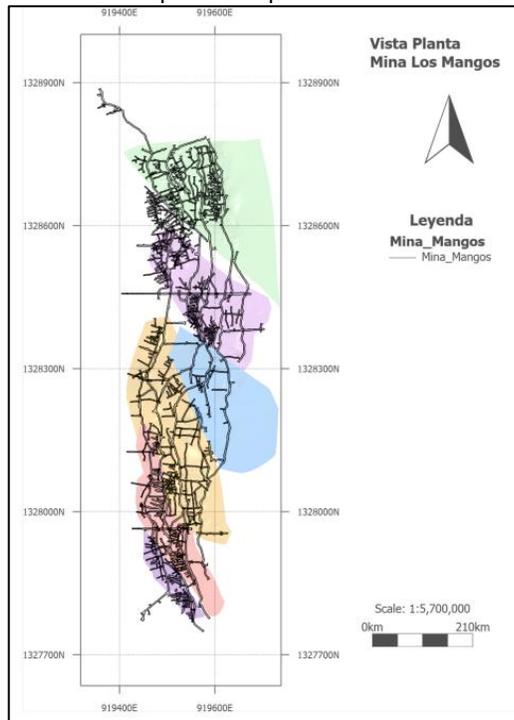


Ilustración 20 Vista en planta de la mina los Mangos. Fuente propia.

6.5.2. Tratamiento estadístico de datos anómalos

Los valores muy bajos o altos pueden influir mucho en las estadísticas generales de la población, si se observa que estos valores erróneos, se deben retirar, en cuanto a los valores extremos válidos, existen diferentes formas de tratarlos, (1) clasificando estos valores y trabajar con ellos de manera diferente o (2) usando estadísticas robustas, menos sensitivas a estos datos.

Para este caso de estudio, se tomaron los valores considerados extremos y con base a la curva de probabilidad se define un valor máximo que no afecte las estadísticas básicas y se transforman (capping); este procedimiento se hizo con los valores de oro contenidos en cada dominio o bloque de falla y por el tipo de muestra (CH si es para muestra de canal o DH si es tomada de pozos).

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

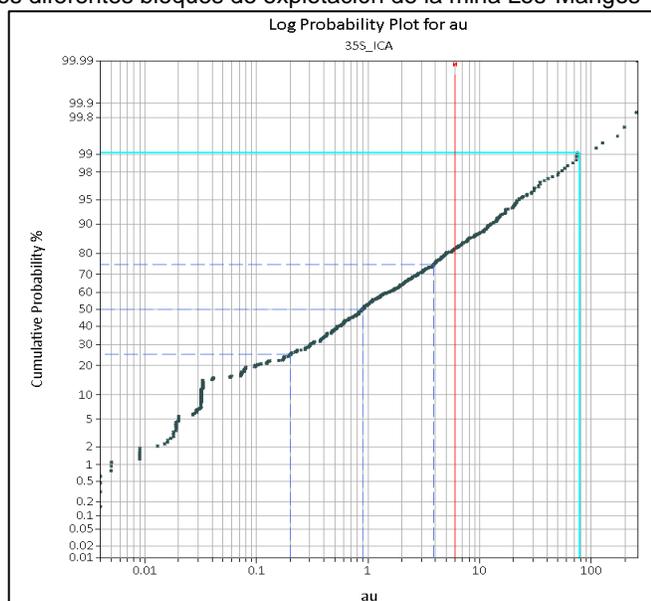


Ilustración 21 Gráfico de probabilidad de los valores del bloque 35S_ ICA.

La Ilustración 23 muestra la grafica de probabilidad para el dominio 35S_ICA observando un poca probailidad de ocurrencia de los valores mayores de 100 ppm de Au, por lo tanto se decide convertir las muestras por encima de este umbral a limite observado.

Otro método utilizado para definir cómo tratar los datos anómalos el análisis de deciles propuesto por Parrish (1997), el objetivo es observar la cantidad de metal dentro de los deciles de la distribución de las muestras. Se calcula el contenido total de metal para cada decil y el porcentaje del contenido, sugiriendo que el decil superior contiene más del 40% del metal, o si contiene más del doble en el 80% y 90%, entonces se puede justificar la limitación de los valores, seguido, se analiza el ultimo decil dividiendo este en percentiles. Si el percentil superior tiene más del 10% del contenido de metal, se selecciona un umbral máximo. El umbral se selecciona reduciendo todas las muestras desde los percentiles de alto contenido de metal hasta el percentil por debajo del cual la cantidad de metal no supere el 10% en total.(Lucy 2005)

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

Project Title: Cap_Mangos						
Decile Analysis (Parrish, 1997)					Run Desc: MANGOS_900	
Decile	Count	Average	Min	Max	Metal	%Total
0 - 10	286	0.044	0.02	0.10	6.8526	0.0%
10 - 20	285	0.212	0.10	0.34	36.6640	0.2%
20 - 30	290	0.530	0.34	0.71	89.7925	0.6%
30 - 40	286	0.924	0.71	1.13	154.7135	1.0%
40 - 50	290	1.509	1.13	1.93	261.9387	1.6%
50 - 60	287	2.469	1.93	3.01	439.3440	2.7%
60 - 70	287	3.878	3.01	5.00	676.9871	4.2%
70 - 80	290	6.632	5.00	8.68	1166.8163	7.2%
80 - 90	288	12.827	8.70	18.80	2283.6391	14.2%
90 - 100	287	60.000	18.84	723.68	11025.6711	68.4%
90 - 91	29	19.989	18.84	21.44	344.5924	2.1%
91 - 92	30	22.684	21.44	24.26	414.2261	2.6%
92 - 93	30	26.213	24.26	27.78	509.8623	3.2%
93 - 94	29	29.458	27.78	31.21	486.0510	3.0%
94 - 95	29	33.521	31.21	35.80	666.9629	4.1%
95 - 96	31	38.225	35.80	42.31	723.0577	4.5%
96 - 97	29	47.091	42.31	51.83	794.3853	4.9%
97 - 98	30	58.903	51.83	64.81	1053.8891	6.5%
98 - 99	30	77.812	64.81	90.80	1491.0249	9.2%
99 - 100	29	219.365	90.80	723.68	4589.9853	28.5%

Mapping Result			
Condition A:	TRUE	Top decile contains > 40% of the total metal in deposit	
Condition B:	TRUE	Top decile contains 2X metal of next decile	
Condition C:	TRUE	Top percentile contains >10% of the total metal	
Condition D:	FALSE	Top and next percentile each contain >10% of the total metal	
Indicated Cap Value:	90.8	ppm	
Data Source=			
			0

Unweighted	Raw	Cap	Metal Removal
Mean	8.59	7.36	
CV	3.26	2.03	
Metal	16128.66	13438.66	16.7%

Ilustración 22 Método de análisis de deciles (Parrish, 1997) para las muestras contenidas dentro del dominio Bloque Mangos-900.

En la Ilustración anterior, se presenta el análisis de deciles para el bloque Mangos. Según las condiciones establecidas por la metodología anterior, se ha determinado que el valor umbral es de 90.8 ppm. Esto implica que aproximadamente un 17% del metal ha sido removido para este dominio.

6.5.3. Regulación de la variable oro.

Los valores originales del oro en las bases de datos de muestras normalmente son promediados por una longitud definida, esto se le conoce como composición. Pero la regularización de los datos o soporte y la corrección por muestreos incompletos no es necesario para estimar recursos, pero la regularización de los datos hace que se lleve a cabo en la mayoría de los casos.

6.5.4. Transformación Gaussiana de los datos (Anamorfosis).

Debido al Kriging seleccionado para establecer los parámetros de la distribución condicional en este caso el Kriging simple, se debe hacer una transformación de los compositos para que su media sea constante, de igual manera, en un modelo de simulación probabilística condicional debe estar en un espacio gaussiano, es decir que la población de los datos debe tener media 0 y desviación estándar 1.

6.5.5. Definición y creación de los parámetros del Modelo de bloques

En minería, los modelos de bloques son una herramienta esencial que

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

permite interpolar la cantidad y calidad de los recursos minerales basados en la discretización del yacimiento en bloques de un tamaño determinado y la asignación de valores de parámetros geológicos y de ingeniería de cada bloque. A continuación, se describen los diferentes parámetros utilizados en el proyecto:

Domain	Azimuth	Dip	Plunge	No bloques	Origen			Tamaño Bloque		
					X	Y	Z	X	Y	Z
35sur_lca	90	0	0	998,016	919,387	1,327,741	-50	2	2	2
35sur_170n	90	0	0	4,918,400	919,339	1,327,710	-103	2	2	2
170_440	90	0	0	12,532,352	919,278	1,327,711	-128	2	2	2
440_SP	90	0	0	5,883,520	919,496	1,327,780	-187	2	2	2
Mangos	90	0	0	15,358,650	919,346	1,328,128	-233	2	2	2
Mangos_900	90	0	0	15,358,650	919,346	1,328,128	-233	2	2	2

Tabla 4. Definición de los modelos de bloques.

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

Variables	Default	Type	Description
au_id	-99.0	float	Inverso de la distancia
au_ok	-99.0	float	Kriging Ordinario
au_nn	-99.0	float	Vecino mas cercano
domain	-99.0	integer	Bloque de veta Mangos
ke	-99.0	float	Eficiencia del Kriging
kso	-99.0	float	Sesgo de la Pendiente
kv	-99.0	float	Varianza del kriging
kns	-99.0	float	Numero de muestras
kdis	-99.0	float	Distancia a la muestra mas cercana
pass	0	byte	Pasada
pass_id	-99.0	float	Pasada ID
simau0	-99.0	float	Simulacion Au 1
simau1	-99.0	float	Simulacion Au 2
simau2	-99.0	float	Simulacion Au 3
simau3	-99.0	float	Simulacion Au 4
simau4	-99.0	float	Simulacion Au 5
simau5	-99.0	float	Simulacion Au 6
simau6	-99.0	float	Simulacion Au 7
simau7	-99.0	float	Simulacion Au 8
simau8	-99.0	float	Simulacion Au 9
simau9	-99.0	float	Simulacion Au 10
simau10	-99.0	float	Simulacion Au 11
simau11	-99.0	float	Simulacion Au 12
simau12	-99.0	float	Simulacion Au 13
simau13	-99.0	float	Simulacion Au 14
simau14	-99.0	float	Simulacion Au 15
simau15	-99.0	float	Simulacion Au 16
simau16	-99.0	float	Simulacion Au 17
simau17	-99.0	float	Simulacion Au 18
simau18	-99.0	float	Simulacion Au 19
simau19	-99.0	float	Simulacion Au 20
simau20	-99.0	float	Simulacion Au 21
simau21	-99.0	float	Simulacion Au 22
simau22	-99.0	float	Simulacion Au 23
simau23	-99.0	float	Simulacion Au 24
simau24	-99.0	float	Simulacion Au 25
simau25	-99.0	float	Simulacion Au 26
simau26	-99.0	float	Simulacion Au 27
simau27	-99.0	float	Simulacion Au 28
simau28	-99.0	float	Simulacion Au 29
simau29	-99.0	float	Simulacion Au 30
simau30	-99.0	float	Simulacion Au 31
simau31	-99.0	float	Simulacion Au 32
simau32	-99.0	float	Simulacion Au 33
simau33	-99.0	float	Simulacion Au 34
simau34	-99.0	float	Simulacion Au 35
simau35	-99.0	float	Simulacion Au 36
simau36	-99.0	float	Simulacion Au 37
simau37	-99.0	float	Simulacion Au 38
simau38	-99.0	float	Simulacion Au 39
simau39	-99.0	float	Simulacion Au 40
simau40	-99.0	float	Simulacion Au 41
simau41	-99.0	float	Simulacion Au 42
simau42	-99.0	float	Simulacion Au 43
simau43	-99.0	float	Simulacion Au 44
simau44	-99.0	float	Simulacion Au 45
simau45	-99.0	float	Simulacion Au 46
simau46	-99.0	float	Simulacion Au 47
simau47	-99.0	float	Simulacion Au 48
simau48	-99.0	float	Simulacion Au 49
simau49	-99.0	float	Simulacion Au 50
auetype	-99.0	double	Promedio de Au de toda las simulaciones

Tabla 5. Atributos modelos de bloques.

6.5.6. Análisis geoestadístico y estructural de la variable oro.

El comportamiento estructural y geoestadístico de la variable oro **en se** realizó a los compositos transformados (Normal Score) generados para cada uno de los dominios definidos con el objetivo de utilizarlos en las simulaciones, igualmente al finalizar el análisis variografico se hace una transformación (back Transform) para obtener los datos reales con el fin de utilizarlos durante la estimación por el método de

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

Kriging ordinario.

6.5.7. Análisis de vecindad de Kriging.

Después de obtener los datos del análisis estructural, se utiliza las variables finales con el objetivo de encontrar el mejor plan de estimación para la interpolación por kriging, para este caso, se hizo el ejercicio para determinar el número de sectores óptimo, el número máximo y mínimo de muestras por sector, el tamaño de bloques en 3 dimensiones, la discretización dentro de cada bloque.

6.5.8. Análisis de desagrupamiento de los compositos.

Para eliminar el sesgo por agrupamiento de datos de muestreo es necesario utilizar la técnica de declustering por celdas regulares (desagrupamiento), debido a que el muestreo se hace de manera a veces irregular en los diferentes niveles de la mina, evitando así que el resultado de las simulaciones se vea afectado por los valores extremos que se presentan en estos lugares.

6.5.9. Plan de estimación método vecino más cercano.

Dentro de toda metodología de estimación de recursos minerales, es muy común encontrar predicciones de valores de las variables objetivo con el método de vecino más cercano, considerando que cumple con la premisa que los valores son más similares cuando se encuentran más cerca siendo para validar otros métodos de estimación.

General			Ellipsoid Ranges			Ellipsoid Directions			Number of Samples	
Interpolant Name	Domain	Numeric Values	Maximum	Intermediate	Minimum	Dip	Dip Azimuth	Pitch	Minimum	Maximum
35S_ICA	GM: 35S_ICA	AU_CAP	50	50	50	0	0	0	1	20
900_MANGOS	GM: 900_MANGOS	AU_CAP	60	60	60	0	0	0	1	20
MANGOS	GM: MANGOS	AU_CAP	60	60	60	0	0	0	1	20
170N_440	GM: 170N_440	AU_CAP	60	60	60	0	0	0	1	20
170N_35S	GM: 170N_35S	AU_CAP	60	60	60	0	0	0	1	20
440_SPEDRO	GM: 440_SPEDRO	AU_CAP	60	60	60	0	0	0	1	20

Tabla 6. Plan de estimación para el método de vecino cercano.

6.5.10. Plan de estimación de inverso de la distancia

Parte de la metodología de validación de las predicciones con métodos de Kriging y las simulaciones contienen estimaciones lineales como el inverso de la distancia, debido a que es uno de los métodos más sencillos y aplicados en la industria minera. Para este método se realizaron 3 pasadas con diferentes rangos de distancia, número de muestras y orientación variable, que consiste en adicionar una anisotropía local de acuerdo con las formas o cambios del sólido modelado, en base a los resultados del análisis variográfico.

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

General			Ellipsoid Ranges			Variable Orientation	Number of Samples	
Interpolant Name	Domain	Numeric Values	Maximum	Intermediate	Minimum		Minimum	Maximum
ID, AU in 35s_ icacales_block -pass 1	35S_ ICA	AU_CAP	8.16	5.78	1.44	Variable Orientation	5	20
ID, AU in 35s_ icacales_block -pass 2	35S_ ICA	AU_CAP	16.32	11.3	2.83	Variable Orientation	3	20
ID, AU in 35s_ icacales_block -pass 3	35S_ ICA	AU_CAP	32.64	22.6	5.66	Variable Orientation	2	20
ID, AU in GM: 170N_ 35S -pass_ 1	170N_ 35S	AU_CAP	11	8	1	Variable Orientation	5	20
ID, AU in GM: 170N_ 35S -pass_ 2	170N_ 35S	AU_CAP	22	16	2.5	Variable Orientation	3	20
ID, AU in GM: 170N_ 35S -pass_ 3	170N_ 35S	AU_CAP	44	34	2.5	Variable Orientation	2	20
ID, AU_CAP in GM: 900_ MANGOS_pass 1	900_ MANGOS	AU_CAP	6	7	1.19	Variable Orientation	5	20
ID, AU_CAP in GM: 900_ MANGOS_pass 2	900_ MANGOS	AU_CAP	11.14	10.95	1.19	Variable Orientation	3	20
ID, AU_CAP in GM: 900_ MANGOS_pass 3	900_ MANGOS	AU_CAP	7.2	4.3	1.4	Variable Orientation	2	20
ID, AU_CAP in GM: MANGOS -pass 1	MANGOS	AU_CAP	15	12	2.24	Variable Orientation	5	20
ID, AU_CAP in GM: MANGOS -pass 2	MANGOS	AU_CAP	50.65	24.79	2.24	Variable Orientation	3	20
ID, AU_CAP in GM: MANGOS -pass 3	MANGOS	AU_CAP	60	30	2.24	Variable Orientation	2	20
ID, Au_CAP_ 170N_ 440 -pass_ 1	170N_ 440	AU_CAP	16	15	1.9	Variable Orientation	5	20
ID, Au_CAP_ 170N_ 440 -pass_ 2	170N_ 440	AU_CAP	34	29	1.9	Variable Orientation	3	20
ID, Au_CAP_ 170N_ 440 -pass_ 3	170N_ 440	AU_CAP	60	55	1.9	Variable Orientation	2	20
ID, Au_CAP_ 440_ SAN_ PEDRO in GM: 440_ SPEDRO -pass_ 1	440_ SPEDRO	AU_CAP	9	7	1.9	Variable Orientation	5	20
ID, Au_CAP_ 440_ SAN_ PEDRO in GM: 440_ SPEDRO -pass_ 2	440_ SPEDRO	AU_CAP	18.47	13.88	1.9	Variable Orientation	3	20
ID, Au_CAP_ 440_ SAN_ PEDRO in GM: 440_ SPEDRO -pass_ 3	440_ SPEDRO	AU_CAP	60	55	1.9	Variable Orientation	2	20

Tabla 7. Plan de estimación para el método inverso de la distancia.

6.5.11. Plan de estimación de Kriging Ordinario

El kriging ordinario es considerado un método óptimo en el sentido de que minimiza el error de la predicción en zonas donde no hay valores reales, bajo algunas suposiciones importantes como es la estacionariedad y normalización de los errores, sin embargo, también es susceptible a la elección del modelo de semivariograma y los parámetros de ajuste. Cada bloque de falla puede tener distintas orientaciones de mineralización, se realizó el análisis estructural para cada uno de estos, se parametrizo la estimación para cada dominio y se hicieron 3 pasadas. En la operación este fue el método seleccionado para generar reportes técnicos utilizados para la cuantificación de mineral presente en el depósito.

General			Ellipsoid Ranges			Number of Samples		Sector Search			
Interpolant Name	Domain	Numeric Values	Maximum	Intermediate	Minimum	Variable Orientation	Minimum	Maximum	Method	Max Samples	Max Empty Sectors
Kr, AU in GM: 170N_ 35S_pass_ 1	GM: 170N_ 35S	AU_CAP	11	8	2.61	Variable Orientation	4	20	Quadrant	4	3
Kr, AU in GM: 170N_ 35S_pass_ 2	GM: 170N_ 35S	AU_CAP	22	16	2.61	Variable Orientation	3	20	Quadrant	5	3
Kr, AU in GM: 170N_ 35S_pass_ 3	GM: 170N_ 35S	AU_CAP	44	38	2.61	Variable Orientation	2	20			
Kr, AU in GM: 35S_ ICA_pass_ 1	GM: 35S_ ICA	AU_CAP	25	12	2.24	Variable Orientation	4	20	Quadrant	4	0
Kr, AU in GM: 35S_ ICA_pass_ 2	GM: 35S_ ICA	AU_CAP	16.32	11.3	2.83	Variable Orientation	3	20	Octant	4	0
Kr, AU in GM: 35S_ ICA_pass_ 3	GM: 35S_ ICA	AU_CAP	32.64	22.6	5.66	Variable Orientation	2	20			
Kr, AU_CAP in GM: 900_ MANGOS_pass 1	GM: 900_ MANGOS	AU_CAP	6	5	1.19	Variable Orientation	4	20	Quadrant	4	0
Kr, AU_CAP in GM: 900_ MANGOS_pass 2	GM: 900_ MANGOS	AU_CAP	6	5	1.19	Variable Orientation	4	20	Quadrant	4	0
Kr, AU_CAP in GM: 900_ MANGOS_pass 3	GM: 900_ MANGOS	AU_CAP	30	29	1.19	Variable Orientation	2	20			
Kr, AU_CAP in GM: MANGOS -pass 1	GM: MANGOS	AU_CAP	7.2	4.3	1.4		4	20	Quadrant	4	0
Kr, AU_CAP in GM: MANGOS -pass 2	GM: MANGOS	AU_CAP	50.65	24.79	2.24	Variable Orientation	4	20	Quadrant	4	0
Kr, AU_CAP in GM: MANGOS -pass 3	GM: MANGOS	AU_CAP	60	30	2.24	Variable Orientation	2	20			
Kr, Au_CAP_ 170N_ 440 -pass_ 1	GM: 170N_ 440	AU_CAP	16	15	1.9	Variable Orientation	5	20	Quadrant	5	0
Kr, Au_CAP_ 170N_ 440 -pass_ 2	GM: 170N_ 440	AU_CAP	34.91	29.44	1.9	Variable Orientation	3	20	Quadrant	5	0
Kr, Au_CAP_ 170N_ 440 -pass_ 3	GM: 170N_ 440	AU_CAP	60	60	1.9	Variable Orientation	2	20			
Kr, Au_CAP_ 440_ SAN_ PEDRO in GM: 440_ SPEDRO -pass_ 1	GM: 440_ SPEDRO	AU_CAP	9	7	1.9	Variable Orientation	5	20	Quadrant	5	0
Kr, Au_CAP_ 440_ SAN_ PEDRO in GM: 440_ SPEDRO -pass_ 2	GM: 440_ SPEDRO	AU_CAP	9	7	1.9	Variable Orientation	3	20	Quadrant	5	0
Kr, Au_CAP_ 440_ SAN_ PEDRO in GM: 440_ SPEDRO -pass_ 3	GM: 440_ SPEDRO	AU_CAP	60	55	1.9	Variable Orientation	2	20			

Tabla 8. Plan de estimación para el método Kriging ordinario

6.5.12. Plan de estimación simulación gaussiana.

Con el objetivo de determinar el grado de incertidumbre de la estimación realizada con Kriging Ordinario se definieron todos los parámetros de la simulación a partir de los análisis estructurales por lo tanto las características de distribución espacial de los diferentes dominios, conviene subrayar que todos los datos de la variable oro fueron transformados a espacio gaussiano para facilitar el proceso de simulación, al igual que en los otros métodos de estimación estos se hicieron por bloque de falla.

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

A continuación, podemos observar los diferentes parámetros de las simulaciones:

Parametros		Observacion
Seed o semilla	69069	
Tipo de Kriging	Kriging Ordinario	
Numero de simulaciones	50	
Datos desagrupados	si	
Transformacion "Back"	si	Se utiliza el mínimo valor de la población y el máximo para tratar los datos extremos hacia ambos lados del histograma

Tabla 9. Parámetros utilizados para las diferentes simulaciones.

6.5.13. Validación de modelos y estimaciones

Validar las estimaciones implica evaluar que la estimación obtenida es tan precisa y confiable; para este proyecto de investigación se utilizaron diferentes métodos, comparación de estadísticas básicas entre los datos reales y estimados, gráficos de tendencia que comparan la media de ambos conjuntos de datos en una dirección determinada, agrupando en rebanadas los valores originales y estimados (SWATH PLOT).

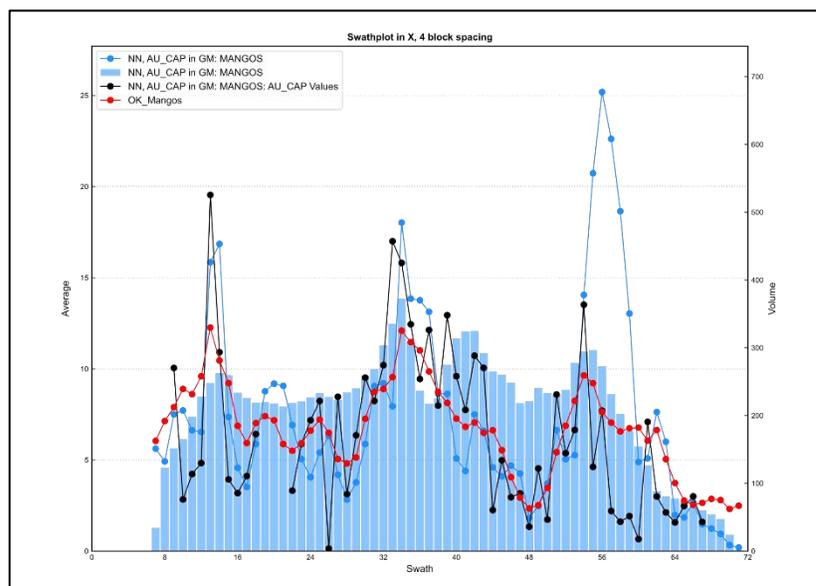


Ilustración 23. Gráfico de tendencia en dirección. Elaboración propia

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

En la Ilustración 25 en el gráfico de tendencia, seseparado por rebanadas cada 2 metros en el bloque Mangos, donde se comparan las medias de los métodos de estimación Kriging Ordinario, Vecino cercano y los datos reales utilizados, las barras de color azul representan volumen de bloques.

7. Resultados

7.1 Resultado análisis exploratorio de datos

El objetivo del análisis exploratorio es hacer seguimiento al comportamiento de la variable espacial en este caso el oro en los diferentes dominios. En la Tabla 10 se puede ver las estadísticas básicas de cada población y el valor aplicado a los casos anómalos para disminuir la dispersión de los datos con respecto a la media.

Project	Metal	Count	Units	Min	Max	Raw Mean	Capped Mean	Metal in Top Decile	Metal in Top Percentile	%Metal Removed	Capping Value	Prob Plot	Final
35Sur_Ica_CH	Au_ppm	636	ppm	0,00	258	6,01	4,56	71%	25%	19%	50	78	78
35SUR_170N_DH	Au_ppm	37	ppm	0,02	60	3,71	2,94	59%	12%	7%	23	22	24
35SUR_170N_CH	Au_ppm	1402	ppm	0,01	130	4,65	4,39	63%	18%	6%	54	62	62
170N_440_CH	Au_ppm	3013	ppm	0,00	570	6,45	5,66	69%	28%	13%	81	66	66
170N_440_DH	Au_ppm	111	ppm	0,01	47	2,37	2,11	68%	25%	14%	19	10	15
440_SPEDRO-CH	Au_ppm	643	ppm	0,02	177	5,64	4,70	76%	29%	20%	48	44	48
MANGOS	Au_ppm	1670	ppm	0,00	437	8,48	7,46	69%	21%	13%	77	77	77
MANGOS_900	Au_ppm	2869	ppm	0,02	723	8,59	7,36	68%	28%	17%	91	159	159

Tabla 10. Resultado de los análisis de tratamiento de datos anómalos.

7.2 Resultado regulación valores del oro

Se generaron compositos con longitud total del muestreo, esta estrategia se implementó con el objetivo de disminuir los factores dispersión de los datos en el proceso de estimación con los métodos lineales, geoestadísticos y las simulaciones.

DOMAIN	Numero compositos	Media	Des. Stan	CV	Au Cap	Media Cap	Des. Stan Cap	CV Cap	Dif % CV	Dif % Media	%Numero de muestras Cap
35S_Ica	471	6.12	20.79	3.45	63	4.92	20.79	2.15	-38%	-38%	1.08%
35S_170N	1087	4.75	9.3	2.12	69	4.52	8.78	1.99	-6%	-6%	0.18%
170N-440	3124	7.14	22.9	3.37	131	6.45	14.56	2.38	-36%	-29%	0.25%
440_SAN_PEDRO	544	6.41	16.08	2.61	95	6.13	14.1	2.41	-12%	-8%	0.55%
MANGOS	1255	9.5	25.41	2.77	179	8.8	19.18	2.12	-25%	-23%	0.24%
MANGOS_900	2129	8.75	26	2.9	309	8.51	21.44	2.5	-18%	-14%	0.09%

Tabla 11. Estadísticas básicas de los compositos para los dominios definidos.

7.3 Resultado Análisis variográfico

El análisis de la continuidad espacial se llevó a cabo en cada dominio, revelando que, en la mayoría de ellos, la alta variabilidad del oro en el depósito planteaba un desafío. Para abordar esta variabilidad, se optó por transformar los datos a un espacio gaussiano. Esta transformación permitió una observación más eficiente de la continuidad espacial, especialmente en las direcciones de mayor consistencia. Este

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos enfoque demostró ser esencial para comprender de manera óptima las relaciones espaciales en el contexto de la distribución del oro en el depósito. Los valores mostrados en la Tabla 12 se muestran con datos en espacio normal y con su respectiva transformación a temimos de variabilidad real.

	General			Direction			Structure 1								
	Variogram Name	Dip	Dip Azimuth	Pitch	Model space	Variance	Nugget	Normalised Nugget	Sill	Normalised sill	Structure	Alpha	Major	Semi-major	Minor
0	AU_CAP in GM: 35S_ICA: Transformed Variogram Model	45.7	49.13685366	163.2	Normal score	0.999366	0.5266	0.439	0.439	0.3227	Spherical		26.31	6.483	2.83
1	AU_CAP in GM: 35S_ICA: Transformed Variogram Model	45.7	49.13685366	163.2	Data	67.45526	44.352	0.6575	21.77	0.453	Spherical		26.31	6.483	2.83
2	AU_CAP in GM: 900_MANGOS: Transformed Variogram Model	17.7	113.0339041	97.04	Normal score	0.99985	0.4911	0.6925	106.6	0.2859	Spherical		11.14	10.95	1.19
3	AU_CAP in GM: 900_MANGOS: Transformed Variogram Model	17.7	113.0339041	97.04	Data	372.954	258.27	0.6925	106.6	0.2859	Spherical		11.14	10.95	1.19
4	AU_CAP in GM: MANGOS: Transformed Variogram Model	32	92.7288135	26.64	Normal score	0.999752	0.4915	0.6493	105.4	0.3292	Spherical		22.01	25.49	2.24
5	AU_CAP in GM: MANGOS: Transformed Variogram Model	32	92.7288135	26.64	Data	320.1873	207.9	0.6493	105.4	0.3292	Spherical		22.01	25.49	2.24
6	AU_CAP_170N_440 in GM: 170N_440: Transformed Variogram Model	16.9	96.60865623	98.17	Normal score	0.999869	0.5207	0.6927	52.65	0.3017	Spherical		34.61	39.61	1.9
7	AU_CAP_170N_440 in GM: 170N_440: Transformed Variogram Model	16.9	96.60865623	98.17	Data	174.5084	120.88	0.6927	52.65	0.3017	Spherical		34.61	39.61	1.9
8	AU_CAP_35S_170N in GM: 170N_35S: Transformed Variogram Model	22.7	97.42417698	45.26	Normal score	0.99971	0.4679	0.6016	23.12	0.3042	Spherical		19.16	18.88	2.61
9	AU_CAP_35S_170N in GM: 170N_35S: Transformed Variogram Model	22.7	97.42417698	45.26	Data	76.05581	45.755	0.6016	23.12	0.3042	Spherical		19.16	18.88	2.61
10	AU_CAP_440_SAN_PEDRO in GM: 440_SPEDRO: Transformed Variogram Model	25.9	96.95059074	113.2	Normal score	0.999449	0.3815	0.499	62.69	0.3993	Spherical		19.67	13.88	1.9
11	AU_CAP_440_SAN_PEDRO in GM: 440_SPEDRO: Transformed Variogram Model	25.9	96.95059074	113.2	Data	157.0099	84.974	0.5412	62.69	0.3993	Spherical		19.67	13.88	1.9

Tabla 12 Resultado del análisis variografico.

En cuanto a los rangos de continuidad espacial en la dirección principal (eje mayor), se observó que oscilaban entre 18 y 35 metros, lo que es consistente con un alto valor de nugget (efecto pepita), una característica típica en este tipo de depósitos y que superaba 0.5 en términos gaussianos. Cabe destacar que el modelo teórico que mejor se adaptó a esta estructura en todos los dominios fue el modelo esférico debido a que exhibe una estabilidad visible en los pares de muestras de la variabilidad entre el rango antes mencionados. (Issaks y Srivastava 1989)

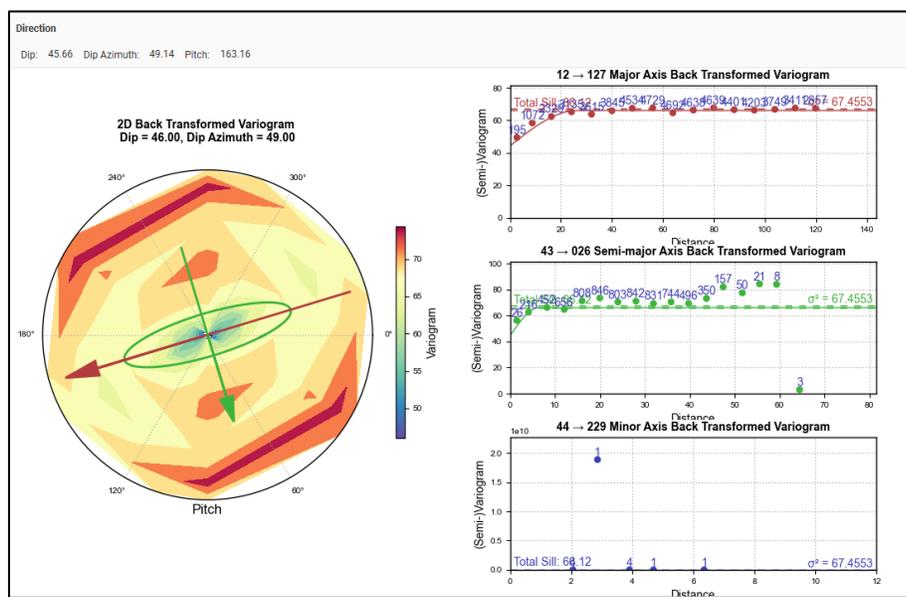


Ilustración 24 Resultado análisis variografico del bloque 35Sur-Ica

7.4 Resultado análisis vecindad de kriging

Se realizó un análisis con los elementos resultantes del análisis variografico tratando de buscar el mejor plan de estimación para los métodos utilizados. Para el caso en estudio se definieron 3 escenarios de interpolación con Kriging nombradas Pass 1, Pass 2 y Pass 3, el cual se describe en la tabla 7 el cual establece que el número mínimo de muestras de la primera pasada es 4, este valor disminuye en las

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos pasadas 2 y 3 para que la interpolación se pueda hacer en la totalidad de los bloques de cada uno de los dominios. Los valores utilizados en el máximo número de muestras se comportaron de manera regular en los valores de la pendiente de la regresión y la eficiencia del kriging, obteniendo el valor de 20.

	General			Number of Samples	Sector Search
	Interpolant Name	Domain	Numeric Values	Minimum/Maximum	Method
18	Kr, AU in GM: 170N_35S_pass_1	GM: 170N_35S	AU_CAP	4	20 Quadrant
19	Kr, AU in GM: 170N_35S_pass_2	GM: 170N_35S	AU_CAP	3	20 Quadrant
20	Kr, AU in GM: 170N_35S_pass_3	GM: 170N_35S	AU_CAP	2	20
21	Kr, AU in GM: 35S_ICA_pass_1	GM: 35S_ICA	AU_CAP	4	20 Quadrant
22	Kr, AU in GM: 35S_ICA_pass_2	GM: 35S_ICA	AU_CAP	3	20 Octant
23	Kr, AU in GM: 35S_ICA_pass_3	GM: 35S_ICA	AU_CAP	2	20
24	Kr, AU_CAP in GM: 900_MANGOS_pass_1	GM: 900_MANGOS	AU_CAP	4	20 Quadrant
25	Kr, AU_CAP in GM: 900_MANGOS_pass_2	GM: 900_MANGOS	AU_CAP	4	20 Quadrant
26	Kr, AU_CAP in GM: 900_MANGOS_pass_3	GM: 900_MANGOS	AU_CAP	2	20
27	Kr, AU_CAP in GM: MANGOS-pass_1	GM: MANGOS	AU_CAP	4	20 Quadrant
28	Kr, AU_CAP in GM: MANGOS-pass_2	GM: MANGOS	AU_CAP	4	20 Quadrant
29	Kr, AU_CAP in GM: MANGOS-pass_3	GM: MANGOS	AU_CAP	2	20
30	Kr, AU_CAP_170N_440-pass_1	GM: 170N_440	AU_CAP	5	20 Quadrant
31	Kr, AU_CAP_170N_440-pass_2	GM: 170N_440	AU_CAP	3	20 Quadrant
32	Kr, AU_CAP_170N_440-pass_3	GM: 170N_440	AU_CAP	2	20
33	Kr, AU_CAP_440_SAN_PEDRO in GM: 440_SPEDRO-pass_1	GM: 440_SPEDRO	AU_CAP	5	20 Quadrant
34	Kr, AU_CAP_440_SAN_PEDRO in GM: 440_SPEDRO-pass_2	GM: 440_SPEDRO	AU_CAP	3	20 Quadrant
35	Kr, AU_CAP_440_SAN_PEDRO in GM: 440_SPEDRO-pass_3	GM: 440_SPEDRO	AU_CAP	2	20

Tabla 13. Resultado del análisis de vecindad de Kriging.

7.5 Resultado análisis de desagrupamiento

Se realizó el análisis de desagrupamiento por método de celdas que permite mitigar sesgos debido a la ausencia en algunas zonas del depósito de un muestreo regular, logrando así ponderar los valores altos en esta zona que pueden afectar la estimación.

En el siguiente cuadro podemos observar los valores de las medias de los compositos antes y después del análisis.

Domino	Media Au Cap	Media Au Cap Desagrupada
35S_ Ica	4.92	3.31
35S_170N	4.52	3.98
170N_440	6.45	3.96
440_SAN_PEDRO	6.13	1.7
MANGOS	8.8	4
MANGOS_900	8.51	4

Tabla 14. Comparación de los valores de las medias de oro antes y después del desagrupamiento por celdas en cada uno de los bloques de veta.

7.6 Resultado de estimación

7.6.1 Estimación método vecino más cercano

Se llevó a cabo una estimación mediante el método del vecino más cercano. Este enfoque posibilita la evaluación de otras estimaciones o simulaciones, ya que se asemeja a un desagrupamiento de compositos por polígonos, destacando su mayor afinidad con los valores reales de oro.

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

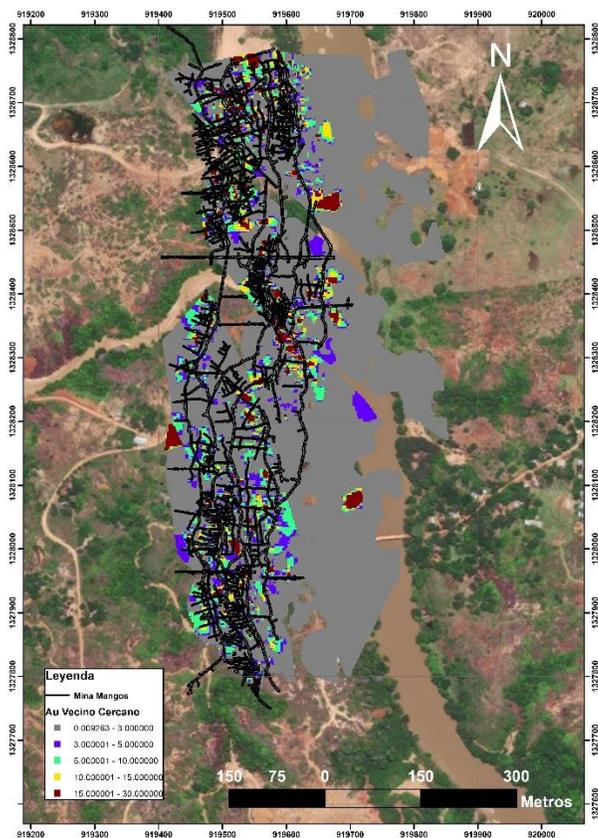


Ilustración 25 Vista en planta de estimación de la mina Mangos por método de vecino más cercano.

7.6.2 Estimación método inverso de la distancia.

Adicionalmente, en la industria y en diversos comités de evaluación de recursos minerales, se sugiere realizar estimaciones mediante métodos en los cuales las muestras que contribuyen a las predicciones de las distintas zonas sean ponderadas según su distancia. En consonancia con esta recomendación, se llevó a cabo una estimación mediante el método de inverso de la distancia con potencia 2. Al igual que el método anterior, este enfoque proporciona otro escenario para la evaluación de las diversas proyecciones.

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

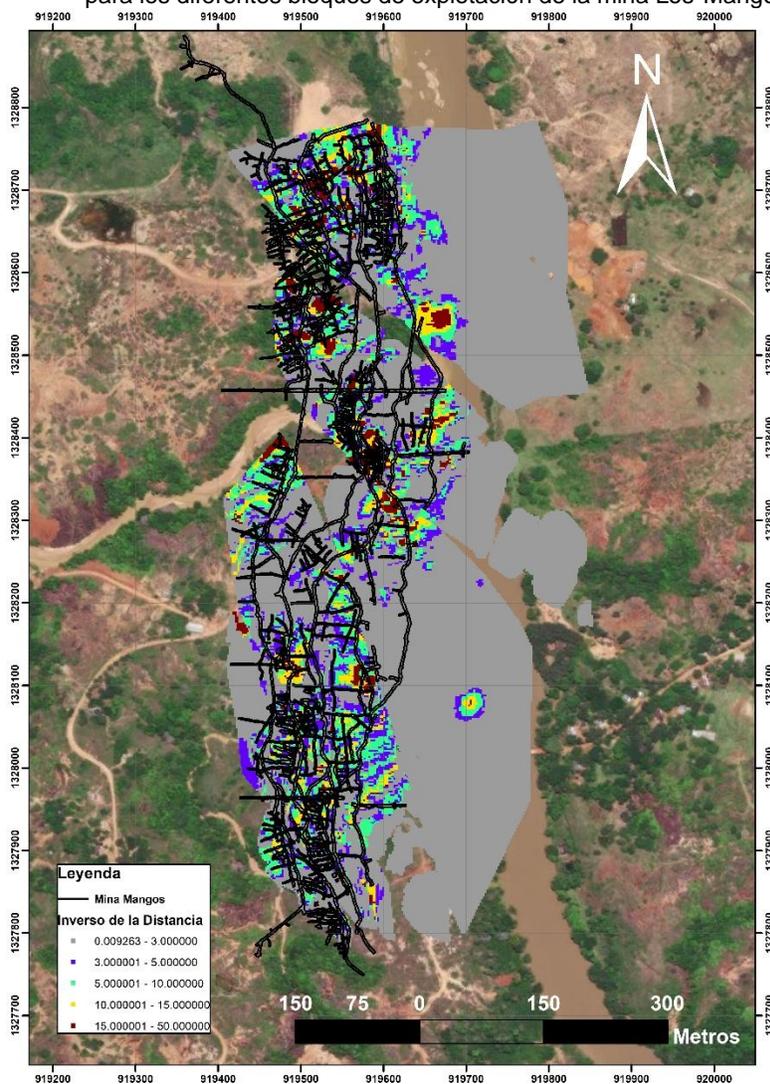


Ilustración 26. Vista en planta de estimación de la mina Mangos por método de inverso de la distancia al cuadrado.

7.6.3 Estimación método Kriging ordinario.

Se optó por el método de kriging para cuantificar los recursos minerales en el área del proyecto. A partir de esta estimación, se llevaron a cabo las proyecciones de los años de producción de la mina.

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

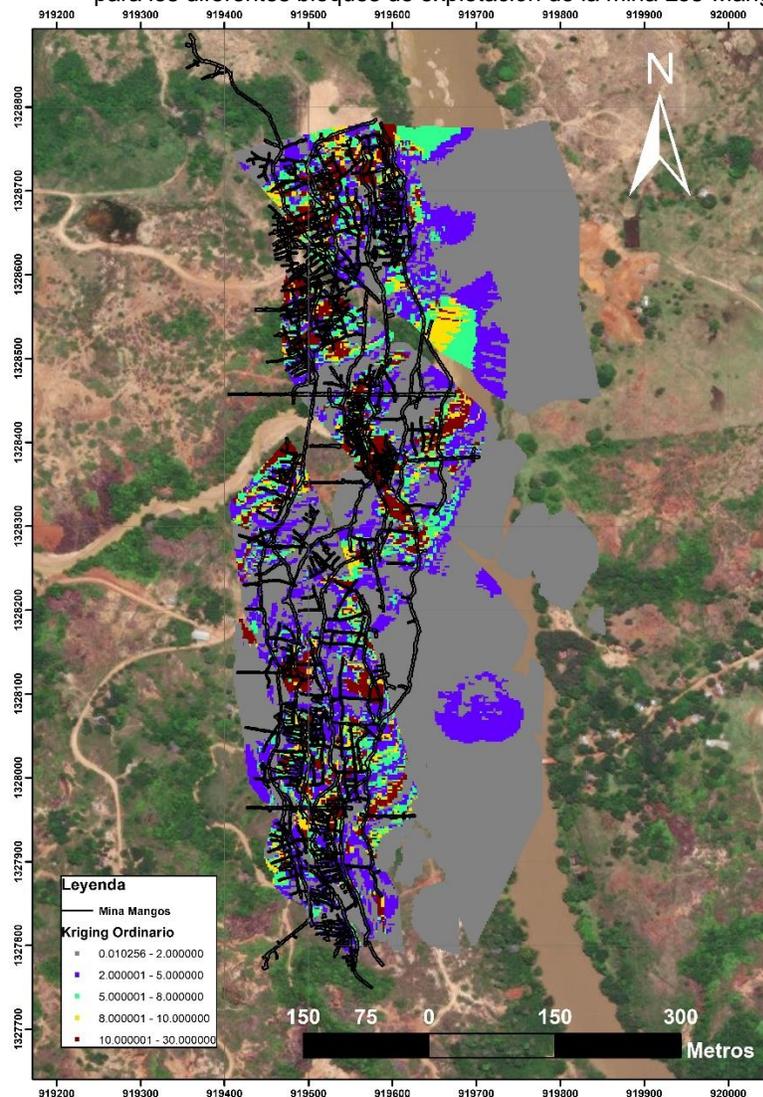


Ilustración 27. Vista en planta de estimación de la mina Mangos por método de inverso de la distancia al cuadrado

La validación de la estimación a través del método de kriging ordinario se realizó mediante estadísticas básicas, evaluación visual y la creación de gráficos de deriva, como el SWATH plot, comparándolos con las otras estimaciones generadas.

Metodo	Au promedio	Variacion % NN	Au Min	Au Max	Au Des Estadar	CV
OK	3.59	3%	-	38.66	5.22	1.45
ID2	3.58	3%	-	67.01	6.20	1.73
NN	3.70		-	76.00	9.35	2.53

Tabla 15. Comparaciones estadísticas básicas entre los 3 métodos de estimación correspondiente al bloque mangos.

La Tabla 15 presenta las estadísticas básicas de las estimaciones para el bloque Mangos. Se destaca que el promedio obtenido mediante el método de kriging no muestra variaciones significativas en comparación con el obtenido mediante el método del inverso de la distancia. Estos resultados se compararon con el método del vecino

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos más cercano, que refleja el comportamiento real de los datos. En ambos casos, se observaron diferencias del 3%, lo que sugiere que los parámetros utilizados durante el proceso de kriging ordinario son aceptables y proporcionan una estimación confiable.

Las gráficas de deriva (Ilustración 30) ilustran el comportamiento promedio de los valores estimados mediante los tres métodos mencionados en una dirección específica, como se observa en la **Error! Reference source not found..** En una dirección Este-Oeste, se aprecia que, en áreas con un volumen bajo de bloques, el método de inverso de la distancia muestra valores notablemente alto. No obstante, el método de kriging presenta una similitud considerable con el método del vecino más cercano, indicando una confiabilidad aceptable en la estimación.

En cuanto a la misma gráfica, pero en la dirección Z, se observa que el comportamiento del método de inverso de la distancia continúa siendo elevado en los niveles someros de la mina.

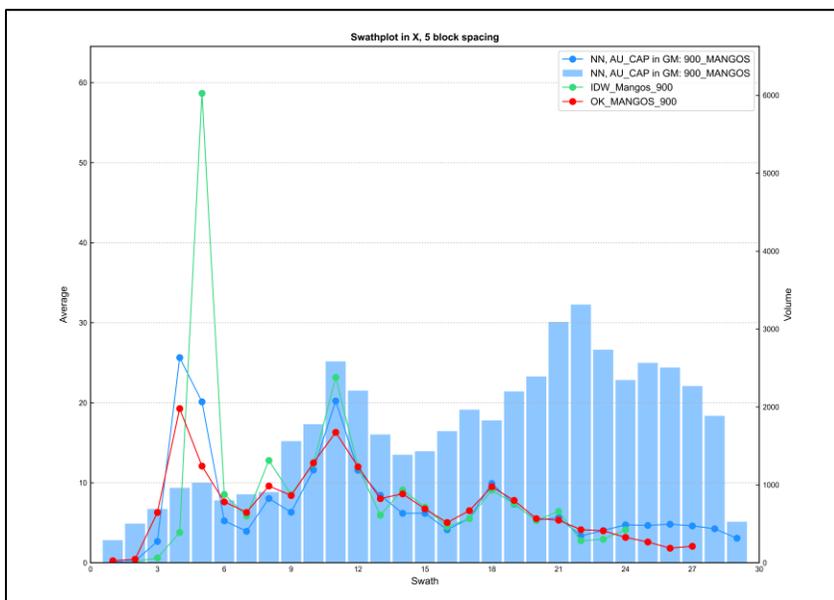


Ilustración 28. Gráfica de deriva o SWATHPLOT en la dirección Este.

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

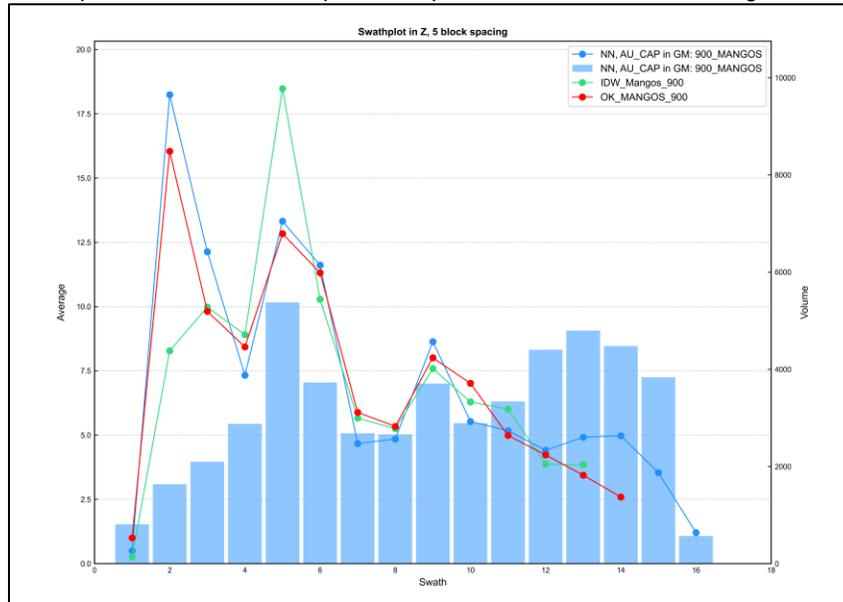


Ilustración 29. SWATHPLOT del Bloque Mangos por niveles de altura.

7.6 Resultado de simulaciones gaussianas

Se realizaron 50 simulaciones para cada uno de los dominios con el objetivo de comparar el método kriging y crear diversos escenarios que representen el comportamiento probabilístico de la variable oro en el espacio. En la Ilustración 30, se puede apreciar el comportamiento de las 50 simulaciones gaussianas. Se han incluido como referencias los valores máximos y mínimos de los valores de oro, el promedio de las estimaciones mediante los métodos de kriging y vecino más cercano, y el e-type, que representa el promedio general de todas las simulaciones.

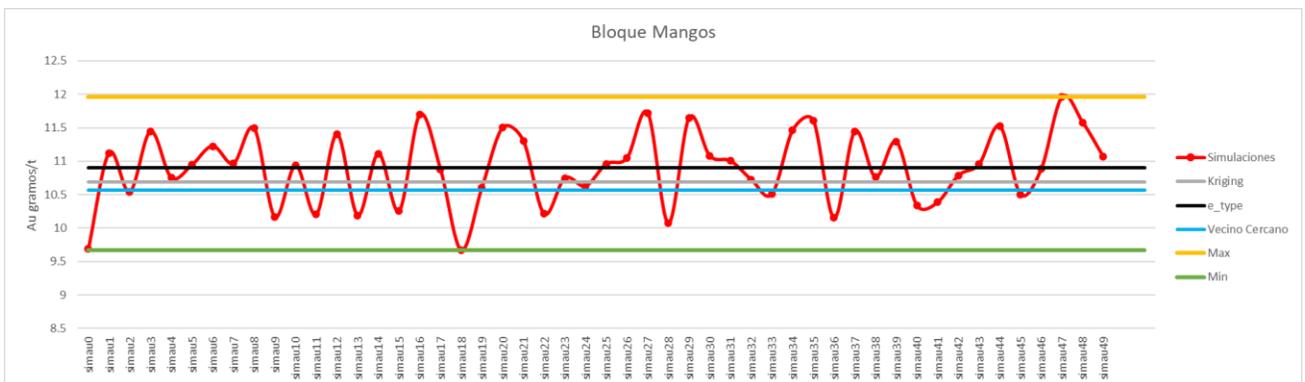


Ilustración 30. Grafica comparativa de promedios de valores de oro para el Bloque mangos.

En la gráfica anterior, se evidencia que los valores promedio de oro entre el método

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

kriging y el e-type difieren en un 2%, mientras que con el método del vecino más cercano la diferencia es del 4%. Esto señala diferencias mínimas entre los tres conjuntos de valores. Los diversos escenarios de las 50 simulaciones muestran que la variable calculada para el bloque Mangos puede variar, alcanzando un máximo de 12 g/t y un mínimo de 10 g/t de oro. Esta variación representa una brecha de 2 gramos y proporciona una perspectiva sobre los posibles comportamientos de la variable.

Bloques	Bloque 35S_Ica	Bloque 35_170	Bloque 170_440	Bloque 440_SP	Bloque Mangos	Bloque Mangos_900	Total
Metodo	Promedio Au g/t	Promedio Au g/t					
Kriging	4.52	4.19	9.19	3.69	10.69	8.01	6.72
e_type	4.51	4.43	9.26	3.18	10.90	9.34	6.94
Vecino Cercano	4.46	4.36	6.25	3.59	10.57	6.91	6.02
Max	5.06	5.23	9.81	3.57	11.95	14.91	8.42
Min	3.70	3.62	7.01	2.83	9.66	6.29	5.52

Tabla 16. Tabla resumen comparativa de los métodos kriging, e-type y vecino más cercano de todos los dominios estimados.

En la Tabla 16 observamos de manera general el resultado de todas las estimaciones y las simulaciones. Se presento una diferencia importante en el bloque 170_440 con respecto a la media del método vecino más cercano indicando una posible sobreestimación por el método kriging, pero que se mantiene dentro de los rangos entregados de las simulaciones.

8. Conclusiones

Durante el desarrollo del proyecto, se llevaron a cabo diversas interpolaciones de la variable oro en la mina Mangos, utilizando muestras recolectadas de manera sistemática en las labores de desarrollo y las perforaciones en las primeras etapas de exploración al inicio del proyecto.

Las estimaciones determinísticas, como el inverso de la distancia y el vecino más cercano, fueron pioneras en los primeros años de desarrollo de los primeros niveles. A medida que se acumulaba más volumen de información, surgió la necesidad de realizar cálculos más robustos que pudieran capturar la variabilidad real del depósito por medio de los análisis geoestadísticos correspondientes. Esto fue particularmente crucial considerando que el comportamiento del oro en este tipo de mineralizaciones tiende a ser errático, especialmente cuando la distancia entre muestras es cada vez más cercana.

Con el fin de hacer una reconstrucción de estas estimaciones a lo largo de la historia de la mina, en este ejercicio se desarrollaron las metodologías para producir estimaciones determinísticas y geoestadísticas con sus correspondientes validaciones.

Es común en la industria hacer una comparación teniendo como base la interpolación de vecino más cercano, ya que es una representación desagrupada de los valores compositados de todas las muestras que entran en juego en el cálculo, obteniendo de manera general diferencias de 11% en el promedio de oro en el método de inverso de la distancia y kriging ordinario, siendo congruente con las validaciones visuales y los análisis de deriva (SWATHPLOT) permitiendo concluir que el método es aceptable dentro de los rangos permitidos en el sector minero.

El objetivo principal de esta investigación era llegar a representar casi de manera real la fluctuación de la variable oro según el ambiente tectónico en el que se produjeron las acumulaciones del mineral, llevando el caso a espacios probabilísticos por medio de las simulaciones gaussianas condicionadas, permitiendo primero evaluar los métodos determinísticos y geoestadísticos aplicados y segundo, observar diferentes escenarios en el comportamiento de la variable con rangos pesimistas y optimistas.

El resultado final de las 50 simulaciones en cada uno de los 6 bloques indica que la diferencia en el promedio entre la estimación por kriging y el promedio de todas las simulaciones (e-type) no supera el 3%. Esto sugiere que, en las zonas con mayor cantidad de muestras, existe un alto grado de confiabilidad, mientras que, en las zonas con menos muestras, esta confiabilidad tiende a disminuir. En términos de escenarios útiles para la generación de planes de explotación a largo plazo, se observa la posibilidad de alcanzar máximos valores de oro de hasta 8.4 gramos por tonelada, representando casi un 20%, y valores mínimos de 5.5 gramos, equivalente al 22% con respecto al valor promedio del kriging.

A partir de lo expuesto, se puede concluir que las disparidades observadas entre los métodos lineales evaluados con referentes probabilísticos, demostraron en su conjunto diferencias aceptables, alineándose con las buenas prácticas de estimación de

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos recursos y reservas en el sector a nivel mundial. Además, la capacidad de realizar un análisis de diversos escenarios aporta una visión estratégica más amplia, facilitando la toma de decisiones a corto, mediano y largo plazo para cualquier tipo de operación minera.

9. Recomendaciones

En la mayoría de los proyectos mineros, las reconciliaciones de cualquier método utilizado para la estimación de los recursos y reservas deben basarse en los valores reales de producción. Uno de los indicadores más importantes es el valor promedio de oro en la primera etapa de molienda en la planta de procesamiento de mineral. La comparación con estos valores reales de producción es crucial para determinar la eficacia y precisión de la metodología de estimación. Además, contar con registros ordenados en el tiempo y la ubicación específica de donde se extrae el material procesado es esencial para establecer una cadena de custodia que permita realizar una comparación espacial con los modelos de estimación.

En este caso, se reconoce la dificultad para obtener información detallada, especialmente considerando que suele ser de carácter confidencial. No obstante, se recomienda buscar la posibilidad de acceder, al menos de manera referencial, a este tipo de información. La disponibilidad de estos datos sería crucial para llevar a cabo una reconciliación más completa y precisa, lo que fortalecería la evaluación de la metodología de estimación utilizada en el proyecto.

Esta metodología, si bien encuentra su aplicación principal en la industria minera, presenta un potencial considerable para extenderse a otros campos e industrias, como la agricultura, medio ambiente, salud pública, planificación territorial, entre otros. Su utilidad se manifiesta especialmente en aquellos sectores que fundamentan sus operaciones en información espacial referenciada.

El enfoque geoestadístico y la interpolación espacial pueden aportar beneficios significativos en la optimización de procesos, toma de decisiones informada y gestión eficiente de recursos en una variedad de contextos. La versatilidad de esta metodología, adaptándose a diferentes sectores, resalta su capacidad para contribuir a la eficiencia y la toma de decisiones fundamentadas en un amplio espectro de aplicaciones.

Referencias bibliográficas

Afzal, P., Gholami, H., Madani, N., Yasrebi, A. B., y Sadeghi, B. (2023). Clasificación de recursos minerales utilizando simulación geostadística y fractal en el depósito de Cu-Mo Masjed Daghi, NW Irán. *Minerals*, 13(3), 370. <https://doi.org/10.3390/min13030370>

Agou, V. D., Pavlides, A., & Hristopoulos, D. (2021). Space-Time Analysis of Precipitation Reanalysis Data for the Island of Crete using Gaussian Anamorphosis with Hermite Polynomials. <https://meetingorganizer.copernicus.org/EGU21/EGU21-3088.html>

Aitchison, J., & Brown, J. A. C. (1957). *The Lognormal Distribution*. Cambridge University Press.

Aitchison, J., & Brown, J. A. C. (1957). *The Lognormal Distribution*. Cambridge University Press.

Al-Hassan, S., y Kwaha, J. (s. f.). Estimación de recursos de oro a partir de perforaciones de exploración utilizando simulación condicional - Un estudio de caso. *Ghana Mining Journal*. Recuperado de <https://dx.doi.org/10.4314/GM.V13I1>

Alfaro, A. (2015). *La simulación condicional en un depósito minero*. Universidad de Chile, Universidad de Concepción, Universidad Católica de Valparaíso.

Bargawa, W. S., & Tobing, R. F. (2020). Iron ore resource modeling and estimation using geostatistics. <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/3/568>

Basin (Poland). <https://journals.pan.pl/dlibra/publication/147555/edition/128679/content>

Behrens, C. N. (1997). Principles and procedures of exploratory data analysis. *Psychological Methods*, 2(2), 131-160.

Behrens, C. N. (1997). Principles and procedures of exploratory data analysis. *Psychological Methods*, 2(2), 131-160. <https://doi.org/10.1037/1082-989X.2.2.131>

Berthet, P., Fort, J., & Klein, T. (2020). A Central Limit Theorem for Wasserstein type distances between two distinct univariate distributions. <https://projecteuclid.org/journals/Annales-de-l'Institut-Henri-Poincaré-Probabilités-et-Statistiques/volume-56/issue-2/A-Central-Limit-Theorem-for-Wasserstein-type-distances-between-two/10.1214/19-AIHP990.full>

Chilès, J. P., & Delfiner, P. (2012). *Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty*. Wiley. <https://www.wiley.com/en-us/Geostatistics%3A+Modeling+Spatial+Uncertainty%2C+2nd+Edition-p-9780470183151>

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

Dhar, S. S., Chaudhuri, P., & Chakraborty, B. "Multivariate quantile-quantile plots and related tests using spatial quantiles."

Dimitrakopoulos, R. (1998). Conditional simulation algorithms for modelling orebody uncertainty in open pit optimisation. *International journal of surface mining, reclamation and environment*, 12(4), 173-179.

Dubrulle, O. (2003). *Geostatistics for seismic data integration in earth models*. Society of Exploration Geophysicists and European Association of Geoscientists and Engineers. <https://revistas.ufrj.br/index.php/aigeo/article/view/40955/pdf>

Emery, X. (2007). Apuntes de geoestadística. Universidad de Chile Oliver, M. A., & Webster, R. (2014). A tutorial guide to geostatistics: Computing and modelling variograms and kriging. *Catena*, 113, 56-69. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0341816213002385?via%3Dihub>

Felder, J. (2011). Développement de méthodes de traitement d'images pour la détermination de paramètres variographiques locaux. <Ehttps://dblp.org/rec/phd/hal/Felder11.html>

Fonteles, H., y Veríssimo, C. U. V. (2022). Mapeo geoestadístico de rocas itabiríticas plegadas de la mina Bonito, noreste de Brasil. *Brazilian Journal of Geology*, [S.l.], v. 52, n. 1. Recuperado de <https://revistas.ufrj.br/index.php/aigeo/article/view/40955/pdf>

Gómez-Hernández, J. J., Rodrigo-Illarri, J., Rodrigo-Clavero, M. E., Cassiraga, E., & Vargas-Guzmán, J. A. (Eds.). (2017). *Geostatistics Valencia 2016* (Vol. 19). Springer.

Guignard, F. (2023). On Spatio-Temporal Data Modelling and Uncertainty Quantification Using Machine Learning and Information Theory. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-95231-0>

Henao, G. Introducción a la geoestadística: Teoría y aplicación. Universidad Nacional de Colombia.

Hong, J., & Oh, S. (2021). Model Selection for Mineral Resource Assessment Considering Geological and Grade Uncertainties: Application of Multiple-Point Geostatistics and a Cluster Analysis to an Iron Deposit. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11053-021-09813-9>

Ito, M., Hachiya, H., Yoshida, K., Mamou, J., & Yamaguchi, T. (2014). "Quantification of the scatterer distributions for liver fibrosis using modified Q-Q probability plot." [IEEE]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/6932045>

Josselin, J., & Maux, B. (n.d.). Descriptive Statistics and Interval Estimation. In *Geostatistical and Geospatial Approaches for the Characterization of Natural Resources in the Environment*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-52827-4_3

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

Karami, S., Jalali, M., Karami, A., Katibeh, H., & Fatehi Marj, A. (2021). Evaluating and modeling the groundwater in Hamedan plain aquifer, Iran, using the linear geostatistical estimation, sequential Gaussian simulation, and turning band simulation approaches. <https://link.springer.com/article/10.1007/s40808-021-01295-1>

Kodong, F. R., Abdollah, M. F., & Othman, M. (2019). Optimization and estimation framework of smart farm based on spatial data mining and geostatistics. <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/620/1/012097>

Kwak, S., & Kim, J. H. (2017). Central limit theorem: the cornerstone of modern statistics. <https://dx.doi.org/10.4097/kjae.2017.70.2.144>

Li, Z., Wang, Q., & Li, R. (2019). Central limit theorem for linear spectral statistics of large dimensional Kendall's rank correlation matrices and its applications. <https://projecteuclid.org/journals/annals-of-statistics/volume-49/issue-3/Central-limit-theorem-for-linear-spectral-statistics-of-large-dimensional/10.1214/20-AOS2013.short>

Lopes, J., Rosas, C., Fernandes, J., y Vanzela, G. A. (2011). Cuantificación del riesgo en curvas de tonelaje-ley y categorización de recursos en un depósito de níquel laterítico utilizando simulación conjunta geológicamente restringida. *Geology of Ore Deposits*, 53(2), 150–159. <https://doi.org/10.1134/S1062739147020043>

Lopes, J., Rosas, C., Fernandes, J., y Vanzela, G. A. (2011). Cuantificación del riesgo en curvas de tonelaje-ley y categorización de recursos en un depósito de níquel laterítico utilizando simulación conjunta geológicamente restringida. *Geology of Ore Deposits*, 53(2), 150–159. <https://doi.org/10.1134/S1062739147020043>

Mahmoudi, S., & Asghari, O. (2021). Presenting the attribute kriging algorithm for automatic domaining and simultaneous estimation.

Mälicke, M. (2021). SciKit-GStat 1.0: A SciPy flavoured geostatistical variogram estimation toolbox written in Python. <https://gmd.copernicus.org/preprints/gmd-2021-174/gmd-2021-174.pdf>

Manchuk, J. G., & Deutsch, C. V. (2012). A flexible sequential Gaussian simulation program: USGSIM. *Computers & geosciences*, 41, 208-216.

Melo, C. E., Mateu, J., & Melo, O. (2020). A Distance-based Method for Spatial Prediction in the Presence of Trend. <https://link.springer.com/article/10.1007/s13253-020-00395-2>

Mosobalaje, O., Orodu, O., & Ogbe, D. (2020). The Application of DBSCAN Algorithm to Improve Variogram Estimation and Interpretation in Irregularly-Sampled Fields. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-61702-8_20

Musafer, N., Thompson, M. H., Wolff, R., & Kozan, E. (2021). Non-linear multivariate spatial modelling using NLPCA and pair-copulas

Ndunda, C. K., Ndunda, E. M., & Mutinda, M. (2023). Natural Resource Project –

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

Induced Displacement and Resettlement and Its Influence on the Subjective Well-being of Households Displaced by Titanium Mining in the Southern Coast of Kenya. Mining, Metallurgy & Exploration. <https://doi.org/10.1007/s42413-023-00190-0>

Osorio Arteaga, J. (2015). *Comparación entre los métodos de estimación de recursos mineros empleando métodos tradicionales y geoestadísticos en la planeación minera de Placeres* (Doctoral dissertation).

Reese, R. A. (2001). *Geostatistics for Environmental Scientists*. <https://academic.oup.com/jrsssa/article/172/3/700/7085067>

Renard, P., Gómez-Hernández, J., Schafmeister, M., & Varouchakis, E. (2023). Preface: Geostatistics and Hydrogeology. <https://link.springer.com/article/10.1007/s10040-023-02693-8>

Rossi, M. E., & Deutsch, C. V. (2014). *Mineral Resource Estimation*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4020-5717-5>

Salazar, J. J., Ochoa, J., Garland, L., Lake, L., & Pyrcz, M. (2023). Spatial Data Analytics-Assisted Subsurface Modeling: A Duvernay Case Study. https://www.spwla.org/SPWLA/Publications/Publication_Detail.aspx?iProductCode=PJV64N2-2023a9

Sowińska-Botor, J., Mastej, W., & Maćkowski, T. (2023). Ranking of the utility of selected geostatistical interpolation methods in conditions of highly skewed seismic data distributions: a case study of the Baltic

Tukey, J. W. (1977). *Exploratory Data Analysis*. Addison-Wesley.

Tyson, S., & Hörning, S. (2021). A New Method for Facies Simulation Using Non-Linear Geostatistics with Directional and Order Asymmetry. <https://www.onepetro.org/doi/10.2118/186367-MS>

Tzeng, S., Chen, B., & Huang, H.-C. (2022). Assessing Spatial Stationarity and Segmenting Spatial Processes into Stationary Components. <https://arxiv.org/abs/2210.08231>

Vargas, E. (2014). *Comparación entre los métodos de estimación de recursos mineros empleando métodos tradicionales y geoestadísticos en la planeación minera de placeres*. Tesis de maestría. Universidad de Chile.

Viera, M. A. D., & González, R. C. *GEOESTADÍSTICA APLICADA Tema: Otros Métodos de Estimación Espacial*.

Wasserman, L. (2004). *All of statistics: A concise course in statistical inference*. Springer.

Webster, R., & Oliver, M. (2001). *Geostatistics for Environmental Scientists*. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/book/10.1002/9780470517277>

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

Weine, E., McPeck, M., & Abney, M. (2021). "Application of Equal Local Levels to Improve Q-Q Plot Testing Bands with R Package qqconf." [Journal of Statistical Software, 106(10)]. <https://www.jstatsoft.org/article/view/v106i10>

Yarmuch, J., & Eng, B. (2013). Planificación Minera. *Santiago, Universidad de Chile*.

Yu, Y., & Cheng, G. (2022). Discussion on 'A review of distributed statistical inference'. *Stat*, 10(1), e431. <https://doi.org/10.1080/24754269.2022.2030107>

Zhao, J.-p., Zhao, L., Chen, E., Li, Z.-y., Xu, K., & Ding, X. (2022). An Improved Generalized Hierarchical Estimation Framework with Geostatistics for Mapping Forest Parameters and Its Uncertainty: A Case Study of Forest Canopy Height. <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/3/568>

Zúñiga Ramírez, R. E. (2009). Comparación de Modelos para la Simulación Condicional de Leyes de Bloques.

Comparar las estimaciones obtenidas entre las simulaciones geoestadísticas y métodos lineales en valores de oro para los diferentes bloques de explotación de la mina Los Mangos

ANEXOS

hole_id	east	north	elevat	max_de
BIDDH_00	919664	1327025	72	110
BIDDH_00	919695	1327125	85	110
BIDDH_00	919731	1327224	93	100
BIDDH_00	919758	1327324	81	132
BIDDH_00	919788	1327424	85	130
BIDDH_00	919835	1327524	58	110
BIDDH_00	919802	1327574	69	101
BIDDH_00	919794	1327624	58	100.2
BIDDH_00	919722	1327574	87	100.4
BIDDH_01	919779	1327024	57	130.2
BIDDH_01	919723	1327624	85	90.1
BIDDH_01	919799	1327123	76	200
BIDDH_01	919673	1327624	85	100.1
BIDDH_01	919613	1327625	86	90
BIDDH_01	919814	1327224	85	180
BIDDH_01	919559	1327625	81	95.3
BIDDH_01	919822	1327324	74	220
BIDDH_01	919515	1327624	80	120.1
BIDDH_01	919869	1327424	67	210
BIDDH_02	919445	1327625	83	90.3
BIDDH_02	919874	1327524	56	200
BIDDH_02	919403	1327625	91	90
BIDDH_02	919353	1327625	93	90.2
BIDDH_02	919732	1327624	83	240
BIDDH_02	919692	1327723	86	88.2
BIDDH_02	919695	1327824	87	91

Anexo 1. Muestra de tabla de collar del proyecto los Mangos.