



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO

FACULTAD DE INGENIERÍA GEOLÓGICA Y

METALURGICA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA GEOLÓGICA



**INFLUENCIA DE LOS PARÁMETROS DE ESTIMACIÓN EN LOS
RESULTADOS DE KRIGING ORDINARIO, CASO DE ESTUDIO**

UNIDAD MINERA SIERRA SUMAQ RUMI - JUNÍN

TESIS

PRESENTADA POR:

Bach. SERGIO RAMON, CAYO QUIRO

PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE:

INGENIERO GEOLÓGO

PUNO – PERÚ

2024



NOMBRE DEL TRABAJO

INFLUENCIA DE LOS PARÁMETROS DE ESTIMACIÓN EN LOS RESULTADOS DE KRIGING ORDINARIO, CASO DE ESTUDIO U

AUTOR

SERGIO RAMON CAYO QUIRO

RECuento DE PALABRAS

16834 Words

RECuento DE CARACTERES

90789 Characters

RECuento DE PÁGINAS

115 Pages

TAMAÑO DEL ARCHIVO

5.8MB

FECHA DE ENTREGA

Jan 25, 2024 1:57 PM GMT-5

FECHA DEL INFORME

Jan 25, 2024 1:59 PM GMT-5


● **13% de similitud general**

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para cada base de datos

- 12% Base de datos de Internet
- Base de datos de Crossref
- 6% Base de datos de trabajos entregados
- 2% Base de datos de publicaciones
- Base de datos de contenido publicado de Crossref

● **Excluir del Reporte de Similitud**

- Material bibliográfico
- Material citado
- Material citado
- Coincidencia baja (menos de 8 palabras)


ROGEL GONZALES ALVARCA
ASESOR
25/01/24



Dr. Rolando Afonso Campos
Departamento de Investigación
EPIG

Resumen



DEDICATORIA

A dios.

A mi familia.

Y todos los maestros que apostaron y confiaron en mí.

Sergio Cayo



AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, a Jorge Hinostroza, por sus enseñanzas y consejos en el área de estimaciones de recursos minerales y geología en general.

En segundo lugar, a GEMIN ASSOCIATES y SIERRA SUN GROUP, por permitirme desarrollar el presente trabajo en su UNIDAD MINERA DE SIERRA SUMUQ RUMI.



ÍNDICE GENERAL

	Pág.
DEDICATORIA	
AGRADECIMIENTOS	
ÍNDICE GENERAL	
ÍNDICE DE TABLAS	
ACRÓNIMOS	
RESUMEN	17
ABSTRACT.....	18
CAPÍTULO I	
INTRODUCCIÓN	
1.1 ANTECEDENTES	19
1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	20
1.2.1 Identificación del problema.....	20
1.2.2 Valoración del problema	21
1.2.3 Formulación del problema	21
1.3 HIPOTESIS DE TRABAJO.....	21
1.4 OBJETIVO DE INVESTIGACIÓN.....	22
1.5 JUSTIFICACION DEL PROYECTO.....	22
CAPÍTULO II	
MARCO TEÓRICO	
2.1 ESTADÍSTICA.....	24
2.1.1 Estadística descriptiva	24
2.1.1.1 Moda	25



2.1.1.2	Media aritmética	25
2.1.1.3	Medidas de localización.....	27
2.1.1.4	Medidas de dispersión	28
2.1.1.5	Histogramas	30
2.1.1.6	Diagrama de box plots	30
2.1.1.7	Covarianza	31
2.1.1.8	Coefficiente de Correlación	32
2.1.2	Teoría de probabilidades	33
2.1.2.1	Definición empírica de probabilidad	34
2.1.2.2	Definición clásica de probabilidad de La Place.....	34
2.1.2.3	Fenómenos aleatorios	35
2.1.2.4	Suceso o Hecho.....	35
2.1.2.5	Variable aleatoria.....	35
2.1.2.6	Esperanza	36
2.2	GEOESTADISTICA.....	36
2.2.1	Composición.....	37
2.2.2	Variografía	37
2.2.3	Kriging Ordinario.....	38
2.2.4	Construcción del Kriging Ordinario.....	39
2.2.5	Estructura matricial del Kriging Ordinario	40
2.2.6	Varianza de estimación (KV).....	41
2.2.7	Pendiente de regresión (SoR).....	42
2.2.8	Eficiencia de Kriging (KE)	43
2.2.9	Suma de pesos negativos (SumN).....	43
2.2.10	Parámetros del Kriging Ordinario.....	44



CAPÍTULO III

MÉTODOS Y MATERIALES

3.1	METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN.....	47
3.2	CARACTERIZACIÓN ESTADÍSTICA Y GEOESTADÍSTICA	47
3.2.1	Revisión y validación de base de datos	48
3.2.2	Análisis exploratorio de los datos	49
3.2.3	Definición de dominios de estimación	49
3.2.4	Compositación.....	49
3.2.5	Análisis de contacto	49
3.2.6	Análisis de <i>outliers</i>	50
3.2.7	Estudio variográfico	50
3.3	DETERMINACIÓN DE LA SENSIBILIDAD DE PARÁMETROS.....	50
3.3.1	Evaluación del tamaño del bloque	51
3.3.2	Evaluación de numero de compósitos.....	52
3.3.3	Evaluación del alcance del variograma.....	52
3.4	ETAPAS DE TRABAJO.....	54
3.4.1	Etapa 1 – Gabinete	54
3.4.2	Etapa 2 – Campo	55
3.4.3	Etapa 3 – Gabinete	55
3.5	MATERIALES.....	55

CAPÍTULO IV

CARACTERIZACIÓN DEL ÁREA DE INVESTIGACIÓN

4.1	UBICACIÓN Y ACCESIBILIDAD.....	57
4.2	GEOLOGÍA DEL ÁREA DE ESTUDIO	58
4.2.1	Litología.....	58



4.2.1.1 Formación Condorsinga.....	58
4.2.1.2 Formación Cercapuquio.....	59
4.2.1.3 Formación Chaucha	59
4.2.1.4 Formación Goyllarisquizga.....	60
4.2.1.5 Formación Pariahuanca.....	60
4.2.1.6 Depósitos cuaternarios	61
4.2.1.7 Rocas ígneas	61
4.2.2 Geología estructural	62
4.2.3 Geología económica.....	63
4.2.4 Genesis	69

CAPÍTULO V

EXPOSICIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

5.1 CARACTERIZACIÓN ESTADÍSTICA Y GEOESTADÍSTICA	73
5.1.1 Revisión y validación de base de datos.....	73
5.1.2 Análisis exploratorio de los datos	74
5.1.3 Definición de dominios de estimación	75
5.1.4 Compositación.....	77
5.1.5 Análisis de contacto	78
5.1.6 Análisis de <i>outliers</i>	80
5.1.7 Estudio variográfico	83
5.2 SENSIBILIDAD DE LOS PARAMETROS QUE INFLUYEN MÁS EN LA CALIDAD DE ESTIMACIÓN.....	87
5.2.1 Evaluación de tamaño de bloque.....	87
5.2.2 Evaluación de numero de compósitos	93
5.2.3 Evaluación del alcance del variograma.....	99



5.2.4	Evaluación de discretización.....	103
5.2.5	Parámetros que afectan en la calidad de estimación	106
VI.	CONCLUSIONES.....	109
VII.	RECOMENDACIONES	110
VIII.	REFERENCIAS	111
	ANEXOS.....	114

Área : Geología de minas
Tema : Estimación de recursos

Fecha de sustentación: 31/01/2024



ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Medidas de localización, percentiles y cuartiles.....	28
Figura 2: Histograma y resumen estadístico, modificado	30
Figura 3: Diagramas de box plot.	31
Figura 4: Variables de investigación y metodología aplicada.....	47
Figura 5: Flujograma de trabajo de un modelo de recursos	48
Figura 6: Tamaño de bloques, (A) 1x1x1, (B) 5x5x5 y (C) 10x10x10.....	51
Figura 7: Elipsoides, (A) escenario tres, (B) escenario dos, (C) escenario uno.....	53
Figura 8: Discretización de bloques, (A) 1x1x1, (B) 3x3x3 y (C) 10x10x10.....	54
Figura 9: Mapa de ubicación y acceso al proyecto.....	58
Figura 10: Afloramientos de Calizas de la Formación de Condorsinga.....	59
Figura 11: Contacto entre Fm. Condorsinga y Fm. Goyllarisquizga.	60
Figura 12: Columna estratigráfica local.	62
Figura 13: Testigo de perforación en zona de falla.	63
Figura 14: Principales minerales en muestra de mano, zona alta del yacimiento.	66
Figura 15: Microfotografía de los principales minerales del yacimiento.....	67
Figura 16: Esferulitos de Oropimente en zona de falla.	68
Figura 17: Oropimente(amarillo), cristales de Rejalgar(rojo) y Calcita(blanco).	69
Figura 18: Mapa geológico local.....	71
Figura 19: Sección geológica interpretada.	72
Figura 20: Histogramas y resumen estadístico para ancho de muestreo.	74
Figura 21: Histogramas y resumen estadístico para Zn y <i>Log probability</i>	75
Figura 22: Dominios de estimación (ZNCPO), vista en planta(izquierda) y en sección(derecha).	76



Figura 23: Análisis de contacto entre los principales dominios.	79
Figura 24: Análisis de outliers para ZNCPO 1.	80
Figura 25: Análisis de <i>outliers</i> para ZNCPO 2.	81
Figura 26: Análisis de <i>outliers</i> para ZNCPO 3.	81
Figura 27: Análisis de <i>outliers</i> para ZNCPO 4.	82
Figura 28: Modelos neutrales para Zn, continuidad principal (flecha azul).	84
Figura 29: Cortes transversales para los modelos neutrales en planta.	84
Figura 30: Mapa variográfico Zn, para ZNCPO 2.	85
Figura 31: Ajuste del modelo teórico, <i>downhole</i> y en las tres direcciones.	85
Figura 32: Elipsoide de búsqueda final.	87
Figura 33: Indicadores de Kriging Ordinario para tamaño de bloques.	89
Figura 34: Swathplot para tamaño de bloques 1x1x1.	90
Figura 35: Swathplot para tamaño de bloques 5x5x5.	91
Figura 36: Swathplot para tamaño de bloques 10x10x10.	92
Figura 37: Indicadores de Kriging Ordinario para número de compósitos.	95
Figura 38: Swathplot para número de compósitos.	97
Figura 39: Comparación de curvas tonelaje – ley, para los seis escenarios.	98
Figura 40: Indicadores de Kriging Ordinario para alcance del variograma.	100
Figura 41: Swathplot para diferentes alcances del variograma.	102
Figura 42: Indicadores de Kriging Ordinario para la discretización del bloque.	104
Figura 43: <i>Swathplot</i> para los tres escenarios de discretización del bloque.	105



ÍNDICE DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1: Parámetros de estimación para evaluar el tamaño del bloque.	51
Tabla 2: Parámetros de estimación para evaluar el número de compósitos.....	52
Tabla 3: Parámetros de estimación para evaluar el número de compósitos.....	53
Tabla 4: Parámetros de estimación para evaluar la discretización del bloque.....	54
Tabla 5: Distancia y tiempo hacia el Proyecto.....	57
Tabla 6: Cantidad de muestras que participan en la estimación.	73
Tabla 7: Comparación de los principales estadísticos para taladros y compósitos....	78
Tabla 8: Valores obtenidos de outliers para cada dominio.	82
Tabla 9: Parámetros variográficos obtenidos para ZNCPO 2.....	86
Tabla 10: Indicadores de Kriging Ordinario para tamaño de bloques.	88
Tabla 11: Sesgo global para los tres escenarios – tamaño de bloques.....	93
Tabla 12: Indicadores de Kriging Ordinario para número de compósitos.....	94
Tabla 13: Sesgo global para número de compósitos.....	96
Tabla 14: Indicadores de Kriging Ordinario para alcances del variograma.....	100
Tabla 15: Sesgo global para los tres escenarios.....	101
Tabla 16: Indicadores de Kriging Ordinario para discretización del bloque.	104
Tabla 17: Sesgo global para los tres escenarios – discretización del bloque.....	106



ACRÓNIMOS

INGEMMET: Instituto Geológico Minero y Metalúrgico

SoR : Pendiente de regresión.

KV : Varianza de estimación.

KE : Eficiencia de Kriging.

SumN : Suma de pesos negativos.

E(X) : Esperanza matemática.

P(A) : Probabilidad de A.

DR% : Diferencia relativa en %.

Zn_OK : Zinc estimado por Kriging Ordinario.

Zn_NN : Zinc estimado por vecino más cercano.

Zn : Zinc.

Mn : Manganeso.

Pb : Plomo.

As : Arsénico.

Fe : Hierro.

JORC : Join ore reserves committee.

NI 43101 : National Instrument 43-101.

SAMREC : South African Code for Reporting of Mineral Resources and Mineral Reserves.

SME : Society for Mining Metallurgy and Exploration.

UNFC : United nations framework classification.

\bar{X} : Media aritmética.

G : Media geométrica.



Q	: Cuartiles.
D	: Deciles.
P	: Percentiles.
Q2	: Segundo cuartil.
D5	: Quinto decil.
P50	: Percentil cincuenta.
M	: Población muestral.
σ	: Desviación estándar.
σ^2	: Varianza.
%	: Porcentaje.
CV	: Coeficiente de variación.
Sxy	: Covarianza de dos variables.
Lim	: Limite.
Z*(X₀)	: Ley estimada en las coordenadas X ₀ .
\hat{Z}_v	: Ley estimada.
Z_v	: Ley real.
ME	: Media aritmética.
Cov	: Covarianza.
Var	: Varianza de Kriging.
EDA	: Análisis de datos exploratorio.
ZNCPO	: Dominio de estimación.
GSLIB	: Geostatistical Software Library.
M	: Metro.
Km	: Kilometro.



- Cm** : Centímetro.
- Fm** : Formación.
- CRD** : Carbonate Replacement Deposits.
- CSV** : comma separated values.



RESUMEN

La tesis que se presenta, se desarrolla en la unidad minera Sierra Sumaq Rumi, ubicado en el distrito de San José de Quero, provincia de Concepción, departamento de Junín. La mina es un yacimiento polimetálico de Zn – Mn y Pb, que se encuentra en las calizas de la Formación Condorsinga que sobreescurren a las areniscas Goyllarisquizga. El poco conocimiento de la influencia de los parámetros de estimación del Kriging ordinario, puede llevar a una mala estimación de recursos y pésimo planeamiento de mina, lo cual resulta en pérdidas económicas. El objetivo de esta tesis es determinar la influencia de los parámetros: Tamaño de bloque, número de compósitos, alcance del variograma y discretización del bloque. La metodología aplicada es descriptiva y experimental, el cual se enfoca en caracterizar estadísticamente y geoestadísticamente la ley de Zn. Los resultados mostraron que los parámetros más influyentes en la mina Sumac Rumi, son: Número de compósitos con varianza de estimación de 78.8 a 65.67, pendiente de regresión 0.3 a 0.47, eficiencia de Kriging -0.18 a 0.02 y suma de pesos negativos 0.00 a -0.02. Seguidamente está el Alcance del variograma con varianza de estimación de 62.96 a 68.77, pendiente de regresión 0.52 a 0.37, eficiencia de Kriging 0.06 a -0.03 y suma de pesos negativos -0.013 a -0.008; y finalmente se tiene el Tamaño de bloque, con la varianza de estimación es 78.8 a 65.67, pendiente de regresión 0.3 a 0.47, eficiencia de Kriging -0.18 a 0.02 y suma de pesos negativos 0.00 a -0.02.

Palabras clave: Estimación de recursos minerales, Kriging Ordinario, Parámetros de estimación.



ABSTRACT

This thesis is developed in the Sierra Sumaq Rumi mining unit, located in the district of San José de Quero, province of Concepción, department of Junín. The mine is a polymetallic deposit of Zn - Mn and Pb, which is located in the limestones of the Condorsinga Formation overlying the Goyllarisquizga sandstones. Poor knowledge of the influence of ordinary Kriging estimation parameters can lead to poor resource estimation and poor mine planning, resulting in economic losses. The objective of this thesis is to determine the influence of the parameters: block size, number of composites, variogram range and block discretization. The methodology applied is descriptive and experimental, which focuses on statistically and geostatistically characterizing the Zn grade. The results showed that the most influential parameters in the Sumac Rumi mine are: Number of composites with estimation variance from 78.8 to 65.67, regression slope 0.3 to 0.47, Kriging efficiency -0.18 to 0.02 and sum of negative weights 0.00 to -0.02. Next is Variogram Scope with estimation variance from 62.96 to 68.77, regression slope 0.52 to 0.37, Kriging efficiency 0.06 to -0.03 and sum of negative weights -0.013 to -0.008; and finally there is Block size, with estimation variance is 78.8 to 65.67, regression slope 0.3 to 0.47, Kriging efficiency -0.18 to 0.02 and sum of negative weights 0.00 to -0.02.

Keywords: Mineral resource estimation, Ordinary Kriging, Estimation parameters.



CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

1.1 ANTECEDENTES

Entre las principales publicaciones sobre este tema tenemos:

Vann *et al.* (2003). en su trabajo de investigación resaltan la importancia del Kriging en la minería, y mencionan que los parámetros de estimación son controlados por los geólogos de estimación, y que un buen ajuste de estos afecta significativamente en los resultados.

Alfaro (2007), se refiere a este tema como vecindad de estimación y estrategias de búsqueda; refiriéndose a la vecindad de estimación a la forma y tamaño del variograma, como estrategias de búsqueda al máximo y mínimo número de muestras, máximo número de muestras por sondajes, octantes y cuadrantes. Termina con la siguiente recomendación “Para no introducir artefactos, es recomendable que estos valores sean altos, lo que hace que su uso no sea interesante”.

Godoy (2009), en sus presentaciones menciona 7 parámetros principales requeridos para una estimación por Kriging, modelo variográfico, distancia de búsqueda, número de muestras, estrategia de búsqueda, discretización del bloque, tamaño de bloque, estrategia para tratar valores anómalos. La mayoría de los autores coinciden con estos parámetros, y en este trabajo de investigación tomaremos algunos de estos parámetros como variables.

Rossi y Deutsch (2014), en el de libro de estimación de recursos minerales indican que “el plan de Kriging determina la calidad de la estimación de recursos minerales, ya



sea corto plazo y largo plazo”. Resaltando que los parámetros de Kriging tiene una influencia significativa en los resultados. Al igual que (Emery y Séguret, 2020) resalta que los parámetros de Kriging podría ser diferentes para cada mina e incluso para cada dominio de estimación.

Emery (2020), aborda este tema en sus resúmenes de clases, como plan de Kriging y considera en este al variograma, máximo y mínimo de numero de muestras que estiman al bloque. Recomienda hacer el análisis de influencia de los parámetros de Kriging en cada yacimiento.

Henkle y Associates (2010) realiza una estimación de recursos para la mina Azulcocha(ahora Sumaq Rumi) y reporta 3,742,925 Tn @ 5.2% Zn / 13.3% Mn para medidos e indicados y 1,133,333 Tn @ 4.2% Zn / 13.5% Mn para inferidos.

Hinostroza y Hinostroza (2021) realizan una estimación de recursos minerales de la mina Sierra Sumaq Rumi, que incluye validación de base de datos, construcción de dominios de estimación, estudio variográfico, estimación de los elementos de Zn, As, Mn y Fe. Realizan una estimación por Kriging Ordinario e inverso a la distancia, reportando de manera oficial el inverso a la distancia.

En el ámbito nacional y local no se cuenta con más publicaciones sobre este tema.

1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.2.1 Identificación del problema

El poco conocimiento de la caracterización geoestadística e influencia de los parámetros de estimación en los resultados de Kriging resultan en pérdidas económicas, pésimo planeamiento minero (corto plazo y largo plazo),



sobrevaloración y subvaloración de recursos minerales y recuperaciones metalúrgicas no esperados en la mina Sumaq Rumi.

1.2.2 Valoración del problema

El Kriging es una herramienta geoestadística fundamental en la estimación de recursos minerales, simulaciones y es de uso cotidiano en una operación minera. La eficiencia y calidad de la estimación impacta directamente en la economía de las empresas mineras, así, para obtener buenos resultados y confiables, tenemos que conocer el impacto de los parámetros en resultados.

1.2.3 Formulación del problema

1 ¿Cuál es la influencia de los parámetros de estimación en los resultados de Kriging Ordinario en la mina Sierra Sumaq Rumi?

2 ¿Cuáles son las características estadísticas y geoestadísticas de las leyes en mina Sierra Sumaq Rumi?

3 ¿Cuáles son los parámetros más sensibles que influyen en la calidad de estimación por Kriging Ordinario?

1.3 HIPOTESIS DE TRABAJO

Los parámetros de estimación más influyentes son: Alcance del variograma ya que por conocimiento geológico dos muestras cercanas son más similares que dos muestras más alejadas – principio de localmente estacionario, y numero de compósitos, donde, si el dominio fuera estacionario la mejor estimación seria con todos los compósitos disponibles, pero dado que este no se cumple en la realidad se estima con numero de compósitos limitados y el número de estos influye significativamente en los resultados.



1.4 OBJETIVO DE INVESTIGACIÓN

El objetivo general de esta investigación es:

Determinar la influencia de los parámetros de estimación en los resultados de Kriging Ordinario en la mina Sierra Sumaq Rumi.

Para alcanzar nuestro objetivo principal planteamos dos objetivos específicos:

- Caracterizar estadísticamente y geoestadísticamente las leyes en la mina Sierra Sumaq Rumi.
- Determinar la sensibilidad de los parámetros que influyen más en la calidad de estimación por Kriging Ordinario en la mina Sierra Sumaq Rumi.

1.5 JUSTIFICACION DEL PROYECTO

La estimación de recursos minerales es la base de todo negocio minero, desde la etapa de exploración hasta la etapa de explotación y es crucial a lo largo de la vida de una mina. El Kriging Ordinario es el método más utilizado para estimar recursos minerales y según su definición es el mejor estimador lineal insesgado, reportes como JORC, NI 43-101, SAMREC, SME, UNFC y otros, en su mayoría están estimados con el Kriging Ordinario. Además, un planeamiento a largo plazo y corto plazo de una mina depende directamente de la calidad de estimación. Entonces, es crucial entender y explicar las características estadísticas, geoestadísticas y la influencia de los parámetros de estimación en los resultados de Kriging Ordinario en la mina Sierra Sumaq Rumi.





CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1 ESTADÍSTICA

Es durante la segunda mitad del siglo XX cuando la estadística se incorpora a las ciencias de la tierra ya que esta experimenta cambios metodológicos, donde se pasó de descripciones cualitativas a la colección sistemática de información. La diferencia con la geoestadística está en que esta última considera la ubicación espacial de los datos y la interdependencia entre los datos. El campo de aplicación de la estadística en las ciencias de las tierras es muy variado y amplio, que van desde la paleontología, hidrogeología, petrología ígnea y sedimentaria, geoquímica, estudios de impacto ambiental, teledetección, entre otras (Alperin, 2013).

Alfaro (2000) define la estadística, como una herramienta para caracterizar hechos numéricos reunidos sistemáticamente en cualquier campo, ya sea de observación o experimental y divide en dos grandes capítulos.

- Estadística descriptiva
- Teoría de probabilidades

2.1.1 Estadística descriptiva

Los avances tecnológicos y la reducción de costos hacen que hoy en día los geólogos cuenten con bastaste, los mismos que necesitan ser caracterizar. En esta etapa la estadística descriptiva ofrece métodos que permiten resumir la información contenida en un conjunto de datos de la manera más concisa y precisa posible (Sarma, 2009).



Alfaro (2000) define la estadística descriptiva como el estudio de datos, los cuales se disponen en la forma más conveniente para su análisis o inspección. A continuación, se describen las estadísticas (datos no agrupados) más utilizados en el proceso de estimación de recursos.

2.1.1.1 Moda

Se define como el valor que más se repite en la población ó en una serie de datos como el valor que aparece con más frecuencia. Es posible que una población no tenga moda, sea unimodal, bimodal o multimodal. Cuando los datos están sin agrupar la moda se observa claramente ordenando los datos de mejor a mayor (Condal *et al.*, 2021).

La moda es inestable ya que puede cambiar con el método de redondeo de los datos. En distribuciones que aumentan o disminuyen continuamente y a ritmo constante, la moda podrá ser un valor extremo más que un valor de tendencia central (Sarma, 2009).

La moda es una medida estable que no cambia con el agregado o pérdida de un dato. Generalmente las leyes de un yacimiento son unimodales y bimodales. En el último caso podría indicar un indicio de mezcla de poblaciones (Alfaro, 2000).

2.1.1.2 Media aritmética

También conocido como promedio, es una medida de tendencia central más utilizado. Matemáticamente se define como (Alfaro, 2000):



$$\bar{X} = \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{n}$$

Donde: n es el número de datos y x_i es el valor de la variable.

Propiedades de la media según Alperin (2013) son.

- Es un valor típico. Esto significa que es el centro de gravedad, un punto de equilibrio. Su valor puede sustituir al valor de cada dato de la serie sin cambiar el total dado que:

$$\bar{X} = \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{n}$$

Despejando el valor de la variable tenemos:

$$\bar{X}n = \sum_{i=1}^n x_i$$

- La suma algebraica de las desviaciones con relación a la media es 0. Esto proviene del hecho que las desviaciones positivas se cancelan con las desviaciones negativas.

$$\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X}) = 0$$

- La suma del cuadrado de las desviaciones de los datos respecto a la media es menor que las desviaciones al cuadrado de cualquier otro punto (Alperin, 2013).

$$\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2 = \min$$

Un inconveniente de la media es que es fuertemente sensible a los valores altos. A diferencia la media geométrica (G) que no se deja influenciar por los valores altos, se puede calcular solo si todos los datos son positivos ó mayores a cero (Alperin, 2013).

$$G = \sqrt[n]{x_1 * x_2 * x_3 \dots x_n},$$

La principal diferencia entre ambas medias es que la media aritmética es más adecuada para datos que varían en magnitud, mientras que la media geométrica es más adecuada para datos que varían en proporción. En otras palabras, la media aritmética es una medida de tendencia central que refleja el valor promedio de los datos, mientras que la media geométrica es una medida de tendencia central que refleja la relación entre los datos (Sarma, 2009).

La media tiene la ventaja de tener en cuenta todas las observaciones, mientras que la mediana sólo tiene en cuenta el orden de las mismas y no su magnitud (Emery, 2022).

2.1.1.3 Medidas de localización

Los cuantiles son valores que dividen en partes iguales una distribución, los más importantes son: los cuartiles(Q) dividen los datos en cuatro partes iguales, deciles(D) dividen los datos en diez partes iguales, percentiles(P) dividen los datos en cien partes iguales. El segundo cuartil

(Q2), quinto decil (D5) y percentil 50 (P50) son equivalentes a la mediana. Cuando la distribución es simétrica la media y mediana son iguales (homogeneidad) y viceversa (heterogeneidad). El cálculo de estos cuantiles es similar al de la mediana. Para datos no agrupados la serie se ordena de menor a mayor y se buscan los valores que satisfacen la condición buscada (Alperin, 2013).

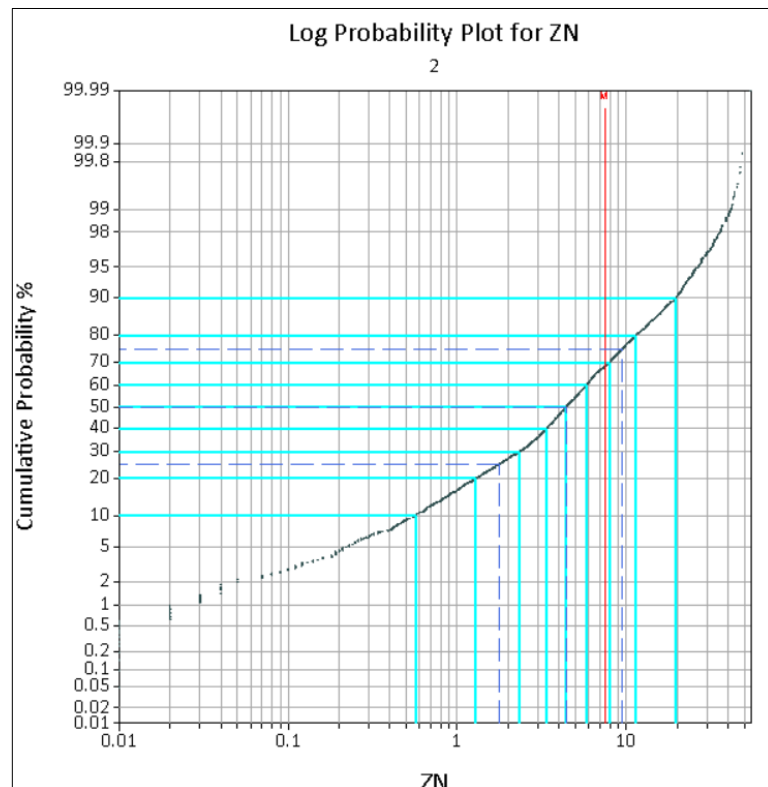


Figura 1: Medidas de localización, percentiles y cuantiles (Coombes, 2016).

2.1.1.4 Medidas de dispersión

- a) **Varianza:** Es el cálculo de la diferencia entre cada término y la media, y luego promediar las diferencias. La varianza constituye una medida de dispersión con respecto a la media y es un número ≥ 0 , en el único caso en que $\sigma^2 = 0$, es aquel de una muestra del

tipo $M = \{ a, a, \dots, a \}$ con $a =$ constante, es decir una muestra sin variación (Sarma, 2009).

$$\sigma^2 = \frac{(x_1 - \bar{x})^2 + (x_2 - \bar{x})^2 + \dots + (x_n - \bar{x})^2}{n}$$

- b) **Desviación estándar:** Debido a que la varianza es una suma de cuadrados, la unidad de σ^2 es igual a la unidad de la muestra elevada al cuadrado, es decir si X se mide en % de Cu, σ^2 se mide en $(\% \text{ de Cu})^2$ (Alfaro, 2000). Por esta razón se define la desviación típica σ como:

$$\sigma = \sqrt{\sigma^2}$$

La desviación típica está expresada en las mismas unidades de la variable estadística, también constituye una medida de dispersión (Rossi y Deutsch, 2014).

- c) **Coefficiente de variación:** Es la razón entre su desviación estándar y le media de los datos, es muy útil ya que no posee unidad y se puede expresar en porcentajes. El coeficiente de variación también resulta útil para comparar la variabilidad entre varias muestras, incluso la variabilidad entre mediciones realizadas en diferentes unidades. Pero cuando la media es cercana a cero no es útil calcular el coeficiente de variación (Alperin, 2013).

$$CV = \frac{\sigma}{\bar{X}}$$

2.1.1.5 Histogramas

Los histogramas son representaciones gráficas de la distribución de frecuencias de un conjunto de datos. En esencia, un histograma es un gráfico de barras que muestra la frecuencia de ocurrencia de diferentes valores o rangos de valores en un conjunto de datos. Estos valores o rangos se representan en el eje horizontal, mientras que las alturas de las barras representan las frecuencias correspondientes en el eje vertical (Emery, 2022).

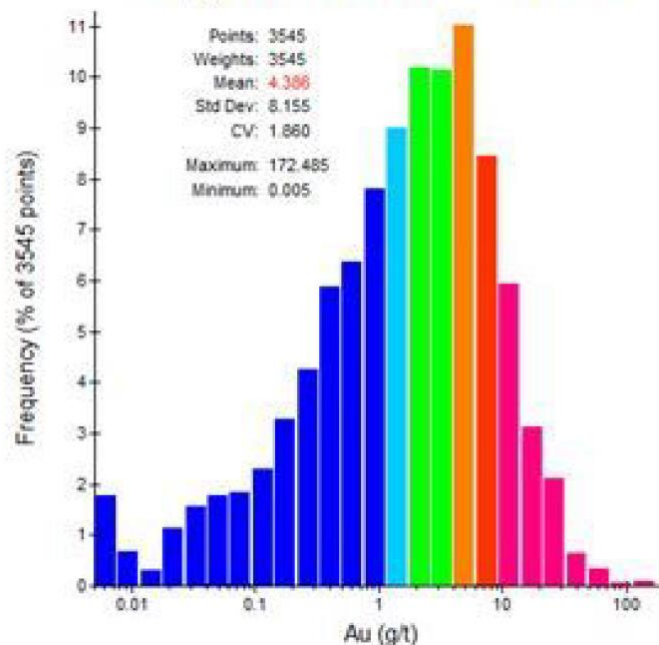


Figura 2: Histograma y resumen estadístico, modificado de Coombes (2016).

2.1.1.6 Diagrama de box plots

Son una representación gráfica que muestra la distribución de un conjunto de datos numéricos y resalta medidas estadísticas clave, como la mediana, los cuartiles y los valores atípicos. Los diagramas de caja

proporcionan una manera rápida y visual de resumir la distribución de los datos y destacar características importantes, como la simetría, la asimetría, la presencia de valores atípicos y la concentración de los datos alrededor de la mediana. Son ampliamente utilizados en estadística, investigación científica, análisis de datos y campos relacionados para comparar distribuciones y detectar patrones (Emery, 2022).

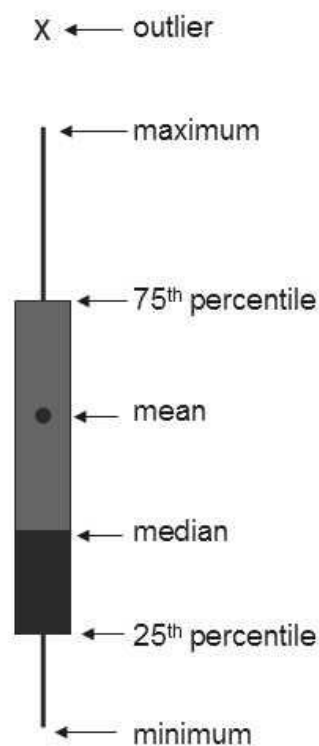


Figura 3: Diagramas de box plot (Coombes, 2008).

2.1.1.7 Covarianza

La covarianza (S_{xy}) es una medida estadística que cuantifica la relación entre dos variables, indica cómo se mueven conjuntamente dos variables en relación con sus medias. Es una medida de la variabilidad conjunta de ambas variables (Alfaro, 2000).



Si la $S_{xy} > 0$ la correlación es positiva, $S_{xy} < 0$ la correlación es negativa, $S_{xy} = 0$ la correlación es nula. Matemáticamente se define.

$$S_{xy} = \overline{XY} - \bar{X} * \bar{Y}$$

Las unidades de la covarianza dependen de las unidades de las variables involucradas. Si las dos variables tienen las mismas unidades, entonces la covarianza tendrá unidades al cuadrado de esas unidades. Debido a esto se recomendable usar el coeficiente de correlación que no tiene unidades (Rossi y Deutsch, 2014).

2.1.1.8 Coeficiente de Correlación

El coeficiente de correlación es una medida estadística que evalúa la relación entre dos variables. Es un número que varía entre -1 y 1 y se utiliza para determinar el grado de asociación lineal entre las variables (Sarma, 2009).

$$r_{x,y} = \frac{S_{x,y}}{S_x S_y}$$

Un coeficiente de correlación de 1 indica una correlación positiva perfecta, lo que significa que las variables se mueven en la misma dirección de manera completamente lineal. Por otro lado, un coeficiente de correlación de -1 indica una correlación negativa perfecta, lo que significa que las variables se mueven en direcciones opuestas de manera completamente lineal. Finalmente, un coeficiente de correlación de 0 indica que no hay una correlación lineal entre las variables. Es importante tener en cuenta que el coeficiente de correlación solo mide la relación



lineal entre las variables y no necesariamente implica una relación causal. Además, existen diferentes métodos para calcular el coeficiente de correlación, como el coeficiente de correlación de Pearson y el coeficiente de correlación de Spearman, que se utilizan en diferentes situaciones dependiendo de la naturaleza de los datos (Alperin, 2013).

2.1.2 Teoría de probabilidades

Las teorías de probabilidades son un conjunto de principios, métodos y modelos matemáticos que se utilizan para estudiar y analizar los fenómenos aleatorios y la incertidumbre asociada a ellos. Estas teorías se basan en el concepto de probabilidad y proporcionan un marco formal para comprender y cuantificar las posibilidades de diferentes eventos (Alfaro, 2000).

En minería tenemos datos limitados, no es factible muestrear todo el yacimiento, y aunque fuera posible los resultados geoquímicos tienen sus limitaciones. Además, a todo esto, se agrega la variabilidad del yacimiento, la edad de las rocas, los fluidos hidrotermales, los controles estructurales, los tipos de roca, etc. Debido a lo anterior, no es recomendable utilizar modelos determinados, ya que para utilizar estos debemos poder medir y controlar de manera exacta los factores que controlan a la variable de estudio. Entonces, para llenar este vacío se recurre a modelos probabilísticos (Condal *et al.*, 2021).

Así, el uso de los modelos probabilísticos para estimar recursos minerales nos permite analizar la información como el resultado de un proceso aleatorio, para luego estimar en lugares desconocidos a partir los lugares muestreados, con un margen de error conocido. Es importante señalar que aleatorio no significa



impredecible, tampoco significa que al considerar que un problema geológico como un fenómeno aleatorio se admitan estimaciones carentes de sentido. Por otra parte, tanto la estimación de los parámetros como la toma de decisiones se sustentan en la teoría de probabilidades debido a que la probabilidad es simultáneamente el lenguaje y la medida de la incertidumbre y los riesgos asociada a ella (Alperin, 2013).

2.1.2.1 Definición empírica de probabilidad

Dado que la probabilidad de un suceso cualquiera, A, tiende a coincidir con la frecuencia experimental cuando el número de repeticiones del experimento es lo suficientemente grande, es que la probabilidad de A se define como el límite de la frecuencia relativa que resultaría de considerar una serie infinita de experiencias (Alperin, 2013). También se le conoce como probabilidad a posteriori o también probabilidades teóricas.

$$P(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n_A}{n}$$

Donde n_A es el número de veces que ocurre A en una serie de n repeticiones del experimento.

2.1.2.2 Definición clásica de probabilidad de La Place

Definido por La Place en 1812, también conocido como probabilidad a priori donde dice que la probabilidad de A es igual al número de casos favorables a A sobre número de casos totales (Alperin, 2013).



$$P(A) = \frac{k}{n}$$

Dónde k es el número de casos posibles a A en una serie de n casos totales siempre que, todos los casos sean equiprobables.

2.1.2.3 Fenómenos aleatorios

Son aquellos fenómenos donde con las mismas condiciones dan resultados diferentes. Si bien los datos geológicos no son ciertamente el resultado de procesos aleatorios, pensarlos como fenómenos aleatorios resulta una herramienta útil al momento de resolver problemas de estimación (Alperin, 2013).

2.1.2.4 Suceso o Hecho

Es un sub conjunto muestral, dentro de los cuales tenemos, suceso simple, compuesto, seguro, imposible, entre otros (Emery, 2022).

2.1.2.5 Variable aleatoria

Se llama Variable Aleatoria a una función que asigna un número real a cada punto del espacio muestral. Es decir, es una función que permite expresar los resultados de un experimento aleatorio, como el de lanzar una moneda, en un número. Formalmente la variable aleatoria es la transposición teórica de una variable estadística (Emery, 2022).

2.1.2.6 Esperanza

El valor medio de una variable aleatoria se conoce como la Esperanza Matemática o Expectativa. Matemáticamente se define (Alfaro, 2000).

$$E(X) = x_1p_1 + x_2p_2 + \dots + x_np_n$$

Donde $p(x)$ es a función de probabilidad de la variable aleatoria X .

En resumen, es un valor medio de la variable X , en que todos los valores que X puede tomar están ponderados por su probabilidad respectiva, o sea que la esperanza matemática es un promedio teórico de la variable X (Alfaro, 2000).

2.2 GEOESTADISTICA

La geoestadística definida como “La aplicación del formalismo de las funciones aleatorias al reconocimiento y estimación de fenómenos naturales” (Matheron, 1962). Pero es D. G. Krige(1941) quien desarrolla las bases de esta disciplina y desarrolla un conjunto de técnicas que explotan la correlación espacial. Para descontento de muchos geólogos, la geoestadística es una rama de la estadística aplicada que se especializa en el análisis y modelación de la variabilidad espacial en ciencias de la tierra. Donde su objetivo es el análisis y predicción de fenómenos espacio y/o tiempo (Diaz, 2002).

Aunque el prefijo GEO es usualmente asociado con la geología, sin embargo, la geoestadística tiene sus orígenes en la minería, en otros textos lo describen como estadística espacial (Alperin, 2013).

2.2.1 Composición

Es el proceso de homogenización de las longitudes de muestreo de los taladros originales a longitudes iguales, la longitud del compósito es definido por el geólogo de estimación. El principal objetivo es homogenizar el soporte de los datos de tal manera que representen el mismo volumen.

2.2.2 Variografía

El variograma es la herramienta más importante para la estimación por Kriging, hace honor al sufijo geo de la geoestadística, al considerar la posición de las muestras en el espacio en función de la distancia y su dirección. La función del variograma es cuantificar la correlación espacial que hay entre los datos. Por lo tanto, la correlación espacial puede ser resumida como el saber algo acerca de las leyes en ubicaciones no muestreadas, pero también saber cada vez menos al aumentar la distancia desde las muestras (Sullivan, 1998).

Matemáticamente se define:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2|N(h)|} \sum_{N(h)} [z(x_a) - z(x_b)]^2$$

Dónde: Denotemos como $\{x_a: a = 1 \dots n\}$ los sitios de muestreo, $z(x)$ la variable regionalizada, donde $N(h) = \{(a,b) \text{ tales que } x_a - x_b = h\}$, $|N(h)|$ es el cardinal de $N(h)$.

El variograma experimental mide la desviación cuadrática promedio entre dos datos en función de su separación, existes algunas variantes y equivalentes del



variograma, como el correlograma, covarianza, entre otros (Rossi y Deutsch, 2014).

Para el cálculo de variograma se hace en dos etapas, primeramente, se modela el variograma experimental y en segundo lugar variograma teórico. En esta última etapa hay diferentes modelos teóricos a los se puede ajustar nuestros datos, entre los cuales tenemos modelo esférico, exponencial, Gaussiano, potencia y entre (Condal *et al.*, 2021).

2.2.3 Kriging Ordinario

El objetivo de Kriging es estimar un valor desconocido de una variable en un sitio del espacio dado, a partir de datos circundantes conocidos, con el mínimo error posible. Para tener una estimación óptima se consideran los siguientes puntos (Emery, 2022).

- Configuración de los datos.
- Distancia con respecto al sitio a estimar.
- Correlación espacial de la variable.

El Kriging es un interpolador basado en el modelo de función aleatoria, que consiste en ponderar los datos según:

- 1) Sus distancias al sitio a estimar.
- 2) Las redundancias entre los datos (posibles agrupamientos).
- 3) La continuidad espacial de la variable regionalizada (variograma).

2.2.4 Construcción del Kriging Ordinario

El Kriging se construye en base a tres restricciones fundamentales (Emery, 2022). Restricciones de linealidad, restricción de insesgo y finalmente restricción de optimalidad.

La restricción de linealidad nos dice que el estimador debe ser una combinación lineal ponderada de los datos.

$$Z^*(X_0) = a + \sum_{a=1}^n \lambda_a Z(X_a)$$

Donde:

X_0 es el sitio donde se busca estimar.

X_a son los sitios con datos o con muestras.

λ_a y a son las mismas incógnitas del problema de Kriging.

Esta restricción se debe a la decisión de considerar sólo los primeros momentos de las distribuciones de probabilidad (esperanza, covarianza y variograma) (Rossi y Deutsch, 2014).

Restricción de insesgo su objetivo es anular la esperanza del error de estimación. Se puede interpretar esta restricción, reemplazando la esperanza matemática por una media en el espacio: si se calcula sobre numerosas configuraciones de Kriging idénticas, la media de los errores de estimación cometidos se acerca a cero. La ausencia de sesgo no garantiza que los errores sean bajos, sino sólo que su media global es aproximadamente nula (Coombes, 2008).

$$E[Z^*(x_0) - Z(x_0)] = 0$$

Restriccion de optimalidad esta ultima busca los ponderadores que minimizan la varianza del error de estimación.

$$\text{var}[Z^*(x_0) - Z(x_0)] \text{ es mínima}$$

En términos intuitivos, esta restricción significa que, si se calcula sobre numerosas configuraciones de Kriging idénticas, la varianza estadística de los errores de estimación cometidos es la más baja posible (Rossi y Deutsch, 2014).

2.2.5 Estructura matricial del Kriging Ordinario

Todos los sistemas de ecuaciones del Kriging Ordinario se puede resumir en una estructura matricial en términos del variograma o covarianza. A continuación, se presenta el sistema matricial en término del variograma (Coombes, 2008).

$$\begin{pmatrix} \gamma(x_1 - x_1) & \cdots & \gamma(x_1 - x_n) & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \gamma(x_n - x_1) & \cdots & \gamma(x_n - x_n) & 1 \\ 1 & \cdots & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ -\mu \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma(x_1 - x) \\ \vdots \\ \gamma(x_n - x) \\ 1 \end{pmatrix}$$

Donde: γ es el variograma y μ es el multiplicador de Lagrange.

El primer término del sistema matricial, mide la redundancia entre los datos, el segundo término son los pesos que nos interesa calcular, y el tercer término mide la influencia de los datos sobre el valor a estimar en términos más sencillos es el variograma promedio entre las muestras y los puntos discretizados en cada bloque (Journel y Huijbregts, 1989)

El sistema matricial se puede resolver por varios métodos inversión matricial o pivote de Gauss. Y al final es una ecuación de la forma (Emery, 2022):

$$AX=B$$

2.2.6 Varianza de estimación (KV)

También conocido como varianza de estimación, donde la base fundamental para su cálculo es el variograma, a continuación, se presenta el planteamiento del profesor (Emery, 2022).

El error de estimación (ε) está dado por la siguiente ecuación:

$$\varepsilon = \hat{Z}_V - Z_V$$

Donde: \hat{Z}_V es la ley estimada conocida y Z_V es la ley real desconocida, debido a que Z_V es desconocido, entonces ε es desconocido.

Entonces es imposible saber su valor en signo y magnitud. Sin embargo, se puede caracterizar probabilísticamente el error ε , al utilizar el modelo matemático. Es lo mismo re escribir la ecuación de la siguiente manera.

$$\varepsilon = Z_V - \hat{Z}_V$$

Asumiendo la ley de probabilidad del error es la ley normal o de Gauss y considerando que ε es una variable aleatoria el cual se rige por ciertas reglas de probabilidad caracterizada por una esperanza matemática y varianza, tenemos.

$$m_E = E(\varepsilon)$$

Este valor es nulo porque los errores se compensan, siempre que el método de estimación verifique la condición de insesgado.

$$m_E = 0$$

Se puede demostrar que la varianza de estimación se puede calcular en función del modelo de variograma.

$$\sigma_E^2 = 2\bar{\gamma}(v_i, V) - \bar{\gamma}(V, V) - \bar{\gamma}(v_i, v_j)$$

Donde:

- (v, V) es el variograma promedio entre las muestras y el bloque (primer término).
- (V, V) es el variograma promedio entre todos los puntos del bloque (segundo término).
- (v, v) es el variograma promedio entre las muestras (tercer término).

Para evaluar y analizar nuestros resultados, más adelante haremos mención a esta ecuación, como “ecuación de varianza de estimación”. De lo mencionado, la importancia del variograma es crucial, además como lo señala (Alfaro, 2007). La varianza de estimación no depende de las leyes utilizados en el estimador, indirectamente si depende de las leyes utilizados en el cálculo del variograma. Esto se puede aprovechar para calcular la varianza del error en el caso de agregar uno o más sondajes adicionales.

2.2.7 Pendiente de regresión (SoR)

Para poder calcular y formular la pendiente de regresión, tenemos que asumir que el variograma es válido y la regresión es lineal. Como desconocemos

las leyes verdaderas de cada bloque. Lo que sí se puede calcular es la covarianza entre las leyes verdaderas y las leyes estimadas (Vann *et al.*, 2003). Matemáticamente se define como.

$$\text{SoR} = \frac{\text{Cov}(Z_v, Z_v^*)}{\text{Var}(Z_v^*)}$$

Donde: $\text{Cov}(Z_v, Z_v^*)$ es la covarianza de las leyes verdaderas y las leyes estimados, $\text{Var}(Z_v^*)$ es la varianza de las leyes estimados.

2.2.8 Eficiencia de Kriging (KE)

Se calcula en función de la varianza del bloque y la varianza de Kriging (KV). Debe ser uno cuando la varianza de Kriging es mínima y cero cuando la varianza de Kriging es igual a la varianza del bloque (Seequent, 2023).

$$\text{KE} = \frac{\text{VarB} - \text{KV}}{\text{VarB}}$$

Dónde: VarB es la varianza del bloque y KV es la varianza de Kriging.

2.2.9 Suma de pesos negativos (SumN)

La suma de ponderaciones negativas (SumN) se puede utilizar para evaluar la calidad de una estimación. Los pesos negativos deben evitarse o al menos minimizarse. Si hay ponderaciones negativas, es posible que el valor estimado esté fuera del rango de los valores de la muestra. Si la suma de las ponderaciones negativas es significativamente grande (en comparación con la suma total), entonces podría resultar en un valor mal estimado, dependiendo de los valores de la muestra (Seequent, 2023).

El peso remanente es asignado a la ley media del dominio (el peso de la media) y es un índice inversamente proporcional del "efecto pantalla". Una muestra se dice que está 'apantallada' si otra muestra yace entre éste y el punto que se estima, en este caso, el peso de la estimación de la muestra apantallada se reduce (Vann *et al.*, 2003).

$$\lambda_m = 1 - \sum \lambda_i^{sk}$$

Donde: λ_m es el peso asignado a la media global.

2.2.10 Parámetros del Kriging Ordinario

Conocido también como plan de Kriging ó vecindad de Kriging, es el espacio que contiene el sitio a estimar y los datos utilizados en la estimación. El usuario puede considerar varias posibilidades (Emery, 2022).

Godoy (2009), en sus presentaciones menciona 7 parámetros principales requeridos para una estimación por Kriging:

- **Modelo variográfico:** Mide como varían las leyes con la distancia y con la dirección. De esta manera cuantifica la correlación espacial que hay entre los datos. Tienen tres direcciones, primera, segunda y tercera. Usualmente el resultado es un elipsoide.
- **Distancia de búsqueda:** Es la distancia establecida para que solo los compósitos que están dentro de esta distancia participen en la estimación del bloque. Se define en las tres direcciones del variograma.



- **Número de compósitos:** Es el número mínimo o máximo de compósitos requeridos para estimar al boque. Si no se encuentra el mínimo número de compósitos establecidos el bloque quedará sin estimar.
- **Estrategia de búsqueda:** Es el procedimiento de dividir el elipsoide de búsqueda en ocho sectores(octantes) ó en cuatro sectores(cuadrantes) con el objetivo de que por cada sector participe un compósito por lo menos(desclasterización). Se configura según las necesidades del geólogo estimador.
- **Discretización del bloque:** Establece el número de puntos de discretización en las direcciones X, Y y Z para cada bloque. Cada bloque se divide (discretiza) en varias subunidades. La estimación de ley se realiza en cada sub bloque discretizado y el promedio de estos será la ley final del bloque madre.
- **Tamaño de bloque:** Es el tamaño de bloque madre en que se realiza la estimación.
- **Estrategia para tratar valores anómalos:** Son los diferentes métodos para controlar la influencia en la estimación de los compósitos con leyes catalogados como altos erráticos ó valores anómalos.

La mayoría de los autores coinciden con estos parámetros, y en este trabajo de investigación tomaremos algunos de estos parámetros como variables.



Estos parámetros se pueden variar según sea el objetivo de la estimación y los *softwares* mineros en su mayoría tienen las opciones para controlar estos parámetros. Kriging se describe comúnmente y correctamente como el método que “minimiza la varianza de estimación”, esto sólo es cierto cuando la vecindad está bien definida. Para ello, es necesario un método que tenga como objetivo evaluar una “adecuada” vecindad (Vann *et al.*, 2003).

CAPÍTULO III

MÉTODOS Y MATERIALES

3.1 METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

El presente trabajo de investigación es descriptivo y experimental. El cual se enfoca en caracterizar estadísticamente y geoestadísticamente la ley de Zn en el yacimiento. Seguidamente, se realiza una estimación por Kriging Ordinario para cada variable de investigación (Tamaño de bloque, número de compósitos, alcance del variograma, discretización del bloque) con diferentes escenarios, cambiando algunos parámetros y manteniendo constante los demás (ver Figura 4).

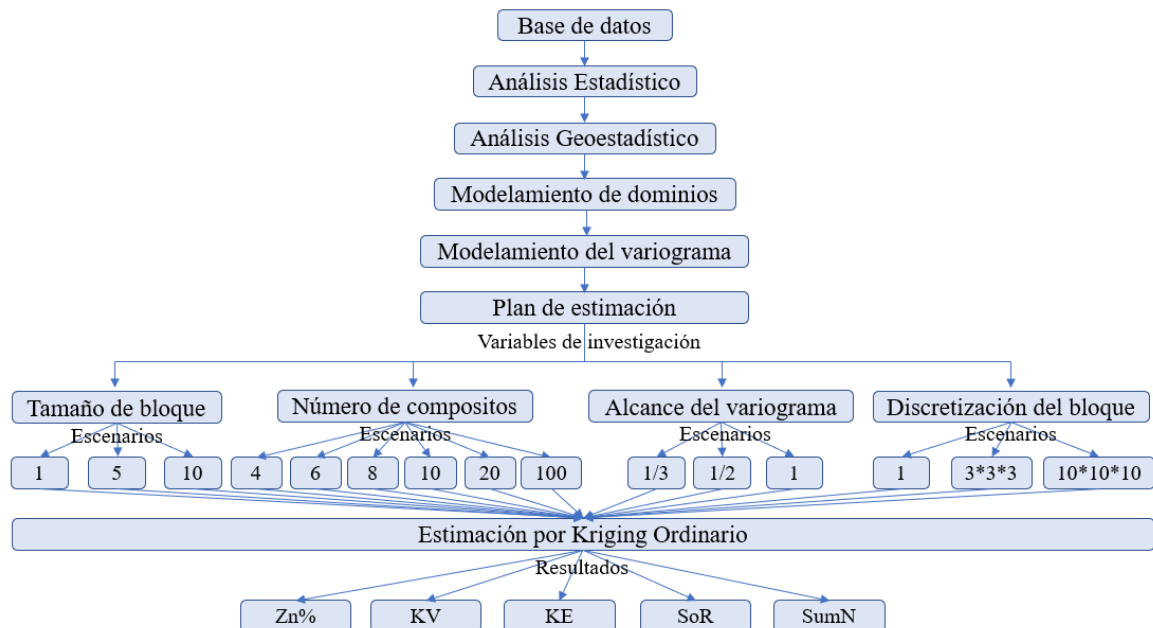


Figura 4: Variables de investigación y metodología aplicada.

3.2 CARACTERIZACIÓN ESTADÍSTICA Y GEOESTADÍSTICA

Para caracterizar estadísticamente y geoestadísticamente las leyes en la mina Sierra Sumaq Rumi, se siguió los procedimientos estándar en la industria minera, como

se muestran en la Figura 5. La caracterización estadística, se realizó para el elemento Zn y ancho de muestreo, obteniendo sus principales estadísticas, ley promedio, moda, desviación estándar, varianza, cuartiles, histogramas, curva de probabilidad y altos erráticos. La caracterización geoestadística consistió en el modelamiento de dominios de estimación, análisis de contacto y modelamiento variográfico.

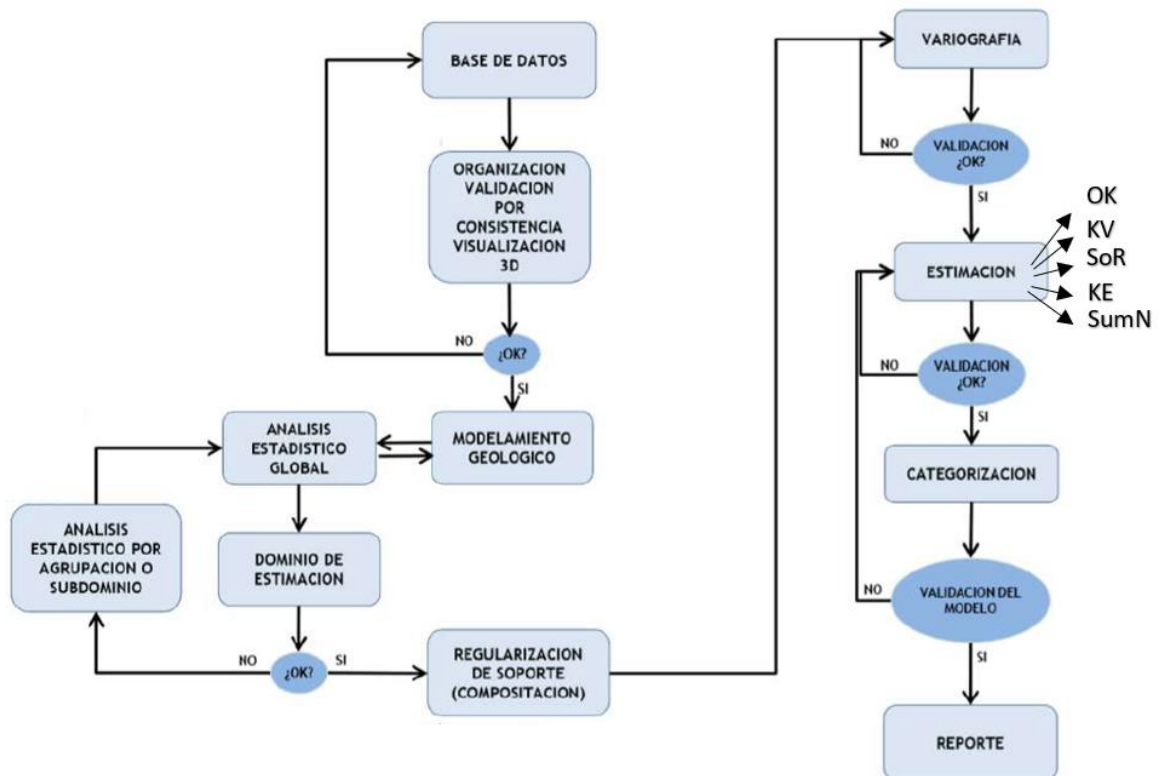


Figura 5: Flujograma de trabajo de un modelo de recursos modificado de (Mejía, 2019).

3.2.1 Revisión y validación de base de datos

Se realizó la revisión de datos erróneos o inconsistentes, datos debajo del límite de detección, datos repetidos, datos mal posicionados, datos ausentes. La información fue validada básicamente por consistencia, comparando la



continuidad de la información, la relación de la información con la topografía, que los valores tengan límites razonables, etc.

3.2.2 Análisis exploratorio de los datos

El análisis exploratorio de los datos conocido también como EDA, se realizó para el elemento económico que es el Zn y el ancho de muestreo. Las principales estadísticas para el Zn se obtienen ponderando cada dato por su ancho de muestreo.

3.2.3 Definición de dominios de estimación

Se realizó modelos neutrales del elemento Zn, para determinar las principales direcciones de continuidad de la mineralización.

3.2.4 Composición

Se composita los valores de Zn considerando como control el ítem ZNCPO. La composición se realiza de intervalos de 1 metro.

Para evitar la ocurrencia de tramos muy cortos que puedan contener leyes altas, produciendo sobre estimación, se procede de la siguiente manera: Si al final de cada intervalo o unidad ZNCPO hubiera un intervalo menor o igual a 0.50 metros, este tramo se adiciona al compósito previo; si el intervalo es mayor que 1 metro, se considera como intervalo independiente.

3.2.5 Análisis de contacto

Se realiza el análisis de contactos entre los dominios de estimación, para ver la variabilidad de las leyes en los límites de los contactos. Para así, determinar



la dependencia de los datos de un dominio a otro. Determinando la ley media local respecto a la distancia del contacto de los dominios.

3.2.6 Análisis de outliers

Estos valores altos(*outliers*) fueron determinados mediante, la metodología de *global topcut analysis*. Que consiste en tener en cuenta los histogramas de los datos (donde corta), la curva *log probability plot*(donde corta), grafico de media vs varianza(no debe haber mucha variación), y la cantidad de metal removido(la cantidad de datos anómalos no debe ser más del 5% del total).

3.2.7 Estudio variográfico

Se ha efectuado el estudio variográfico en los dominios determinados.

Los variogramas fueron construidos aplicando procedimientos estándar, se trata de variogramas de información transformada a normal score, determinando el valor del efecto pepa en el variograma *downhole* y los demás parámetros en las direcciones definidas como Rotación 1, Rotación 2 y Rotación 3, según la rotación GSLIB.

3.3 DETERMINACIÓN DE LA SENSIBILIDAD DE PARÁMETROS

Se evaluaron cuatro parámetros del Kriging Ordinario, tamaño del bloque, numero de compósitos, alcance del variograma y discretización del bloque.

Con los datos obtenidos de la caracterización estadística y geoestadística, para evaluar la sensibilidad de los parámetros se crearon escenarios de estimación para cada parámetro, variando el valor del parámetro en estudio y manteniendo constante los demás, seguidamente se realiza una estimación por Kriging Ordinario, almacenando los

siguientes resultados de estimación (indicadores), varianza de Kriging (KV), eficiencia del Kriging (KE), la pendiente de regresión (SoR), suma de pesos negativos (SumN) y ley estimada por Kriging Ordinario. Adicionalmente, se realiza una estimación por el método de vecino más cercano (NN) para cada escenario, esto para fines comparativos.

Con los datos obtenidos se crearon gráficos, tres en uno, para facilitar su interpretación, donde se plotean los escenarios en el eje X y los KE, SoR y SumN en el eje Y.

También se realizó gráficos de *Swathplot* y gráficos Tonelaje – Ley, donde corresponda.

3.3.1 Evaluación del tamaño del bloque

Se construye tres escenarios para evaluar este parámetro, como se muestra en la Tabla 1 y Figura 6.

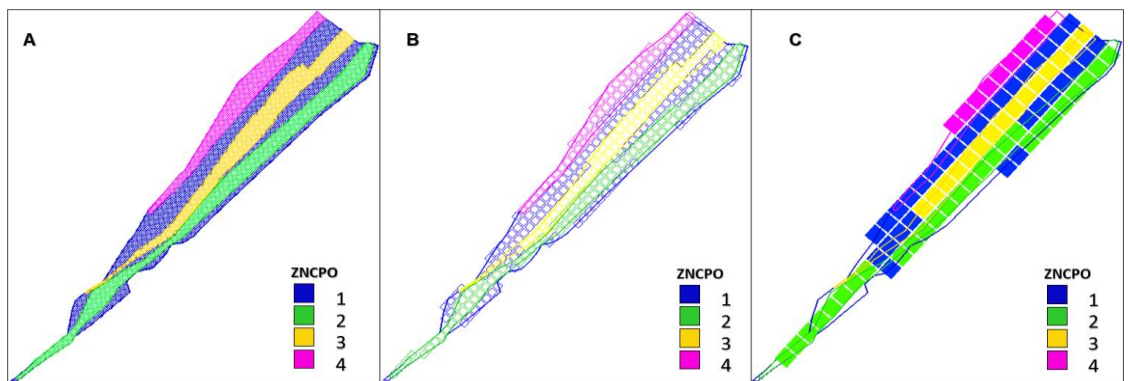


Figura 6: Tamaño de bloques, (A) 1x1x1, (B) 5x5x5 y (C) 10x10x10.

Tabla 1:

Parámetros de estimación para evaluar el tamaño del bloque.

Parámetros	Escenario 1	Escenario 2	Escenario 3
Tamaño del bloque	1*1*1	5*5*5	10*10*10



Modelo variográfico	Constante	Constante	Constante
Distancia de búsqueda	84*54*10	84*54*10	84*54*10
Máximo de compósitos	8	8	8
Estrategia de búsqueda	Sin octantes	Sin octantes	Sin octantes
Discretización del bloque	3*3*3	3*3*3	3*3*3
Valores anómalos	42	42	42

3.3.2 Evaluación de número de compósitos

Se construyó seis escenarios para evaluar este parámetro, como se muestra en la Tabla 2.

Tabla 2:

Parámetros de estimación para evaluar el número de compósitos.

Parámetros	Escenario 1	Escenario 2	Escenario 3	Escenario 4	Escenario 5	Escenario 6
Tamaño del bloque	1*1*1	1*1*1	1*1*1	1*1*1	1*1*1	1*1*1
Modelo variográfico	Constante	Constante	Constante	Constante	Constante	Constante
Distancia de búsqueda	84*54*10	84*54*10	84*54*10	84*54*10	84*54*10	84*54*10
Máximo de compósitos	4	6	8	10	20	100
Mínimo de compósitos	1	1	1	1	1	1
Estrategia de búsqueda	Sin octantes	Sin octantes	Sin octantes	Sin octantes	Sin octantes	Sin octantes
Discretización del bloque	3*3*3	3*3*3	3*3*3	3*3*3	3*3*3	3*3*3
Valores anómalos	42	42	42	42	42	42

3.3.3 Evaluación del alcance del variograma

Se evaluó este parámetro con tres escenarios como se muestra en la Tabla 3 y Figura 7. Los alcances del variograma para este proyecto en la dirección principal es 84 m., segunda dirección 54 m. y tercera 10 m. Para el escenario uno

dividimos los alcances entre tres, para escenario dos dividimos los alcances entre dos y el escenario tres mantiene los alcances originales del variograma inicial.

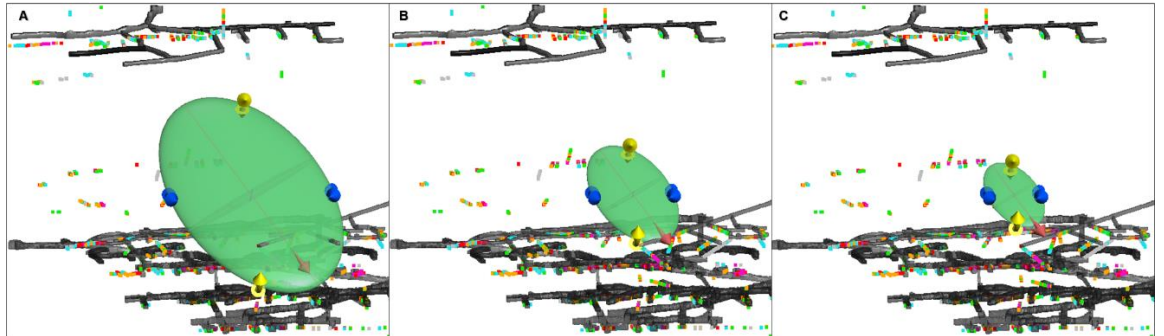


Figura 7: Elipsoides, (A) escenario tres, (B) escenario dos, (C) escenario uno.

Tabla 3:

Parámetros de estimación para evaluar el número de compósitos.

Parámetros	Escenario 1	Escenario 2	Escenario 3
Tamaño del bloque	1*1*1	1*1*1	1*1*1
Modelo variográfico	Constante	Constante	Constante
Distancia de búsqueda	1/3	1/2	1
Máximo de compósitos	8	8	8
Mínimo de compósitos	1	1	1
Estrategia de búsqueda	Sin octantes	Sin octantes	Sin octantes
Discretización del bloque	3*3*3	3*3*3	3*3*3
Valores anómalos	42	42	42

Evaluación discretización

Se evaluó este parámetro con tres escenarios, como se muestra en la Tabla 4 y Figura 8. El primer escenario donde no se discretiza el bloque, el segundo donde se discretiza en tres bloques en cada dirección, y un tercer escenario de diez bloques en cada dirección.

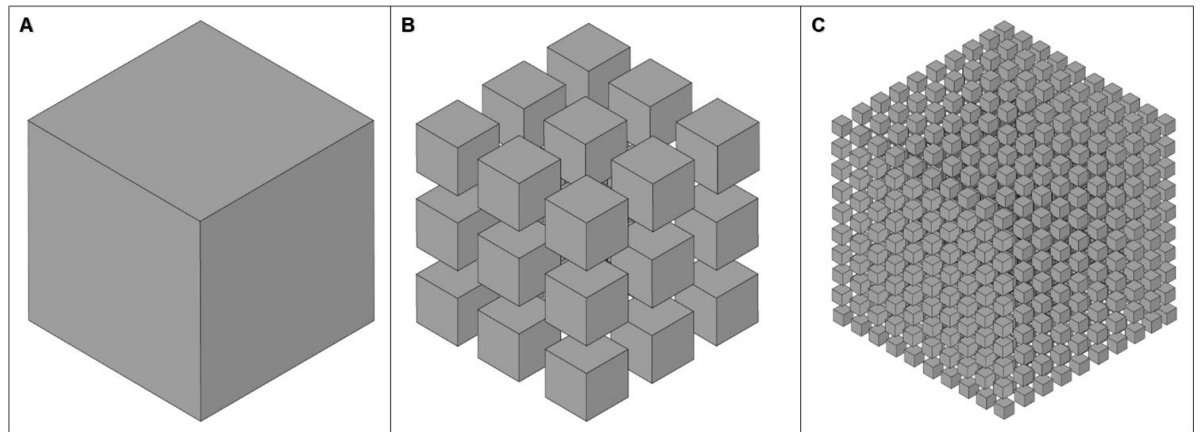


Figura 8: Discretización de bloques, (A) 1x1x1, (B) 3x3x3 y (C) 10x10x10.

Tabla 4:

Parámetros de estimación para evaluar la discretización del bloque.

Parámetros	Escenario 1	Escenario 2	Escenario 3
Tamaño del bloque	1*1*1	1*1*1	1*1*1
Modelo variográfico	Constante	Constante	Constante
Distancia de búsqueda	84*54*10	84*54*10	84*54*10
Máximo de compósitos	8	8	8
Mínimo de compósitos	1	1	1
Estrategia de búsqueda	Sin octantes	Sin octantes	Sin octantes
Discretización del bloque	1*1*1	3*3*3	10*10*10
Valores anómalos	42	42	42

3.4 ETAPAS DE TRABAJO

3.4.1 Etapa 1 – Gabinete

- Recopilación de información bibliográfica en temas de geología local, proceso de estimación de recursos minerales, códigos internaciones, Kriging Ordinario, vecindad de búsqueda, variable regionalizada, cambio de soporte, etc.
- Revisión de la base de datos entregados por la empresa, validación, análisis exploratorio de los datos, identificación de altos erráticos, construcción del



modelo geológico, dominios de estimación. Elaboración de un informe con las principales dudas, falta de información, inconsistencias, para luego ir a revisarlo en campo.

3.4.2 Etapa 2 – Campo

- Levantamientos de las observaciones realizados en la etapa anterior.
- Reconocimiento de las estructuras mineralizadas, validación del modelo geológico, identificación de posibles controles litológicos, mineralógicos, estructurales, identificación de posibles tendencias en la mineralización.

3.4.3 Etapa 3 – Gabinete

- Integración de la información recopilado en la etapa anterior.
- Construcción de dominios de estimación, compositación de los datos, análisis exploratorio de los datos compositados, modelamiento variográfico, elaboración de escenarios, estimación por Kriging Ordinario y vecino más cercano.
- Análisis de los resultados y elaboración de tesis.

3.5 MATERIALES

Los materiales utilizados para esta investigación son: Brújula, GPS, libreta geológica, picota, software de estadístico, software de modelamiento y software de estimación.





CAPÍTULO IV

CARACTERIZACIÓN DEL ÁREA DE INVESTIGACIÓN

4.1 UBICACIÓN Y ACCESIBILIDAD

El área de estudio está ubicada en el distrito de San José de Quero, provincia de Concepción y departamento de Junín, como se muestra en la Figura 9.

El área de estudio es accesible por la carretera central, Lima, La Oroya, desvío Pachacayo, y finalmente unidad minera Sierra Sumaq Rumi, toda la ruta comprende un total de 260 km y 6 horas aproximadamente (ver Tabla 5).

Tabla 5:

Distancia y tiempo hacia el Proyecto.

Tramo	Distancia(km)	Tiempo(horas)
Lima - La Oroya	175	3.5
La Oroya - Pachacayo	45	0.5
Pachacayo - unidad minera	40	2
Total	260	6



Figura 9: Mapa de ubicación y acceso al proyecto.

4.2 GEOLOGÍA DEL ÁREA DE ESTUDIO

4.2.1 Litología

La litología principal que conforma el área de estudio son principalmente rocas sedimentarias de edad Mesozoico, como se muestran en las Figuras 12 - 18. Al igual que rocas intrusivas que afloran al Oeste y Sur Este del área de estudio.

4.2.1.1 Formación Condorsinga

Conformado por calizas de coloración gris, con presencia de oolitos (*packstone*) y fragmentos de bivalvos, en estratos de 20 a 60 cm, ocasionalmente en bancos de 1 m. En los alrededores de la laguna Azulcocha alcanza una potencia 400 m. Al Este del área de estudio se

evidencia afloramientos de caliza con intercalaciones de dolomitas en la parte media y superior. Se le asigna al Jurásico inferior. En la Figura 10 se puede observar un ejemplo de afloramiento de esta Formación.



Figura 10: Afloramientos de Calizas de la Formación de Condorsinga.

4.2.1.2 Formación Cercapuquio

Conformado principalmente por areniscas de color púrpura a gris. En la zona de estudio aflora al Sur y Norte sobreyaciendo a la Formación Condorsinga concordantemente, compuesto por areniscas feldespáticas con intercalación de limolitas y lutitas gris verdosas a rojiza principalmente, en estratos de 15 a 45 cm. Se le asigna al Jurásico inferior - Jurásico medio.

4.2.1.3 Formación Chaucha

Es la zona de estudio está conformado por sedimentos carbonatados, calizas grises intercaladas con areniscas de grano medio en su miembro inferior y areniscas calcáreas finas a cuarzoarenitas blancas en

el miembro superior, que sobreyacen concordantemente a la Formación Cercapuquio. Se le asigna al Jurásico medio – superior.

4.2.1.4 Formación Goyllarisquizga

En la zona de estudio está conformado por areniscas blancas, de grano fino a medio, con intercalación de lutitas, limonitas y algunos horizontes de carbón. Al Norte de la falla Cochabamba – Gran Bretaña (c 11) presentan laminación paralela en estratos de 10 a 20 cm. Descansan concordantemente sobre la Formación Chaucha.

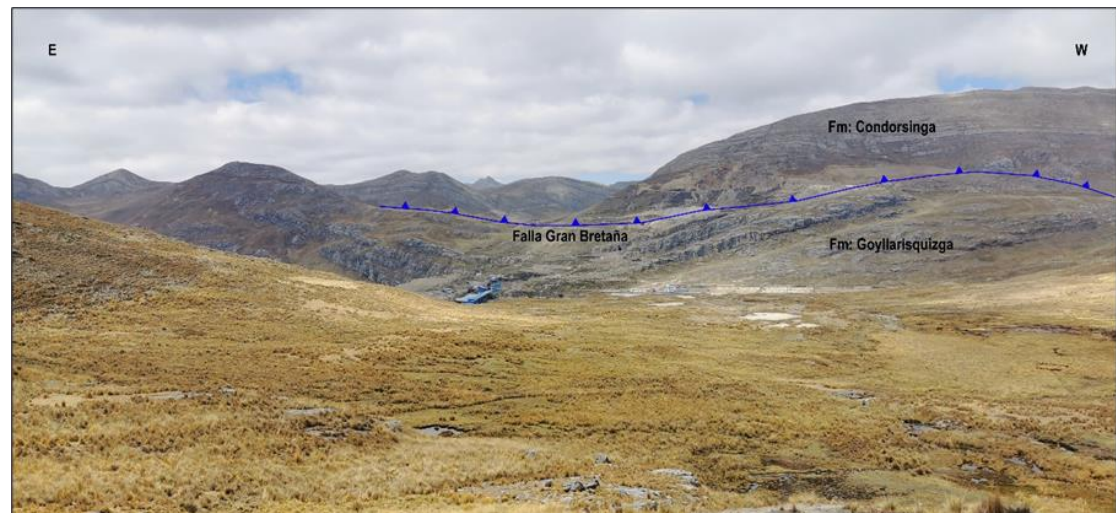


Figura 11: Contacto entre Fm. Condorsinga y Fm. Goyllarisquizga.

4.2.1.5 Formación Pariahuanca

Localmente describimos areniscas finas calcáreas, con laminación cruzada, en estratos de 80 cm a 150 cm, y ocasionalmente areniscas calcáreas color beige intercalados con calizas *wackestone* hacia el tope.



4.2.1.6 Depósitos cuaternarios

Depósitos constituidos por bloques heterométricos angulosos en matriz limoarenosa, gravas y arenas con matriz limoarenosa formando terrazas en los lechos de río.

4.2.1.7 Rocas ígneas

Localmente no se tiene registros de rocas ígneas, pero, en los mapas regionales del INGEMMET se observa a 5 kilómetros al Oeste de la zona de estudio, el stock de Chuquipita de composición granito hasta granito de feldespatos alcalinos, de edad mioceno, que en el contacto con los sedimentos carbonatados desarrolla cuerpos de skarn además, a 9 kilómetros al sur aflora pórfido andesítico, de edad oligoceno (ver figura 12).

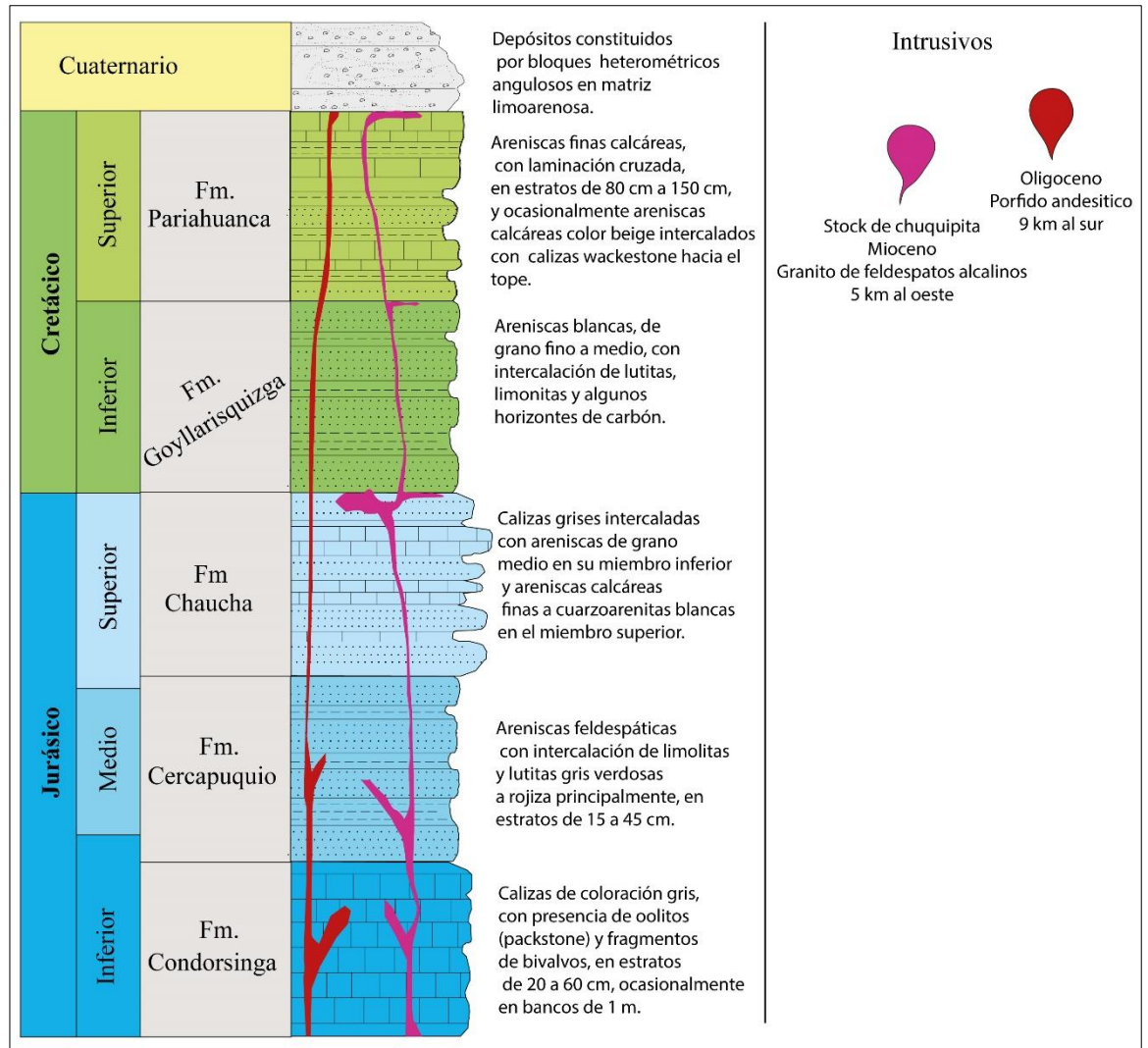


Figura 12: Columna estratigráfica local.

4.2.2 Geología estructural

La falla Cochas – Gran Bretaña es la estructura más importante local y regionalmente, de naturaleza inverso donde el bloque sur cabalga sobre el bloque Norte, con rumbo 45° NW regionalmente, localmente tiene un rumbo Este – Oeste, aflora por más de 100 km.

Por ser una falla regional de múltiples eventos, otros sectores de la falla habrían sufrido dos movimientos con componente siniestral y dextral. En la Figura

13 se puede observar, testigos diamantinos en zona de falla. La sección geológico – estructural interpretada se muestra en la Figura 19.



Figura 13: Testigo de perforación en zona de falla.

4.2.3 Geología económica

Se trata de un cuerpo de mineralización de Zn - Mn y Pb, que tiene como mineral principal esfalerita (ZnS) y minerales oxidados de manganeso, asociado a contenidos de Pb, As, Au, Fe y Ba. Los minerales asociados a estos elementos se observan en las Figuras 14 y 15. La Figura 15 es una microfotografía a detalle de la Figura 14:

- **Esfalerita (ZnS):** Es el mineral principal y económico del yacimiento. Se presenta rellenando espacios vacíos en las zonas de falla y en venillas en las rocas cajas. A veces está acompañado con finas y escasas inclusiones de arsenopirita. También se presenta en agregados de cristales anhedrales



y granulares siempre rellenando fracturas (espacios vacíos), ver figura 15 – B y 15 - C.

- **Arsenopirita (FeAsS):** Su ocurrencia es como cristales subhedrales prismáticos a anhedrales, en algunas zonas muy puntualmente se han reportado la ocurrencia en masas granulares; siempre acompañando a la Esfalerita como impregnaciones y diseminados en los cristales de Oropimente.
- **Pirita (FeS₂):** Este mineral, generalmente se presenta como cristales anhedrales – masivos, inmersos en el Oropimente como finas diseminaciones.
- **Baritina (BaSO₄):** Se presenta de manera masivo con cristales que tienen tamaños centimétricos con hábitos tabulares, prismáticos; en ocasiones forman la textura enrejada (*Lattice - blades*) como se puede observar en las Figuras 14 y 15. Aquí albergan en sus intersticios al Oropimente.
- **Rejalgar (As₄S₄):** Se presenta en cristales de rojo intenso en pequeñas geodas (ver Figura 17) y como manchas detríticas siempre asociado al Oropimente. ver Figura 14.
- **Oropimente (As₂S₃):** Color amarillo muy característico, en las zonas de falla se presenta como cristales prismáticos en forma radial a manera de Esferulitos, ver Figura 16 y 17. También se presenta en forma botroidal(ver Figura 15 -C) rellenando oquedades, casi siempre está acompañado por Rejalgar, es un mineral muy abundante en el yacimiento.
- **Marcasita (FeS₂):** Agregados terrosos esferoidales que reemplazan a la Pirita, se encuentran en intersticios del Oropimente y Esfalerita.



- **Rodocrosita (MnCO_3):** Cristales anhedrales en venillas que cortan a la Esfalerita, en las partes altas se presenta como gránulos compactos junto a la Baritina, Figura 15-E.
- **Óxidos de hierro:** Ocurre de forma terrosa y formas masivas que están diseminadas en Oropimente y Rejalgar, generalmente es común en los niveles altos del yacimiento (cerca de la superficie).
- **Pirolusita (Mn_4O_2):** Ocurre principalmente en los niveles altos del yacimiento, con habito detrítico, masivo, fibroso y principalmente rellenando fracturas, de color gris oscuro muy característico, ver Figura 14 y 15-F.
- **Calcita (CaCO_3):** Acompañando a otros minerales como Oropimente y Rejalgar, ampliamente distribuidos en el yacimiento como venillas, cristales y masivo en los niveles superiores del yacimiento, ver Figura 14. Normalmente se presentan en las rocas caja del yacimiento.
- **Galena (PbS):** Para el presente trabajo no se contó con una muestra de mano de este mineral, los trabajos históricos mencionan su ocurrencia de manera puntual, y también es de conocimiento que su ocurrencia es a nivel microscópico acompañando al Oropimente.



Figura 14: Principales minerales en muestra de mano, zona alta del yacimiento.

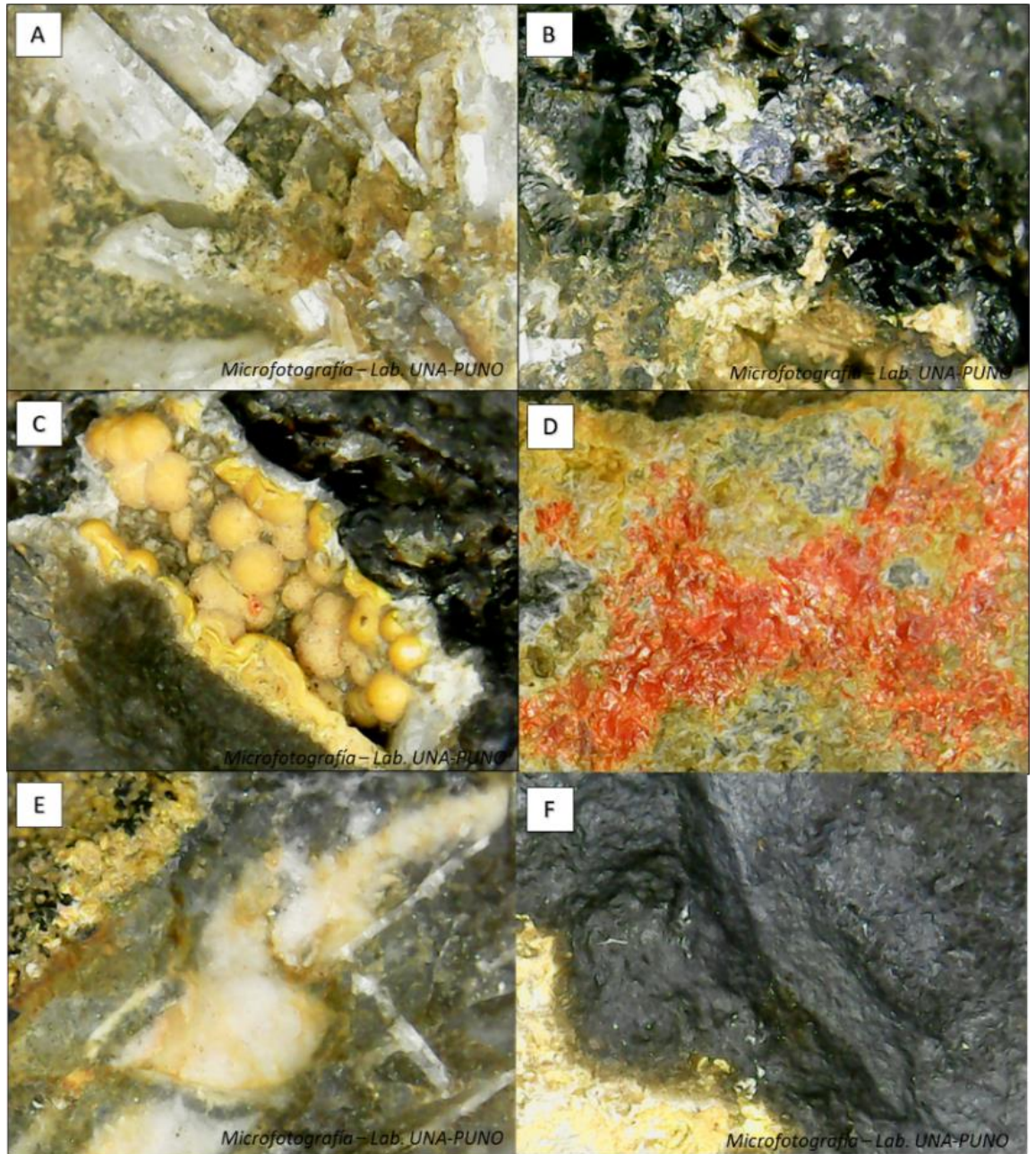


Figura 15: Microfotografía de los principales minerales del yacimiento.

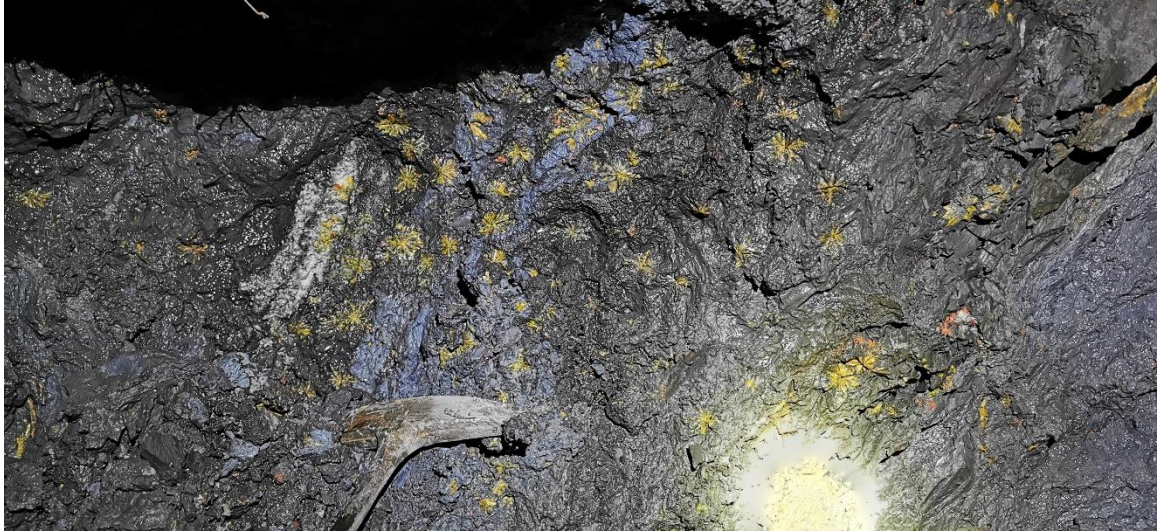


Figura 16: Esferulitos de Oropimente en zona de falla.

El yacimiento mineral en estudio, es un cuerpo emplazado en la falla regional Cochas - Gran Bretaña, de rumbo Este-Oeste, con buzamiento promedio de 50° al Sur, que pone en contacto las areniscas del Grupo Goyllarisquizga, en el piso, con las calizas del Grupo Pucará (Fm: Condorsinga), en el techo. Es un cuerpo fallado y brechado con mineral pulverulento por tramos. Las dimensiones de este cuerpo van de pocos metros hasta una potencia máxima de 42 metros.

Es evidente que se tiene mayor desarrollo de la mineralización en sectores con mayor potencia de apertura; apreciaciones submicroscópicas muestran comportamientos preferentemente como relleno de fracturas y en menor grado como diseminaciones, no se ha evidenciado la presencia de remplazamiento de determinados horizontes calcáreos.

Las menas se presentan principalmente como relleno de espacios abiertos y como cemento de los fragmentos de caliza y en brechas de colapso, las texturas de tipo coloforme son las más abundantes.

Los informes históricos y trabajos de campo no registran alteración hidrotermal importante dentro de la zona de estudio.

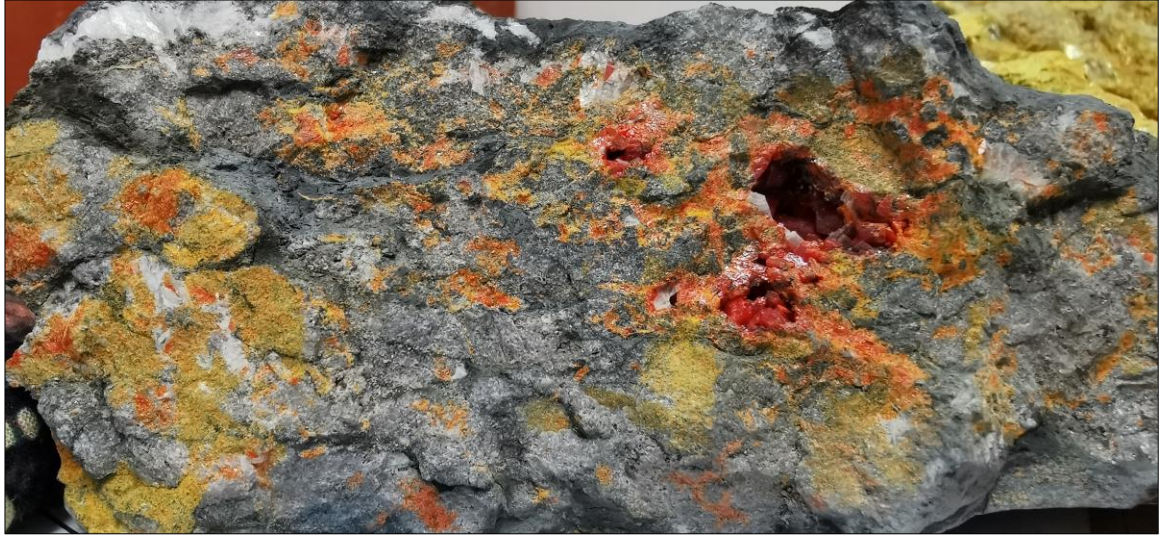


Figura 17: Oropimente(amarillo), cristales de Rejalgar(rojo) y Calcita(blanco).

Por las características descritas. El yacimiento de Sumaq Rumi se tipifica como un yacimiento de CRD (*Carbonate Replacement Deposits*).

4.2.4 Genesis

Los estudios realizados por (Muñoz & Fontboté, 1994) determinaron cuatro principales fases de mineralización.

- **Fases I:** Consiste de agregados masivos de Pirita, Marcasita y Esfalerita diseminada.
- **Fase II:** Compuesta principalmente por Esfalerita acompañada por Baritina Rodocrosita, Marcasita y cantidades menores de Galena y sulfosales de Pb y As.



- **Fase III:** Presenta principalmente Marcasita, "Melnicovita" (en parte con contenidos de Au), Oropimente y Rejalgar, así como también pequeñas inclusiones aciculares de un sulfosal desconocido.
- **Fase IV:** Supérgena y comprende óxidos de Mn, Limonita y Smithsonita. La mena se presenta fundamentalmente relleno de espacios en blanco abiertos y en parte como cemento con textura coliforme en las brechas de colapso.

También, Muñoz y Fontboté (1994) realizaron estudios de inclusiones fluidas en las baritinas de las fases II y III, en las cuales las temperaturas de homogenización resultantes varían entre 90 y 117°C (promedio 131 °C) y las salinidades entre 5 y 20% NaCl equivalente (promedio 12%). Además, los mismos autores realizaron estudios de isótopos de azufre en esfalerita y baritina, sugiriendo como fuente una mezcla entre azufre magmático (fuente principal) y azufre derivado de evaporitas en la Formación Capas Rojas del Eoceno.

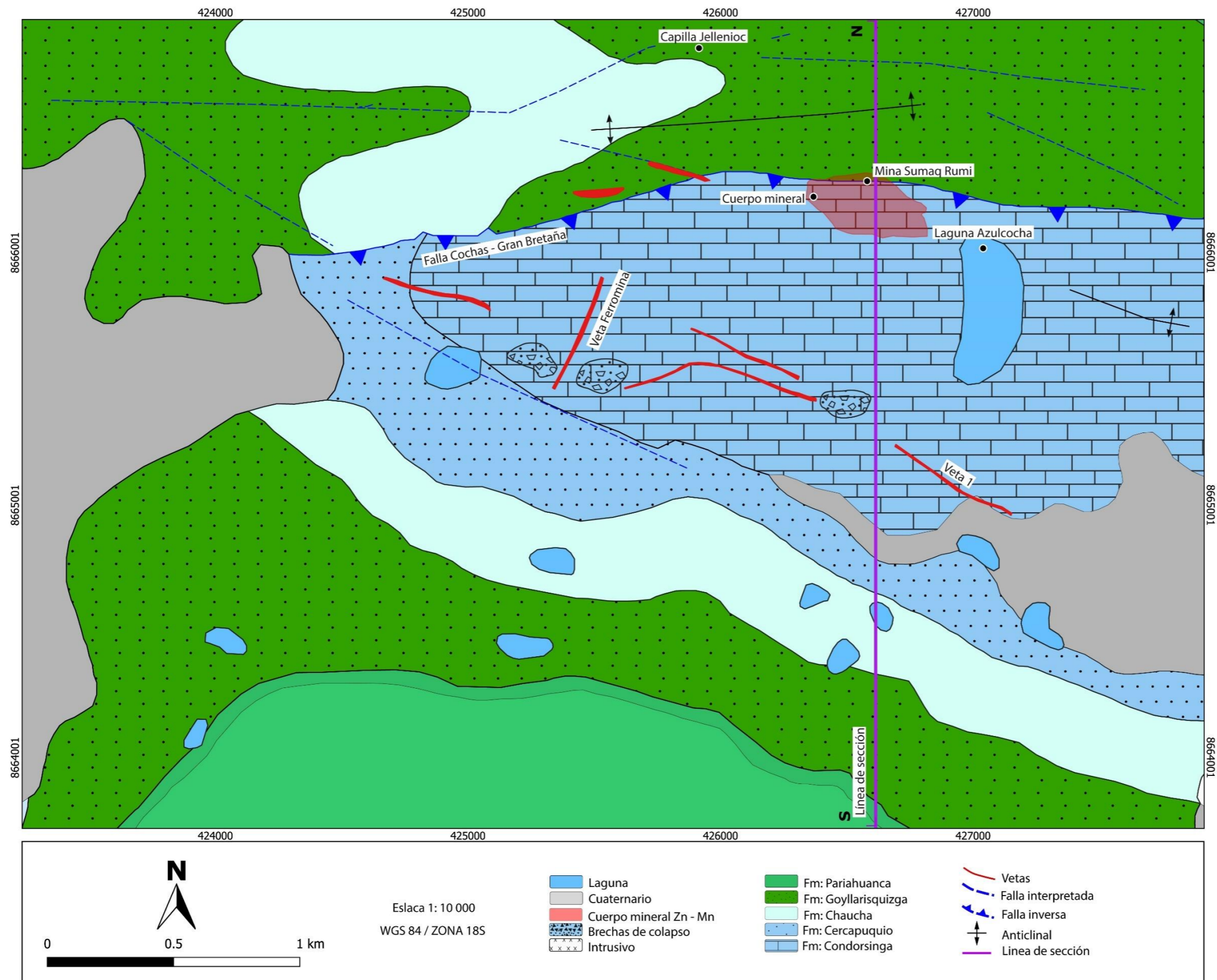


Figura 18: Mapa geológico local.

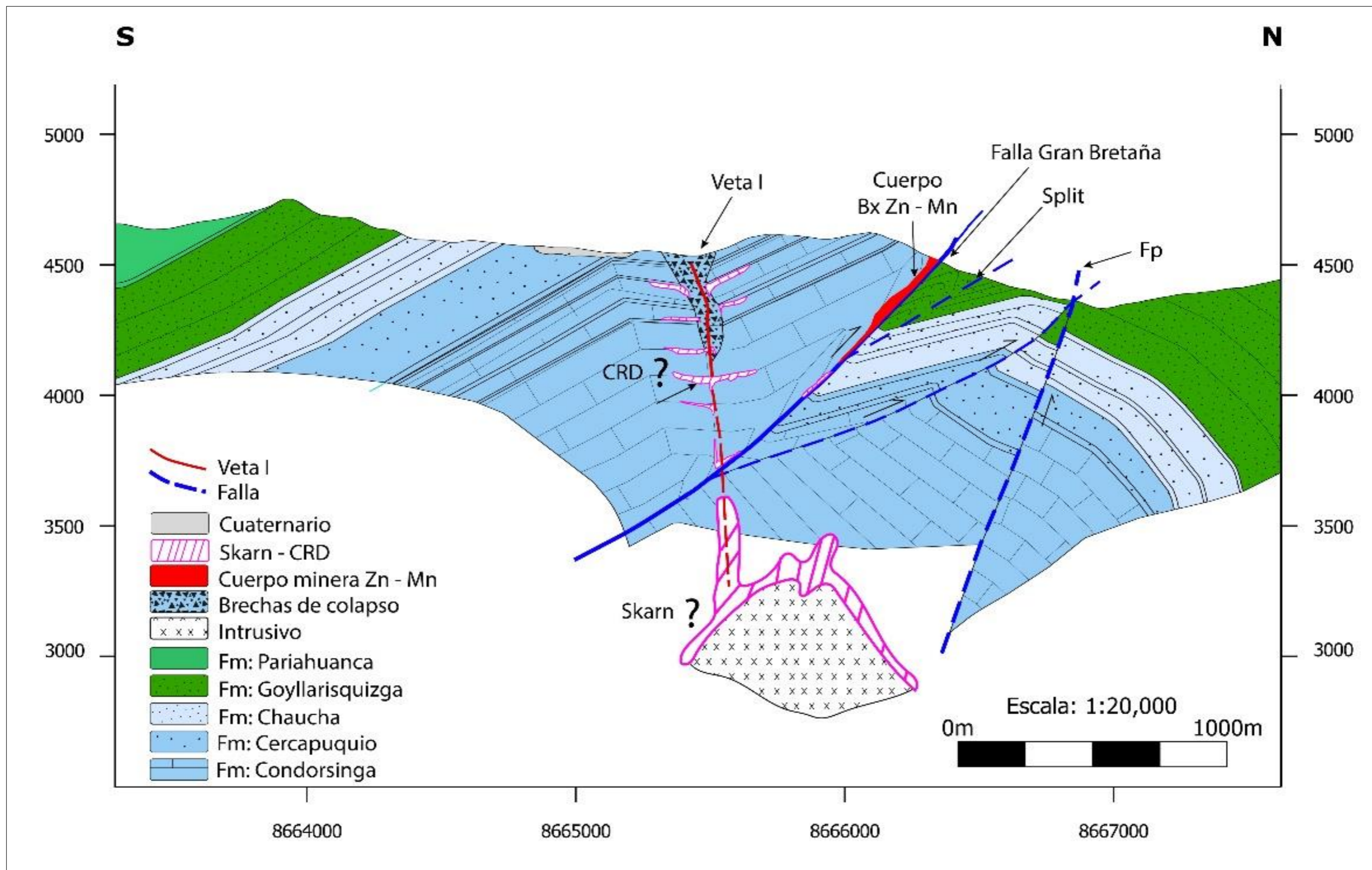


Figura 19: Sección geológica interpretada.



CAPÍTULO V

EXPOSICIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

5.1 CARACTERIZACIÓN ESTADÍSTICA Y GEOESTADÍSTICA

5.1.1 Revisión y validación de base de datos

Como se mencionó, para el presente trabajo de investigación se cuenta con los siguientes datos.

- Base de datos de sondajes y canales de muestreo de interior mina, que constan de *Collar*, *Survey* y *Assay* en formatos csv.
- Mapeos geológicos de interior mina de los niveles principales.

Tabla 6

Cantidad de muestras que participan en la estimación.

Tipo	Cantidad	Metros	N° Muestras
Sondajes	118	9,383.7	4,912
Canales	418	26,225.7	1,910
Total	536	35,609.3	6,822

Del análisis y despliegue de los datos en 3D, se puede observar que el muestreo no sigue una malla regular, combinando canales de muestreo de interior mina y perforaciones diamantinas. La ecuación del Kriging Ordinario no toma en cuenta el tamaño de muestra(soporte), motivo por el cual es necesario llevar las muestras a un mismo soporte. Esto se hace con la compositación.

5.1.2 Análisis exploratorio de los datos

En análisis exploratorio de datos para el ancho de muestreo se realiza con todas las muestras de la Tabla 6.

El EDA para el ancho de muestro indica una media de 1.3 m, mínimo 0.01 m y un máximo de 24.73 m. Además, se puede observar que el 99% de los datos tienen anchos de muestreo menores a 3 m, como se muestra en la Figura 20. Este dato se tomará en cuenta en la composición.

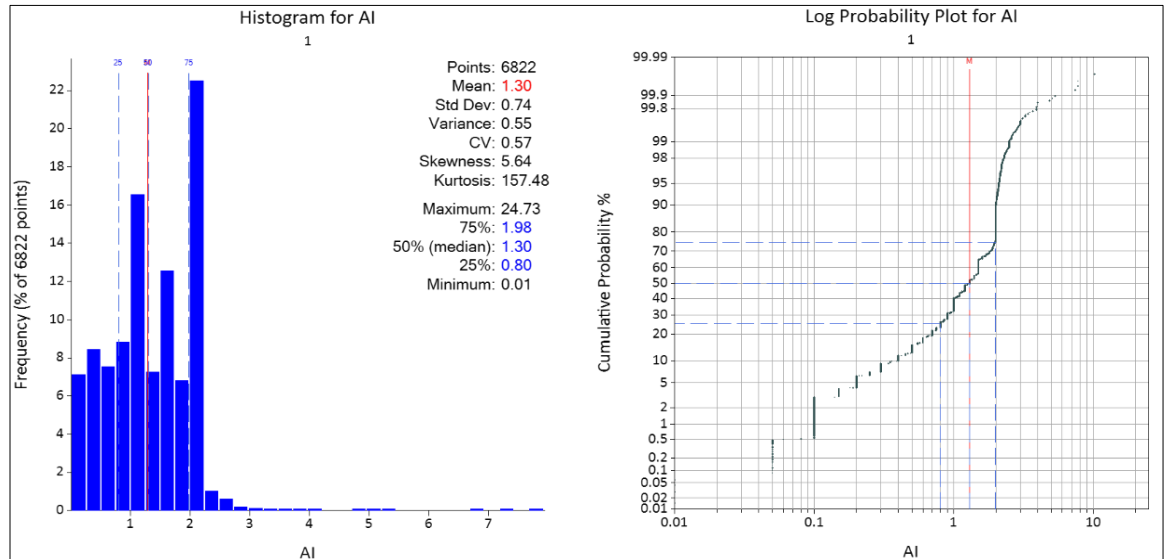


Figura 20: Histogramas y resumen estadístico para ancho de muestreo.

El EDA para las leyes de Zn, muestra lo siguiente: mínimo de 0.01%, media de 2.55%, máximo de 55.3% y un coeficiente de variación de 2.18, como se muestra la Figura 21.

El histograma para el Zn, muestra dos poblaciones, de baja ley y de alta ley. Además, el CV para el Zn (Ver Figura 21) indica la necesidad de modelar el

yacimiento en dominios de estimación, para cumplir con el requisito indispensable de la estacionariedad que exige el Kriging Ordinario, la curva de *Log probability* también evidencia la mezcla de poblaciones, una población de baja ley (línea en azul) y otro de alta ley (línea naranja), la ruptura de las dos poblaciones se produce en aproximadamente a 3% de Zn.

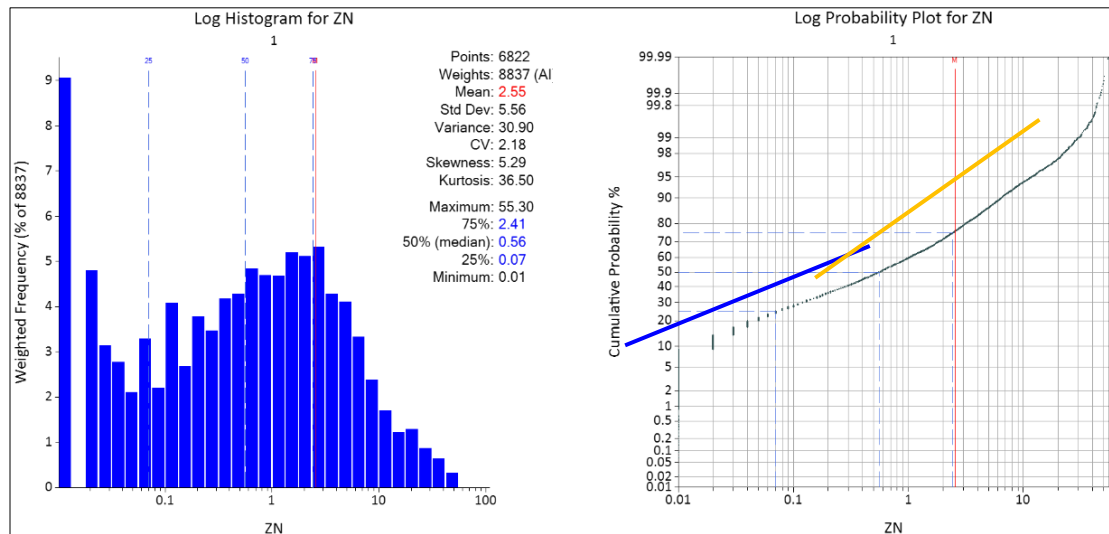


Figura 21: Histogramas y resumen estadístico para Zn y *Log probability*.

5.1.3 Definición de dominios de estimación

Según estudios del EDA, se determina, que la mineralización debe ser modelada en dominios de estimación (alta ley y baja ley) para acercarse a la estacionariedad que exige el Kriging Ordinario por lo cual tenemos los siguientes dominios: ZNCPO1, ZNCPO2, ZNCPO3 y ZNCPO4, estos se describe en os siguientes párrafos.

ZNCPO1 (Cuerpo Principal): Este cuerpo fue interpretado con una ley mínima de 1% de zinc. El cual presenta una extensión de 362 metros x 409 metros, con potencias interpretada de 1.5 a 42 metros. El Cuerpo Principal presenta una dirección de 185° y buzamiento de -48° al NE. El Cuerpo principal engloba los cuerpos interpretados al piso y techo (solido azul).

ZNCPO2 (Cuerpo al Piso): Este cuerpo fue interpretado con leyes mayores o iguales a 3% Zn, este cuerpo se encuentra al piso dentro del cuerpo principal (solido verde).

ZNCPO3 y ZNCPO4 (Cuerpos al Techo): Estos cuerpos fueron interpretados con leyes mayores o iguales a 3%Zn, estos cuerpos se encuentran al techo dentro del cuerpo principal (sólidos amarillo y naranja).

Los resultados del modelamiento de dominios de estimación se muestran en la Figura 22.

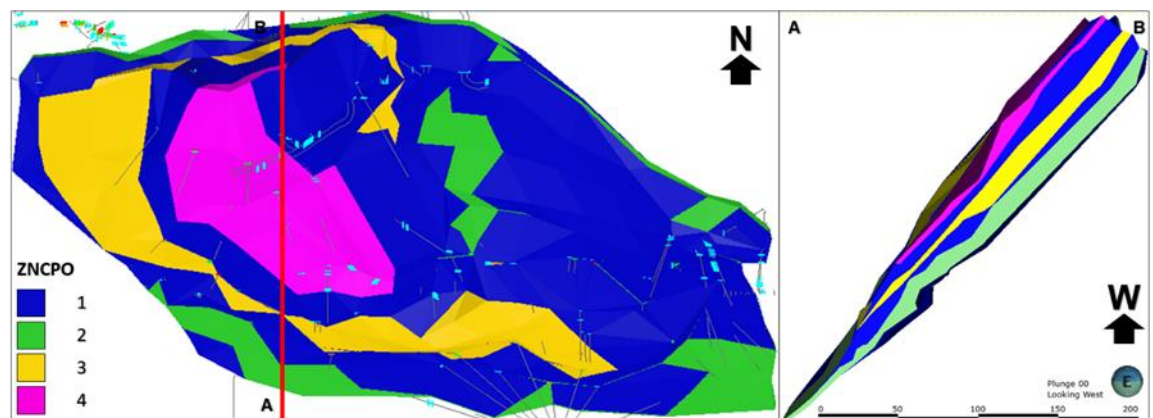


Figura 22: Dominios de estimación (ZNCPO), vista en planta(izquierda) y en sección(derecha).



5.1.4 Composición

Este parámetro se composita a 1 metro según resultados del EDA, donde se determinó que la media para los anchos de muestreo es 1.3m (ver Figura 20), además este valor es un divisor universal, ya que para que haya buena correspondencia entre el tamaño del composito y tamaño de bloque estos deben ser divisibles.

Los resultados de la composición a 1 m se presentan en la Tabla 7. Comparando los principales estadísticos con los datos no compositados (originales).



Tabla 7:

Comparación de los principales estadísticos para taladros y compósitos.

	Taladros				Compósitos			
	1	2	3	4	1	2	3	4
ZNCPO								
N° datos	1867	2068	533	51	1883	2081	535	51
Mínimo	0.01	0.01	0.03	0.03	0.01	0.01	0.05	0.08
Máximo	55.30	54.50	29.24	13.80	55.30	54.50	29.24	12.68
Media	1.32	7.47	4.37	4.46	1.32	7.46	4.36	4.46
St.Dev	1.92	9.16	3.66	3.17	1.84	8.68	3.48	2.93
CV	1.45	1.23	0.84	0.71	1.39	1.16	0.80	0.66

Con la Tabla 7 se valida el proceso de la compositación, donde la media se mantiene casi constante para taladros y compósitos, a diferencia del coeficiente de variación que disminuye para los compósitos indicando una reducción de variabilidad de los datos.

Además, la Tabla 7 muestra los números de muestras y compositos para cada dominio. Los dominios ZNCPO 3 y ZNCPO4 tienen pocos datos, crítico para modelar variogramas representativos. ZNCPO 2 es el más representativo con 2081 datos.

5.1.5 Análisis de contacto

A continuación, en la Figura 23, se muestran los gráficos de análisis de contactos obtenidos para los diferentes dominios de estimación.

El contacto entre los dominios ZNCPO 1 y ZNCPO2 no presentan correlación (contacto duro), esto es coherente con el criterio empleado en el modelamiento (alta ley - baja ley). El contacto entre los dominios ZNCPO 1 y ZNCPO 3 no presenta correlación (contacto duro), también coherente con el modelamiento. ZNCPO 1 y

ZNCPO 4 tienen correlación parcial (contacto transicional), esto debería ser un contacto duro según el modelamiento, pero la Tabla 7 muestra que el dominio 4 tiene muy pocos datos de tal manera que el análisis no es representativo. ZNCPO 2 y ZNCPO 3 estos dominios tienen correlación (contacto suave), es coherente ya que ambos son de alta ley.

Con los análisis de contactos realizados en los párrafos anteriores, la estimación se realizará de manera independiente en cada dominio de estimación, porque en la mayoría existen contactos duros (ver líneas rojas de la Figura 23).

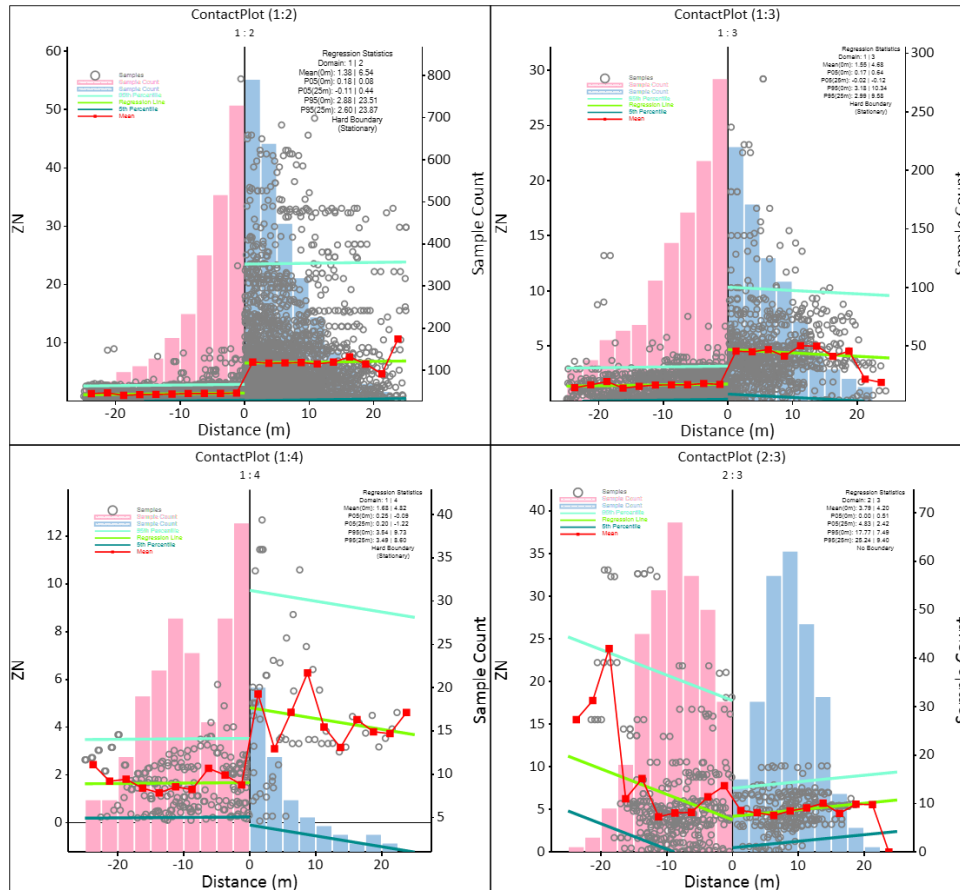


Figura 23: Análisis de contacto entre los principales dominios.

5.1.6 Análisis de outliers

Los resultados obtenidos con la metodología del *global topcut analysis* descrito anteriormente (ver la sección 3.2.6) para diferentes dominios de estimación, se muestran en las Figura 24 – 27, y la Tabla 8 muestra los valores *outliers* obtenidos.

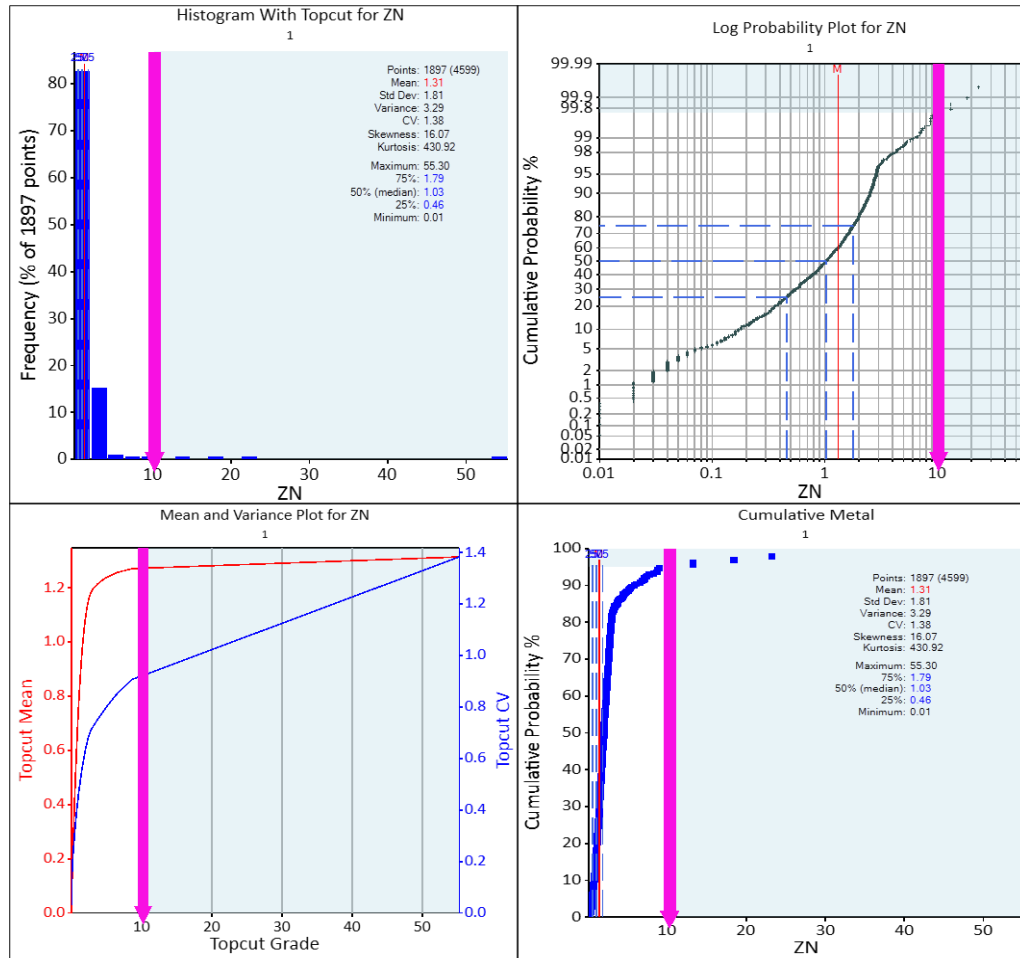


Figura 24: Análisis de outliers para ZNCPO 1.

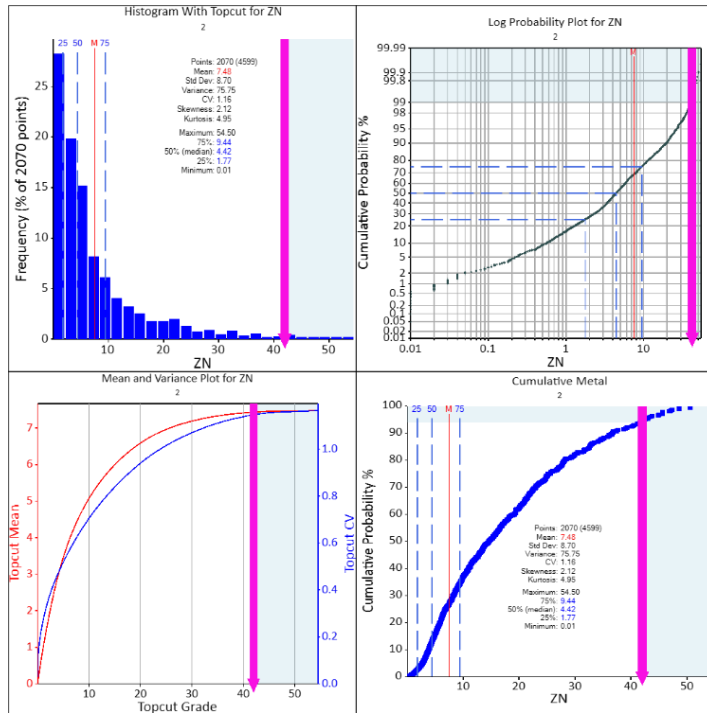


Figura 25: Análisis de outliers para ZNCPO 2.

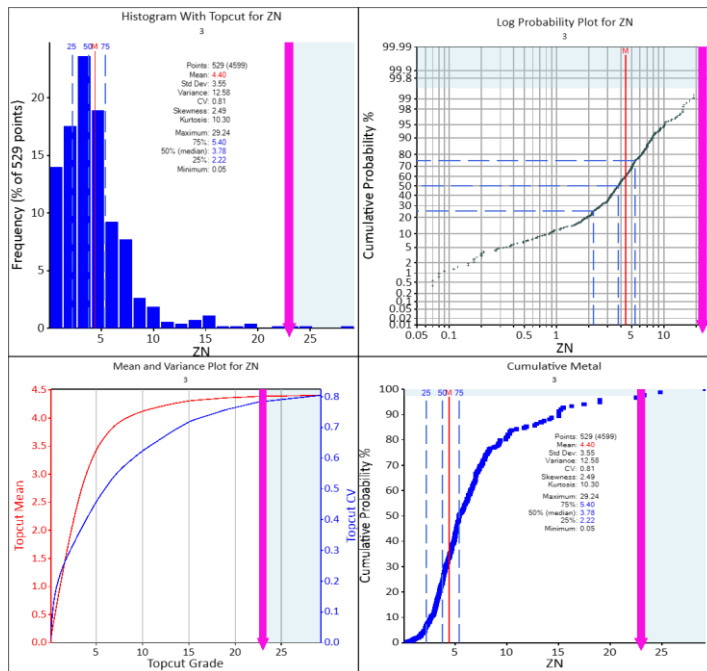


Figura 26: Análisis de outliers para ZNCPO 3.

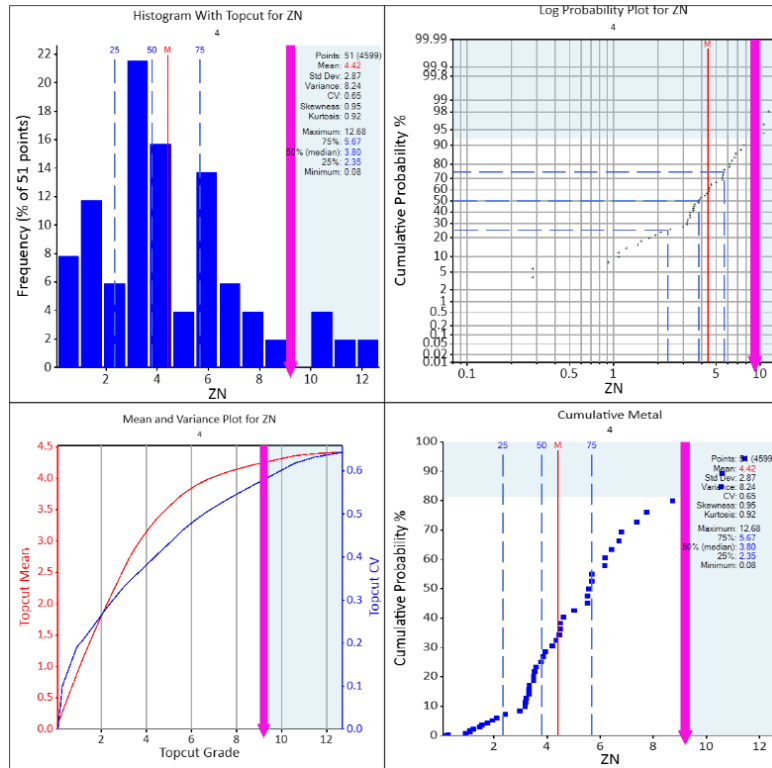


Figura 27: Análisis de outliers para ZNCPO 4.

Tabla 8:

Valores obtenidos de outliers para cada dominio.

ZNCPO	Zn (%)
1	10
2	42
3	23
4	9.2

Los resultados obtenidos para el dominio ZNCPO 2 es 42(*Outlier*). Este será utilizado en la etapa de estimación. Las muestras que son mayores o iguales al valor determinado como *outliers*, solo podrán estimar un bloque.



5.1.7 Estudio variográfico

De la Tabla 7, se observa que no se cuenta con suficientes datos para el modelamiento del variograma para cada dominio de estimación. Se modela el variograma solo para el dominio ZNCPO 2, que cuenta con 2068 compósitos, los cuales garantizan un variograma representativo. El dominio ZNCPO 1, a pesar que tiene 1867 compósitos, no es posible obtener un variograma representativo, ya que al ser un dominio de baja ley que engloba a los demás dominios, su continuidad geológica es interrumpido por los dominios de alta ley. Como mencionan Vann *et al.* (2003) el variograma es la herramienta fundamental para la estimación por Kriging Ordinario, sin esta herramienta sería en vano realizar cualquier análisis. Con lo cual justificamos que el análisis de la sensibilidad de los parámetros de Kriging se realizará solo para el dominio ZNCPO 2, y no para los demás dominios.

Se realiza modelos neutrales (isovalores en 3D) con todas las muestras de Zn, para mostrar el control estructural (zonas de aperturas) y la dirección preferencial de mineralización que servirá para validar el modelo variográfico. Los resultados se muestran en las Figuras 28 y 29. Se interpreta de las Figuras 28 que la dirección de la mineralización es Este – Oeste, de la Figura 29 se interpreta que el esfuerzo sigma 2 es de apertura e indica la posible dirección del flujo mineralizante, el cual será utilizado para orientar y validar el variograma.

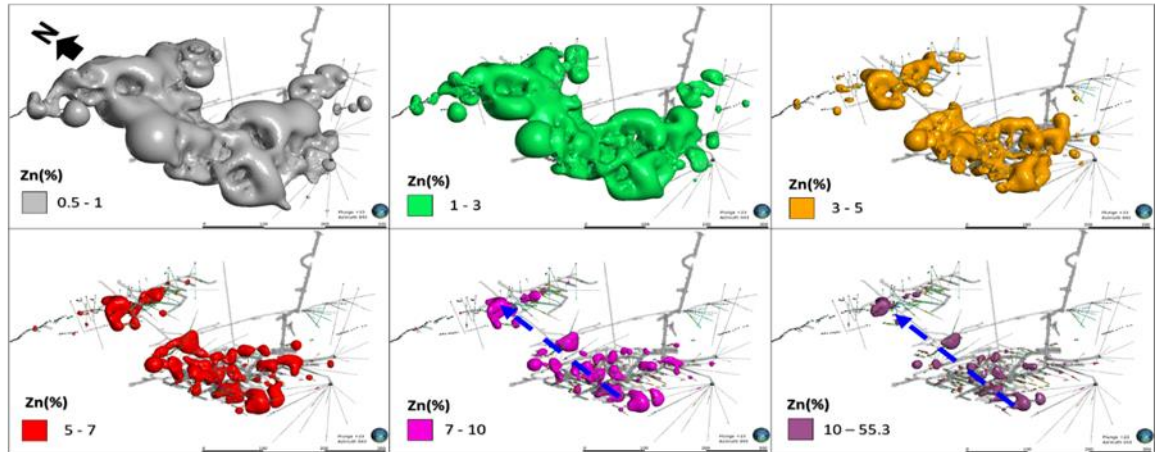


Figura 28: Modelos neutrales para Zn, continuidad principal (flecha azul).

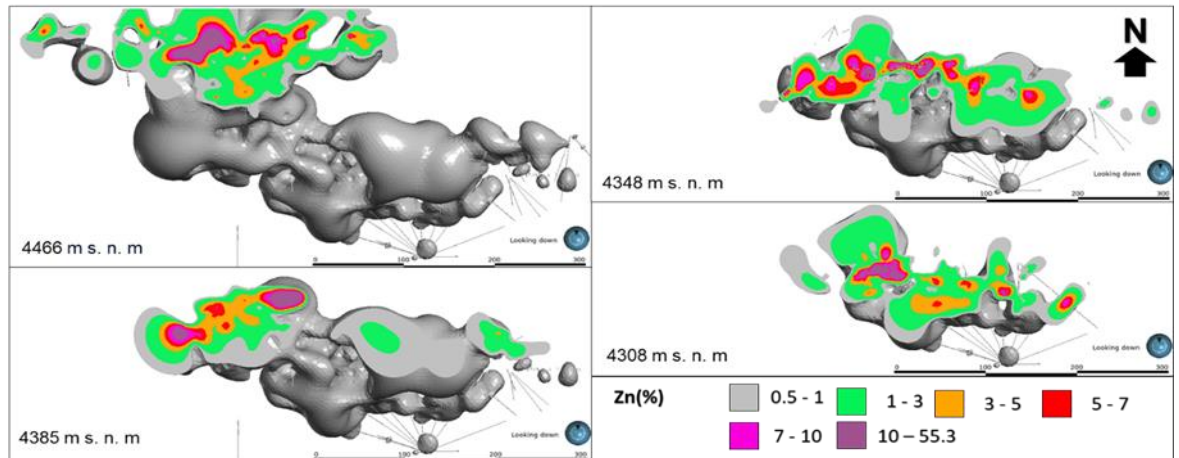


Figura 29: Cortes transversales para los modelos neutrales en planta.

La Figura 30, muestra el mapa variográfico obtenido para el Zn en el dominio ZNCPO 2. La Figura 31, muestra el ajuste el variograma experimental y el modelamiento variográfico. La Tabla 9, muestra los parámetros variográficos obtenidos para el dominio ZNCPO 2.

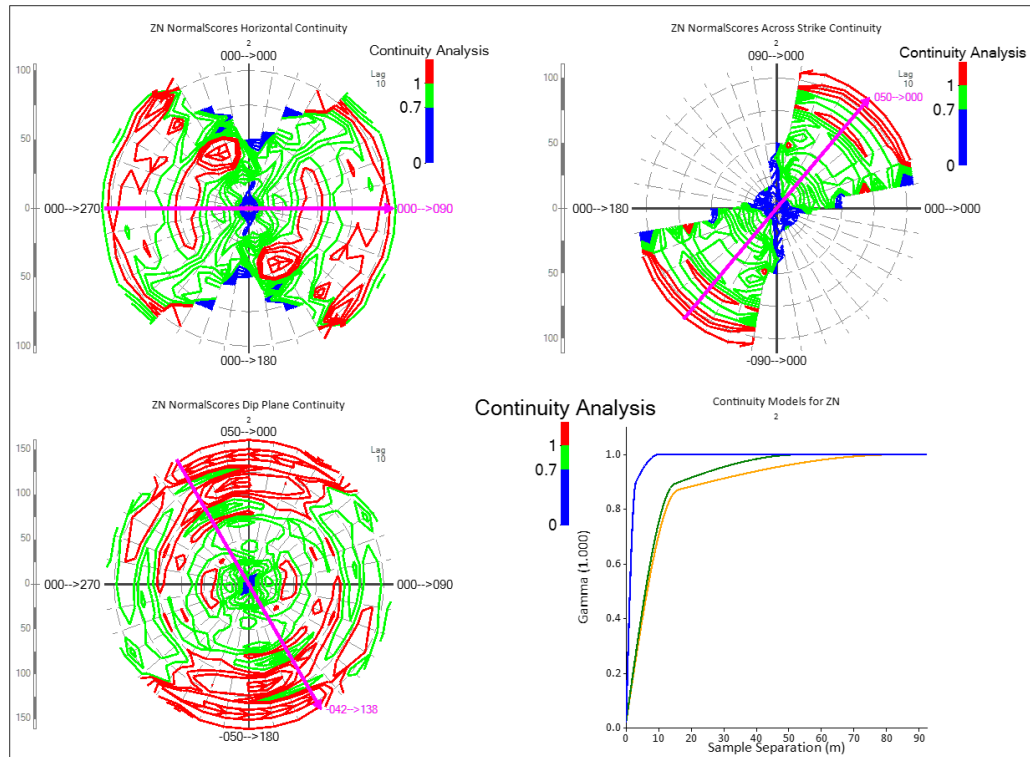


Figura 30: Mapa variográfico Zn, para ZNCPO 2.

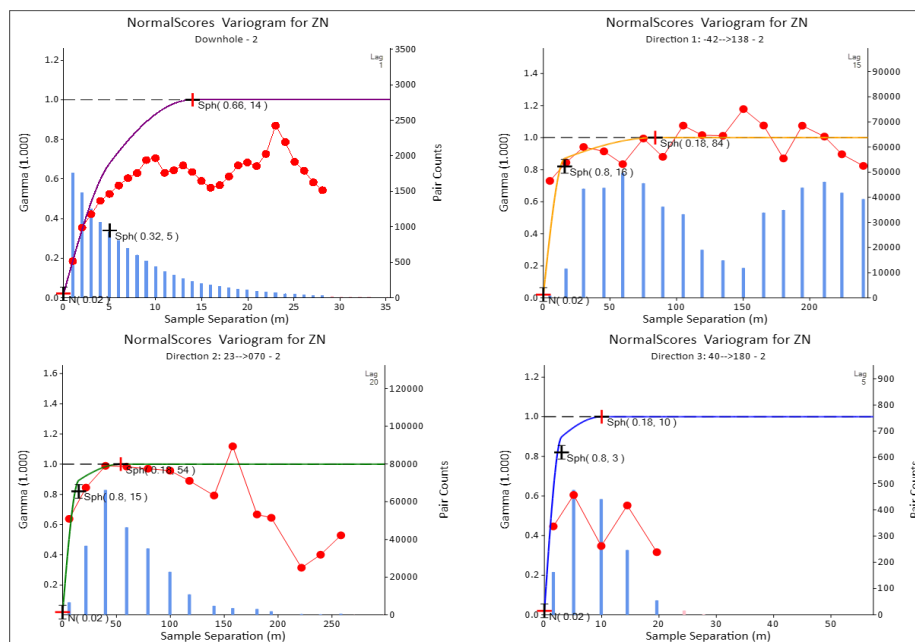


Figura 31: Ajuste del modelo teórico, *downhole* y en las tres direcciones.



Los valores de la Tabla 9, son datos de entrada para la estimación por Kriging Ordinario. Además, los alcances en las tres direcciones (84 m, 54 m y 10m) sirven como punto de partida para los escenarios de evaluación del alcance del variograma.

Tabla 9:

Parámetros variográficos obtenidos para ZNCPO 2.

ZNCPO	2
Elemento	Zn
Modelo	SHP
Nugget	0.02
Sill	0.8
Radio 1	16
Radio 2	15
Radio 3	2
Sill 2	0.18
Radio 1a	84
Radio 2a	54
Radio 3a	10
Az	138.07
DipN	-41.5
DipE	-30.7
Major Search	84
Minor Search	54
Vertical Search	4
Rotación	MEDS

La Figura 32, muestra el variograma en 3D dibujado con los datos de la Tabla 9. De esta manera se valida los parámetros variográficos, donde se refleja la

continuidad de leyes en una dirección preferencial como se mostró con los modelos neutrales (ver figuras 28-29).

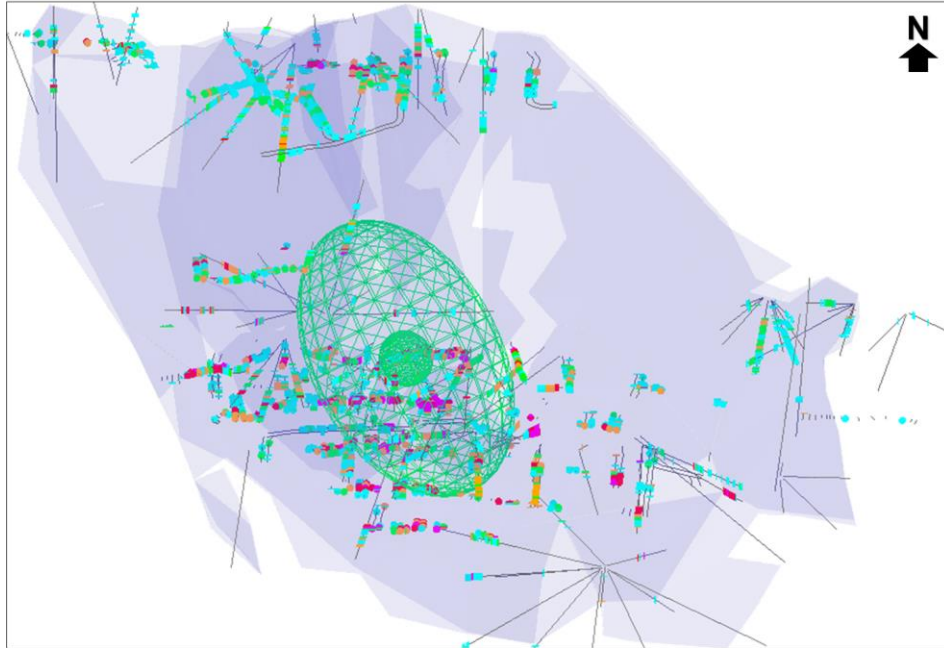


Figura 32: Elipsoide de búsqueda final.

5.2 SENSIBILIDAD DE LOS PARAMETROS QUE INFLUYEN MÁS EN LA CALIDAD DE ESTIMACIÓN

5.2.1 Evaluación de tamaño de bloque

A continuación, se presentan los resultados obtenidos de la evaluación del tamaño de bloque, para los tres escenarios. La Figura 33, es obtenido con los datos de la Tabla 10. Las Figuras 34 - 36, muestra los *Swathplot* para las tres direcciones, Este, Norte y Elevación. La Tabla 11, muestra el sesgo global, comparando las leyes estimadas por Kriging Ordinario vs vecino más cercano, expresado como una diferencia relativa.



El KE (Tabla 10) disminuye con el tamaño de bloque, este es razonable por el cambio de soporte y disminución de la variabilidad. La ley se mantiene casi constante para los escenarios uno y dos, y ligeramente menos para el escenario tres, esto por el suavizamiento característico del Kriging. La variación mínima de la media y la variación alta de la varianza (KV), confirma que el cambio de soporte no afecta a la media, pero si altamente a la varianza.

Tabla 10:

Indicadores de Kriging Ordinario para tamaño de bloques.

Tamaño	ZN (%)	KV	SoR	KE	SumN
1	6.771	64.909	0.426	0.031	-0.016
5	6.721	34.982	0.357	-0.111	-0.004
10	6.603	23.521	0.264	-0.398	-0.001

El indicador de KE empieza muy cercano a cero pasando inmediatamente a negativo para los escenarios dos y tres, indicando un pésimo rendimiento. El comportamiento de SoR sigue la misma tendencia que KE. SumN indica que para el escenario tres se tiene menos pesos negativos, la explicación para esto es que, al ser el bloque más grande, muchos compósitos quedan dentro, minimizando de esta manera el efecto pantalla.

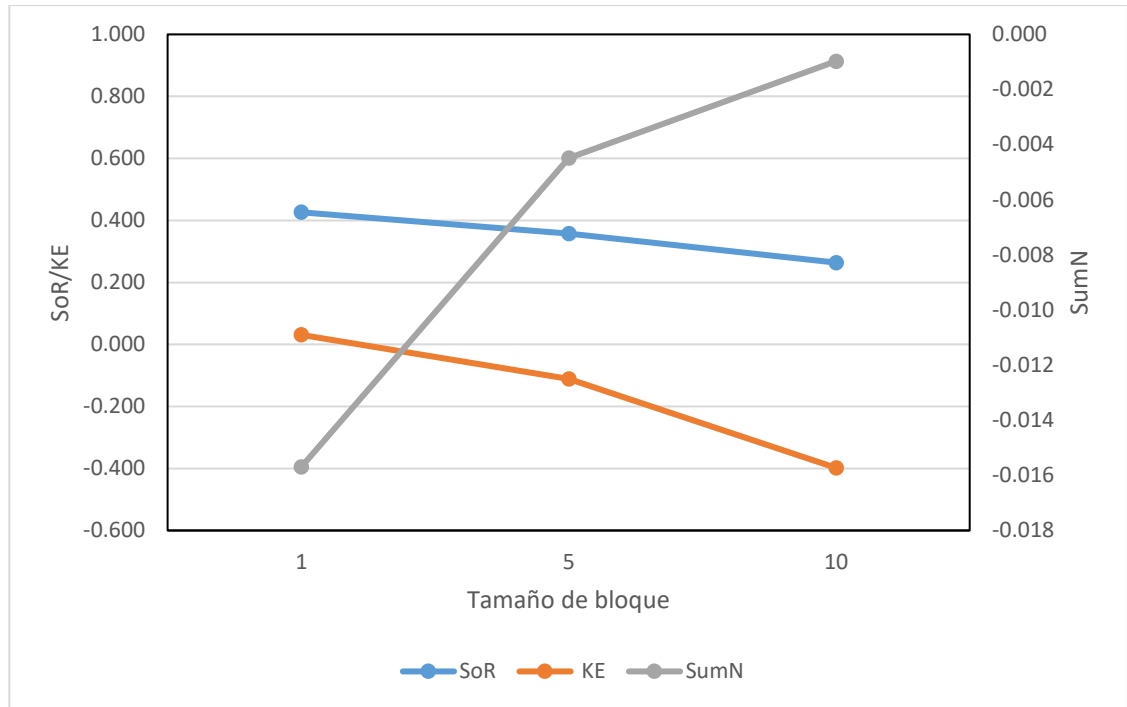


Figura 33: Indicadores de Kriging Ordinario para tamaño de bloques.

De las validaciones de sesgo local (Figuras 34 – 36), se observa que a medida que aumenta el tamaño de bloque se tiene más suavizamiento y se pierde variabilidad, como se ha mencionado en el marco teórico a mayor soporte menor varianza y mayor suavizamiento.

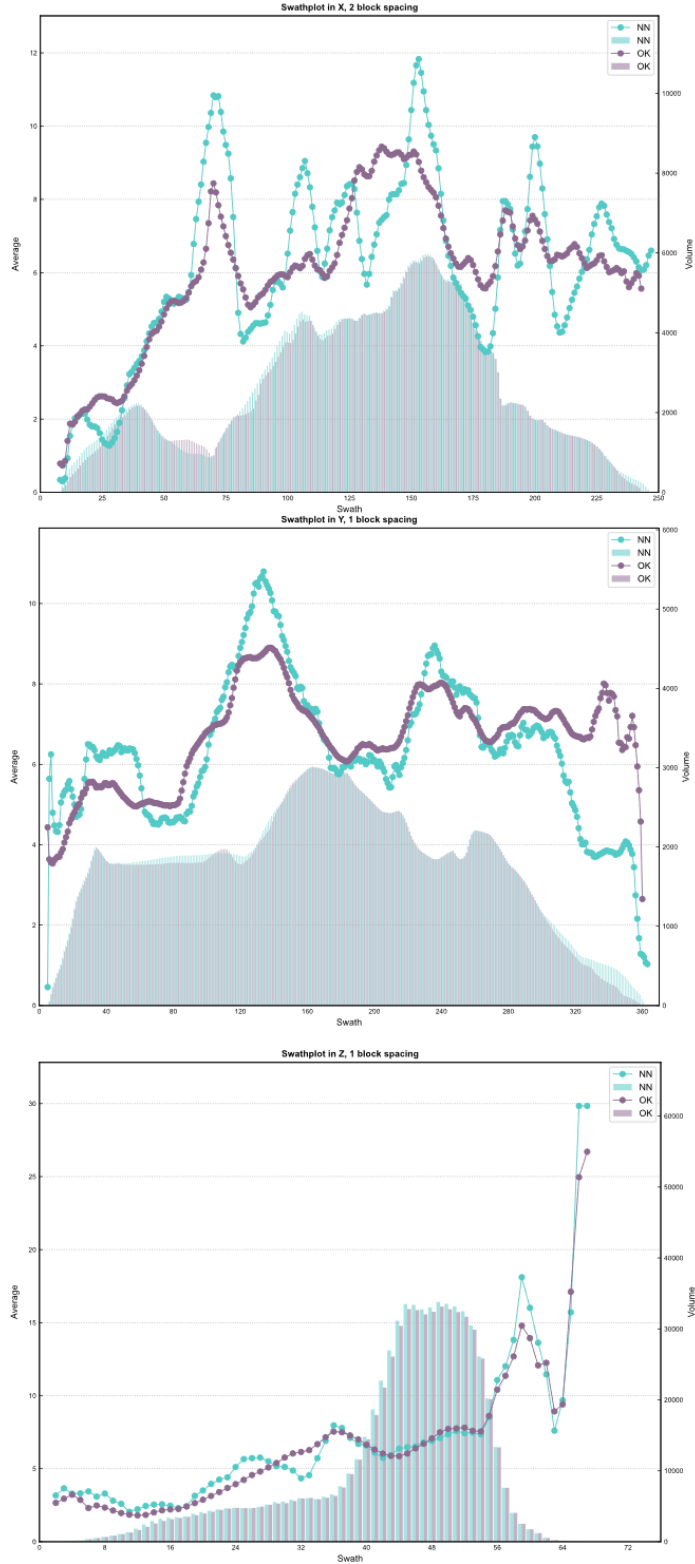


Figura 34: Swathplot para tamaño de bloques 1x1x1.

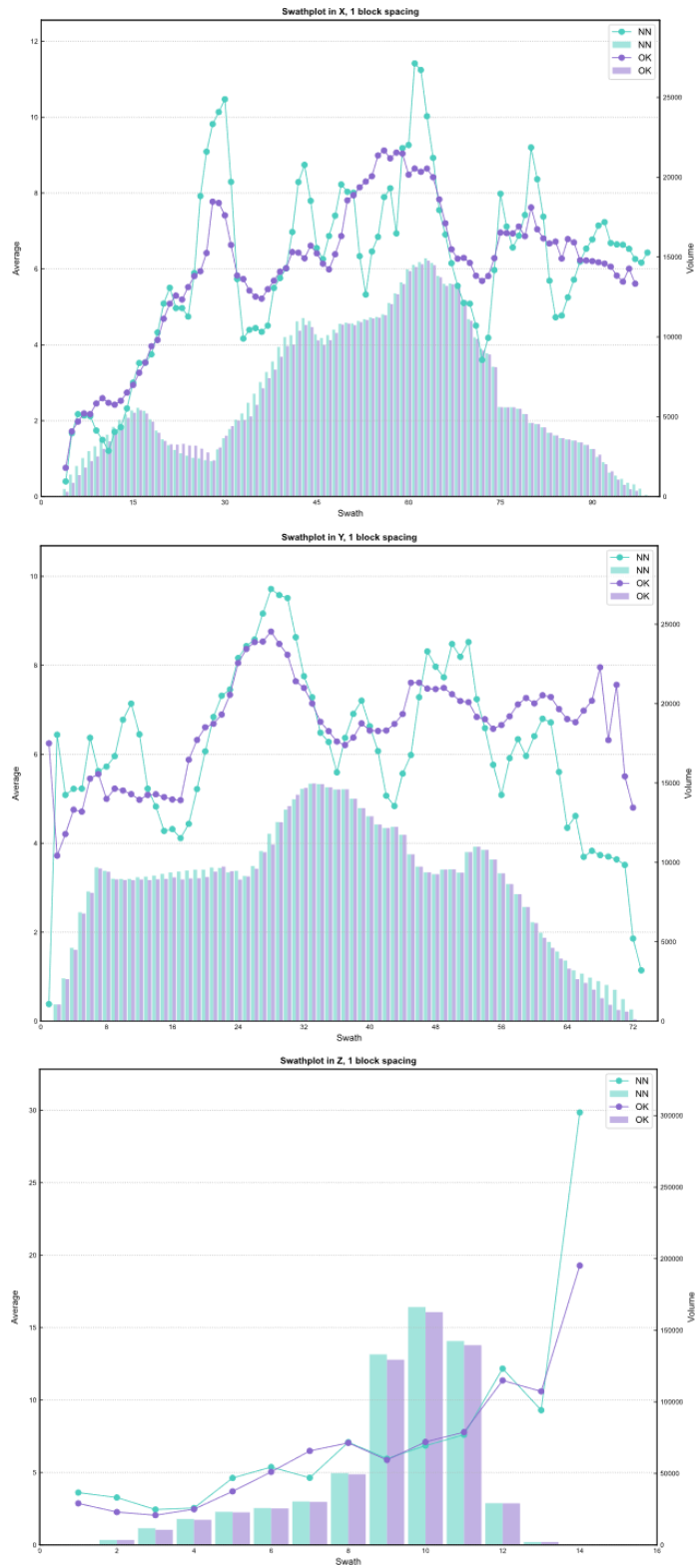


Figura 35: Swathplot para tamaño de bloques 5x5x5.

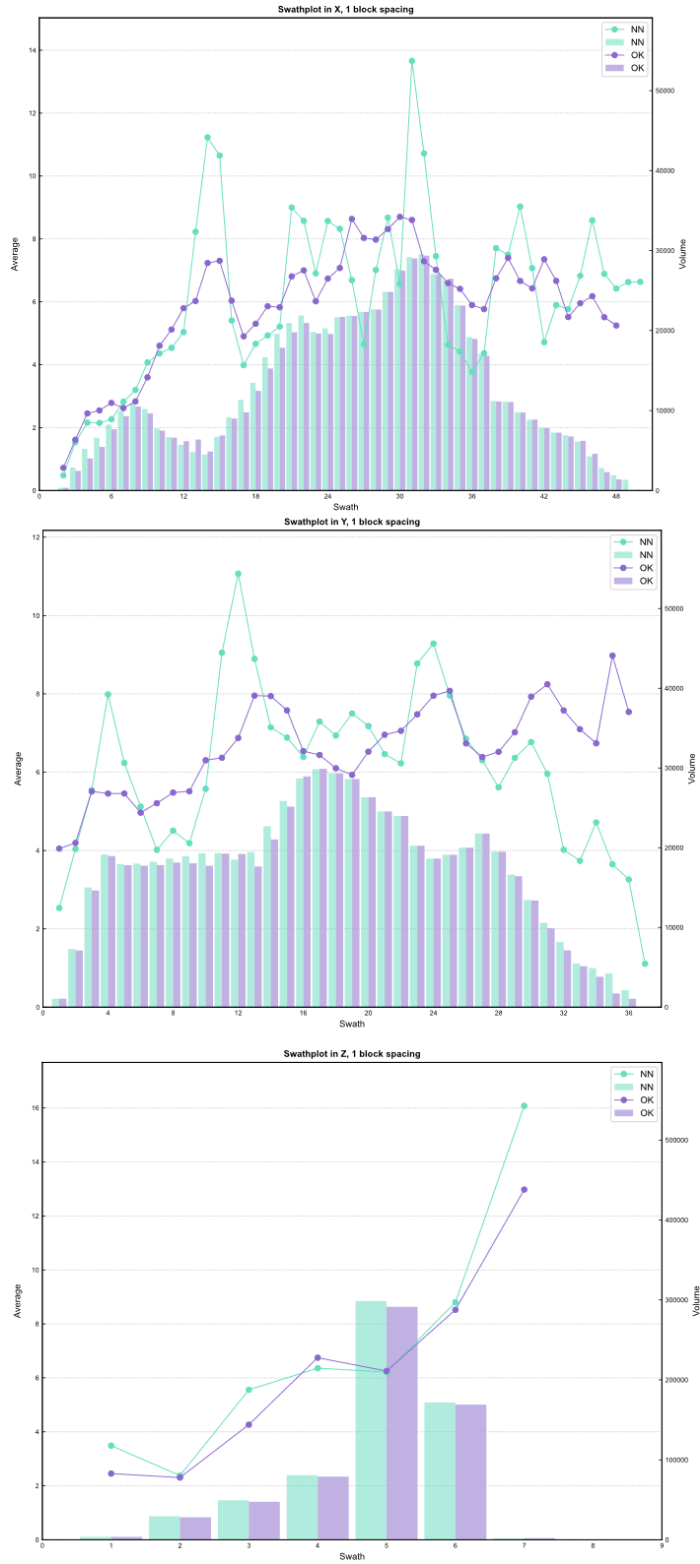


Figura 36: Swathplot para tamaño de bloques 10x10x10.



De la Tabla 11, se observa que el sesgo global aumenta relativamente con el tamaño de bloques indicando mayor suavizamiento.

Tabla 11:

Sesgo global para los tres escenarios – tamaño de bloques.

Tamaño	Cut-off	Zn_OK	Zn_NN	DR (%)
1	0	6.81	6.84	-0.4%o0
	3	7.62	7.58	0.4%
5	0	6.76	6.71	0.8%
	3	7.47	7.38	1.2%
10	0	6.64	6.81	-2.6%
	3	7.18	7.31	-1.8%

De la evaluación del tamaño de bloque, el escenario uno es el más óptimo y apropiado para este proyecto. A pesar de que tienen el valor más alto en la suma de los pesos negativos (SumN), pero se puede controlar con otras opciones de estimación como son los octantes.

5.2.2 Evaluación de numero de compósitos

A continuación, se presentan los resultados obtenidos de la evaluación del número de compósitos que estiman al bloque, para los seis escenarios. La Figura 37, es obtenido con los datos de la Tabla 12. La Figura 39, muestra los *Swathplot* para las tres direcciones, Este, Norte y Elevación. La Tabla 13, muestra el sesgo global, comparando las leyes estimadas por Kriging Ordinario vs vecino más cercano, expresado como diferencia relativa. Finalmente, la Figura 39, muestra las comparaciones de las curvas de ley – tonelaje de los seis escenarios.



La evaluación de este parámetro tiene que ver con el sesgo condicional, con el primero y tercer término de la ecuación de varianza de estimación. Los parámetros de SoR y KE (Figura 37) son directamente proporcionales al número de compósitos que estiman al bloque. A diferencia de la varianza de Kriging que disminuye con el aumento de número de compósitos, debido a que cuando el número de compósitos aumenta, los valores de los estimados tienden a la media. De la Figura 39, se observa que los pesos negativos aumentan exponencialmente con el aumento de compósitos, esto es razonable, ya que los datos no tienen una malla regular, ocasionando que muchos compósitos queden por detrás de otros.

El modelo variográfico no ayuda a contrarrestar los pesos negativos, ya que tiene un efecto pepita muy bajo (ver Tabla 9).

Tabla 12:

Indicadores de Kriging Ordinario para número de compósitos.

Max comp	ZN (%)	KV	SoR	KE	SumN
4	6.58	78.81	0.30	-0.18	0.00
6	6.63	73.54	0.33	-0.10	0.00
8	6.65	70.92	0.36	-0.06	-0.01
10	6.66	69.37	0.37	-0.04	-0.01
20	6.71	66.57	0.43	0.01	-0.02
100	6.75	65.67	0.47	0.02	-0.02

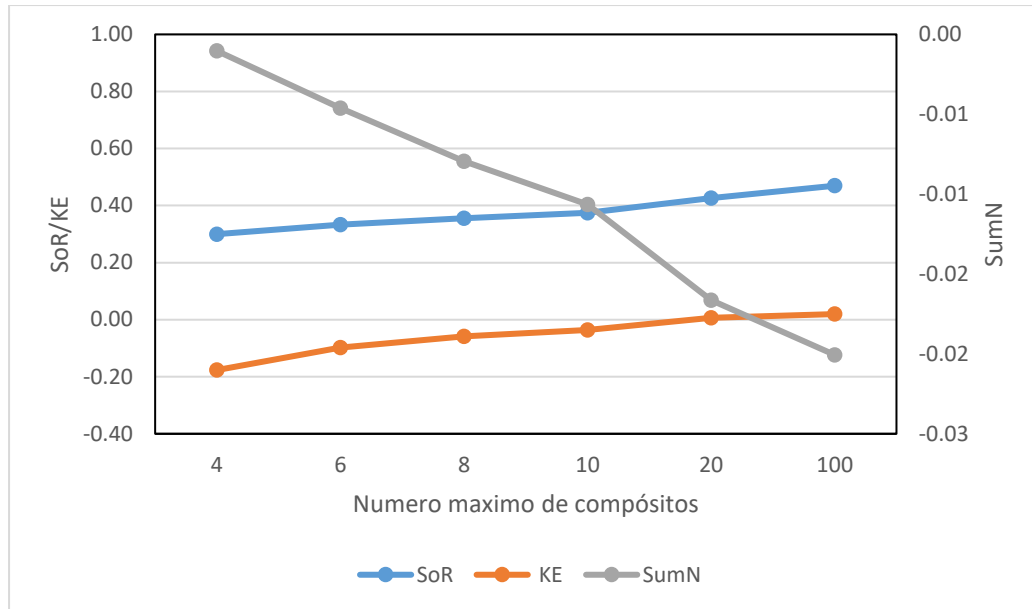


Figura 37: Indicadores de Kriging Ordinario para número de compósitos.

Del análisis del sesgo global, Tabla 13, se deduce que a pocas compósitos (escenarios 1, 2, 3 y 4) subestiman la ley global del yacimiento, y a mayor compósitos (escenarios 5 y 6) sobreestiman la ley global. En general el sesgo global para 8 y 10 compósitos son los mejores.



Tabla 13:

Sesgo global para número de compósitos.

Max comp	Cut-off	Zn_OK	Zn_NN	DR (%)
4	0	6.65	6.77	-1.8%
	3	8.23	8.11	1.4%
6	0	6.69	6.77	-1.2%
	3	7.99	7.89	1.2%
8	0	6.72	6.77	-0.7%
	3	7.88	7.78	1.2%
10	0	6.73	6.77	-0.6%
	3	7.78	7.70	1.0%
20	0	6.78	6.77	0.1%
	3	7.54	7.45	1.1%
100	0	6.82	6.77	0.7%
	3	7.51	7.38	1.6%

La Figura 38, muestra que, los escenarios con menos suavizamiento son los que tienen menos compósitos, y el que tiene más suavizamiento son los que tienen más compósitos. En general, a mayor compósitos más suavizamiento y mejores valores de SoR y KE (Figura 38).

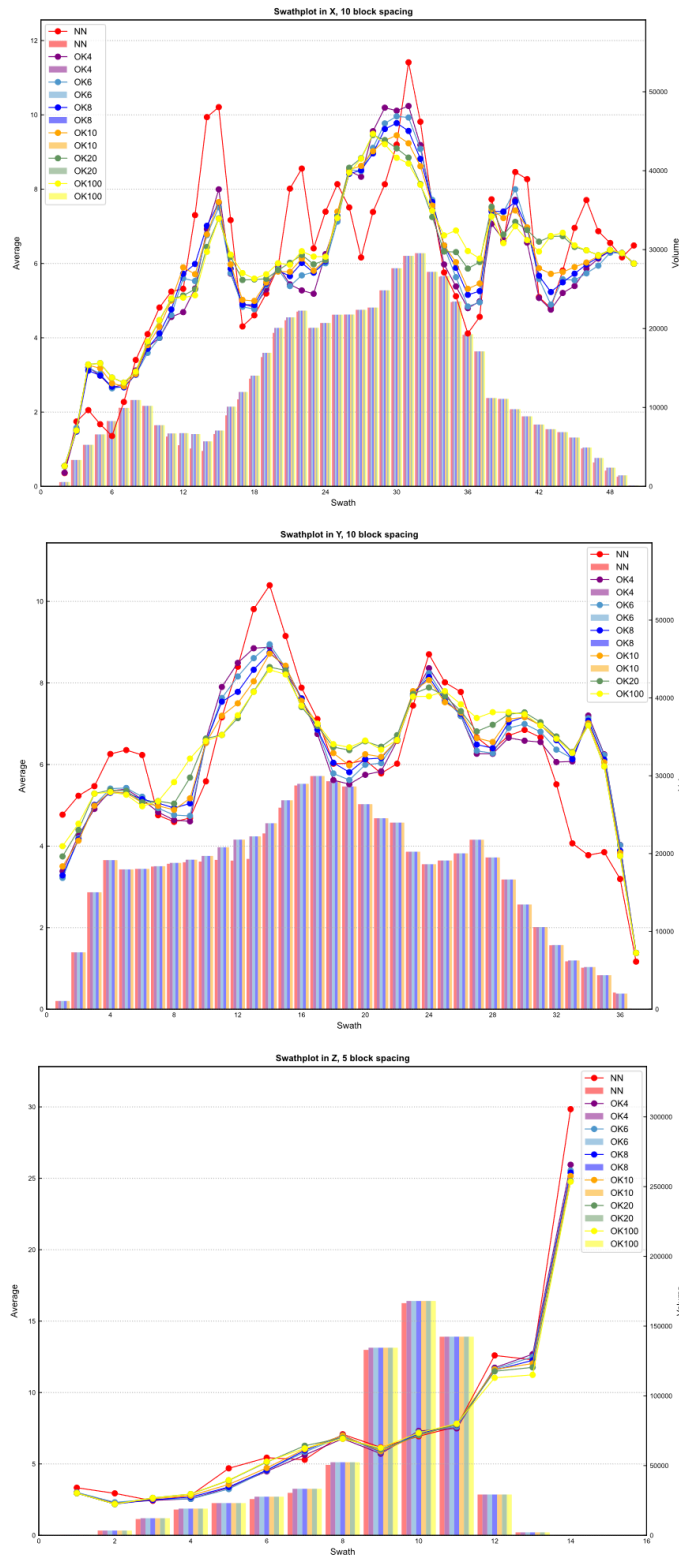


Figura 38: Swathplot para número de compósitos.

A continuación, se presenta un gráfico de ley – tonelaje (Figura 49), solo a manera de mostrar gráficamente la sensibilidad debido a la variación del número de compósitos. La variación del tonelaje está íntimamente relacionada con la variación de la ley, la densidad es constante para todos.

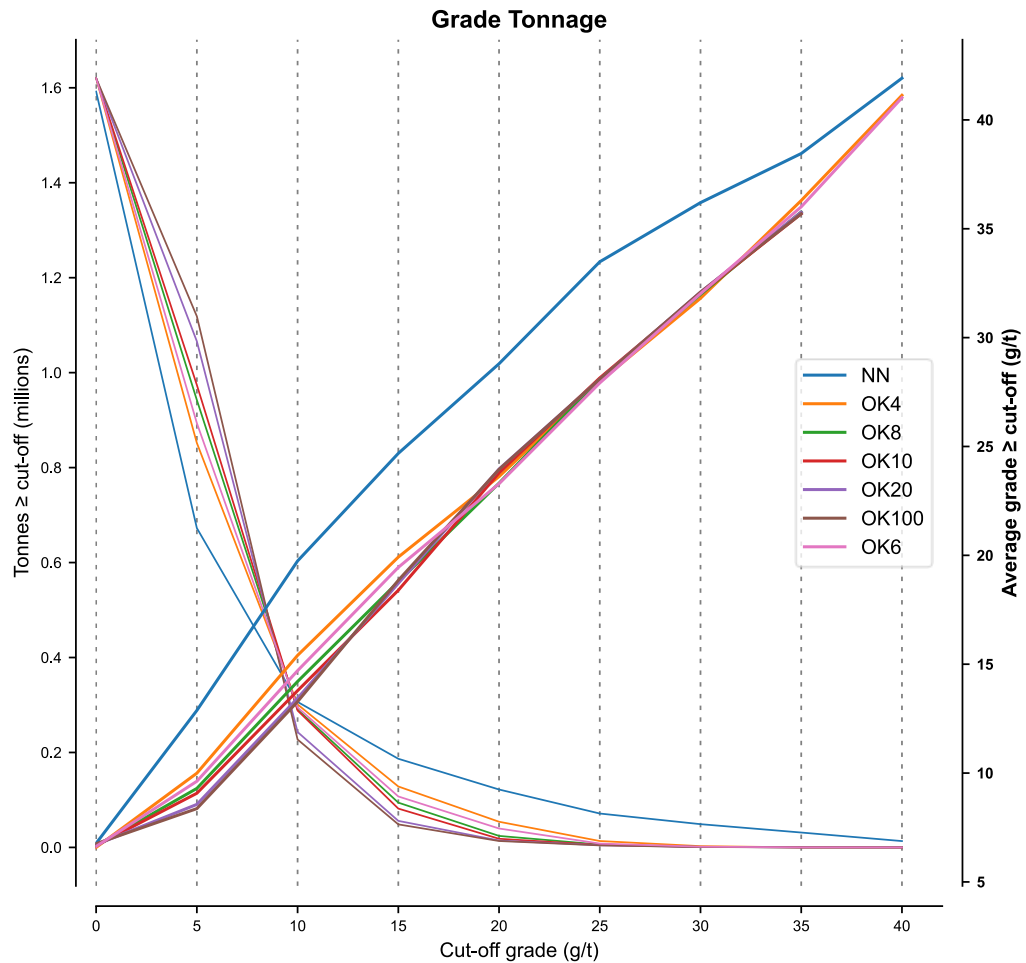


Figura 39: Comparación de curas tonelaje – ley, para los seis escenarios.

De la evaluación del número de compósitos que estiman al bloque, los escenarios tres y cuatro son los más óptimos. Sin embargo, dependerá del objetivo de estimación de recursos, corto plazo ó largo plazo, etc. Según la ecuación de varianza



de estimación, a mayor número de compósitos que participan en la estimación del bloque, disminuye la varianza de estimación, pero aumenta los pesos negativos.

5.2.3 Evaluación del alcance del variograma

A continuación, se presentan los resultados obtenidos de la evaluación del alcance del variograma, para los tres escenarios. La Figura 40, es obtenido con los datos de la Tabla 14. La Figura 41, muestra los *Swathplot* para las tres direcciones, Este, Norte y Elevación. La Tabla 15, muestra el sesgo global, comparando las leyes estimadas por Kriging Ordinario vs vecino más cercano, expresado como diferencia relativa.

En geología, se sabe que dos muestras se parecen menos a medida que aumenta la distancia, concepto que es recogido por el variograma. Según la ecuación de varianza de estimación, mientras mayor sea el valor del primer término mayor será la varianza de estimación. La Tabla 14 y la Figura 40 reflejan lo mencionado.

La calidad (SoR y KE) de las leyes estimados disminuye con el alcance, ya que, al ser los alcances grandes, participan compósitos cada vez más lejanos al bloque. Como era de esperarse, la varianza aumenta con el alcance, relacionado con el primer término de la varianza de estimación.

Los pesos negativos (SumN) son razonables, ya que como se mencionó anteriormente las muestras no se encuentran distribuidos en mallas regulares. Además, son una combinación de muestreo de canales y sondajes. El alcance en la tercera dirección del variograma, para los escenarios uno y dos son: Tres metros para

el escenario uno y cinco para el escenario dos, quedando un elipsoide muy achatado en esta dirección, limitando la búsqueda de compósitos disponibles en esta dirección y obligando tomar compósitos en solo dos direcciones, como resultado se genera el efecto pantalla que se traduce en pesos negativos.

Tabla 14:

Indicadores de Kriging Ordinario para alcances del variograma.

Alcance	ZN (%)	KV	SoR	KE	SumN
1/3	6.97	62.96	0.52	0.06	-0.013
1/2	6.90	65.83	0.46	0.02	-0.011
1	6.73	68.77	0.37	-0.03	-0.008

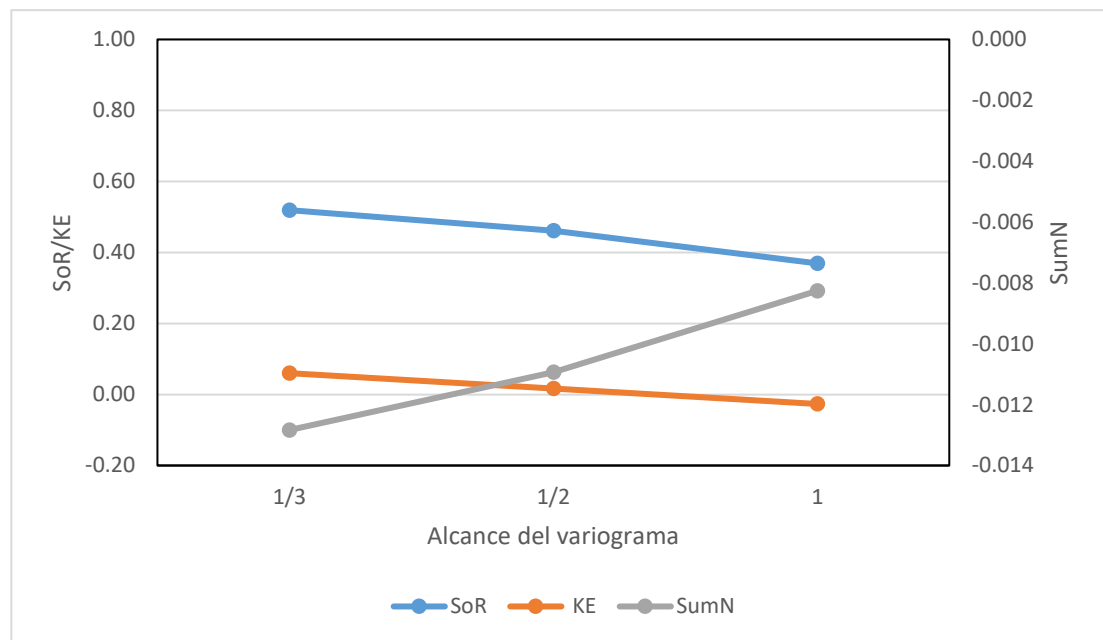


Figura 40: Indicadores de Kriging Ordinario para alcance del variograma.

Para el análisis del sesgo global, tenemos que tener en cuenta el número de compósitos, debido a que los alcances de los elipsoides de búsqueda quedaron muy reducidos en la tercera dirección. Tres metros para el escenario uno y cinco para el



escenario dos, esto limita la búsqueda de compósitos disponibles para que estimen al bloque. Como resultado, tenemos un alto sesgo global para el primer escenario, aunque las diferencias no son muy significativas con los demás escenarios.

Tabla 15:

Sesgo global para los tres escenarios.

Alcance	Cut-off	Zn_OK	Zn_NN	DR (%)
1/3	0	6.97	7.10	-1.9%
	3	8.70	8.79	-1.0%
½	0	6.90	6.91	-0.1%
	3	8.32	8.23	1.1%
1	0	6.78	6.84	-0.9%
	3	7.92	7.86	0.7%

La Figura 41, confirma lo anteriormente mencionado. El escenario uno, efectivamente es estimado con pocos datos (ver histogramas), quedando incluso zonas sin estimar, como se puede observar la línea OK25 en la dirección Y (Figura al centro).

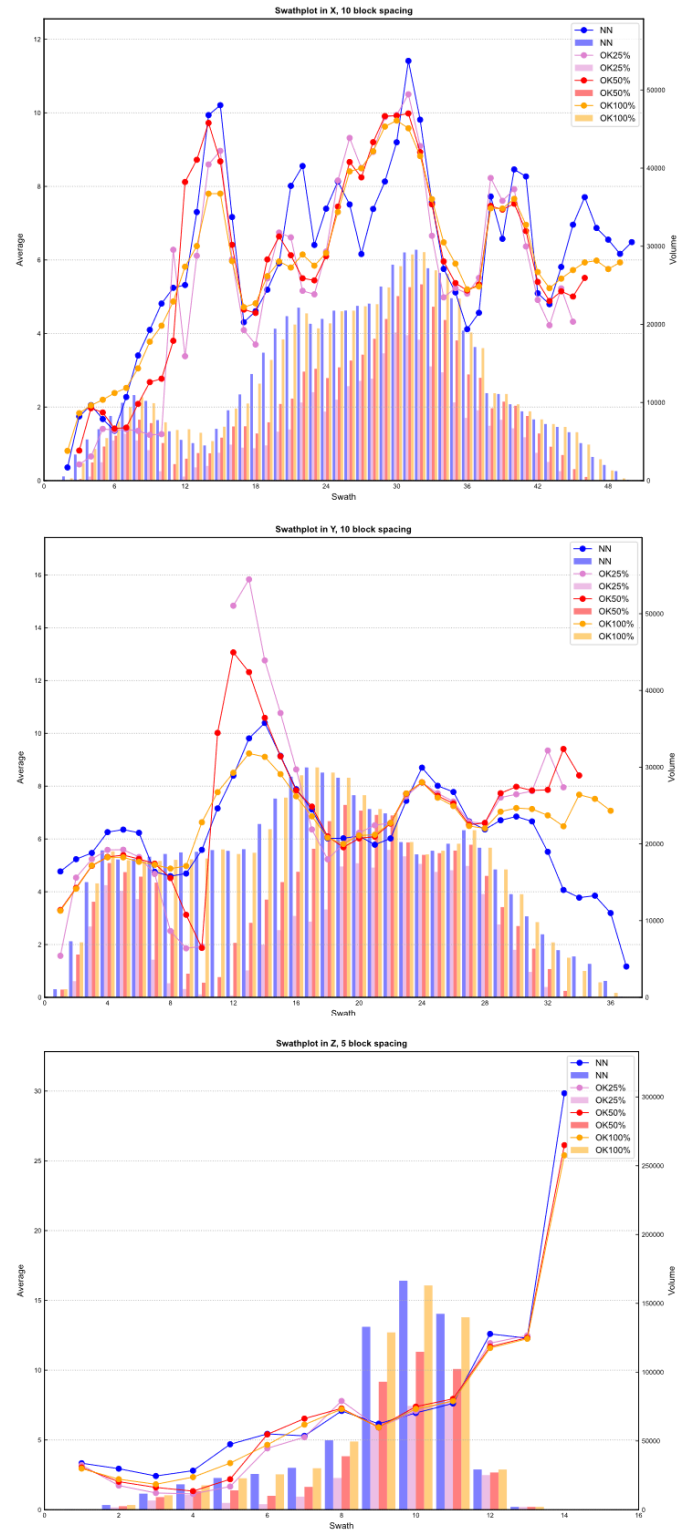


Figura 41: Swathplot para diferentes alcances del variograma.



De la evaluación del alcance del variograma los escenarios uno y dos son los más óptimos, que concuerda con los criterios geológicos en general.

5.2.4 Evaluación de discretización

A continuación, se presentan los resultados obtenidos de la evaluación de la discretización del bloque, para los tres escenarios. La Figura 42, es obtenido con los datos de la Tabla 16. La Figura 43, muestra los *Swathplot* para las tres direcciones, Este, Norte y Elevación. La Tabla 17, muestra el sesgo global, comparando las leyes estimadas por Kriging Ordinario vs vecino más cercano, expresado como diferencia relativa.

La evaluación de este parámetro tiene que ver con el segundo término de la ecuación de varianza de estimación. Teóricamente, a más número de bloques discretizados menor es la varianza de estimación, pero tenemos que tener en cuenta también, que a más número de bloques discretizados, el tiempo de cálculo aumenta significativa, ya que el número de bloques se multiplica exponencialmente. Este parámetro también está relacionado con el tamaño de bloque.

Los resultados de SoR y Ke son consistentes con la teoría. La Figura 43, muestra un ligero mejora en SoR y Ke del escenario tres al escenario dos, y un aumento despreciable al escenario tres. La variación del SumN es mínimo entre los tres escenarios. Finalmente, el KV disminuye a mayor número de bloques discretizados, esto es concordante con la ecuación de varianza de estimación. También se puede observar que la ley promedio se mantiene constante.

Tabla 16:

Indicadores de Kriging Ordinario para discretización del bloque.

Discretización	ZN(%)	KV	SoR	KE	SumN
1	6.98	83.18	0.37	-0.02	-0.009
3x3x3	6.98	68.79	0.37	-0.03	-0.008
10x10x10	6.98	68.06	0.37	-0.03	-0.008

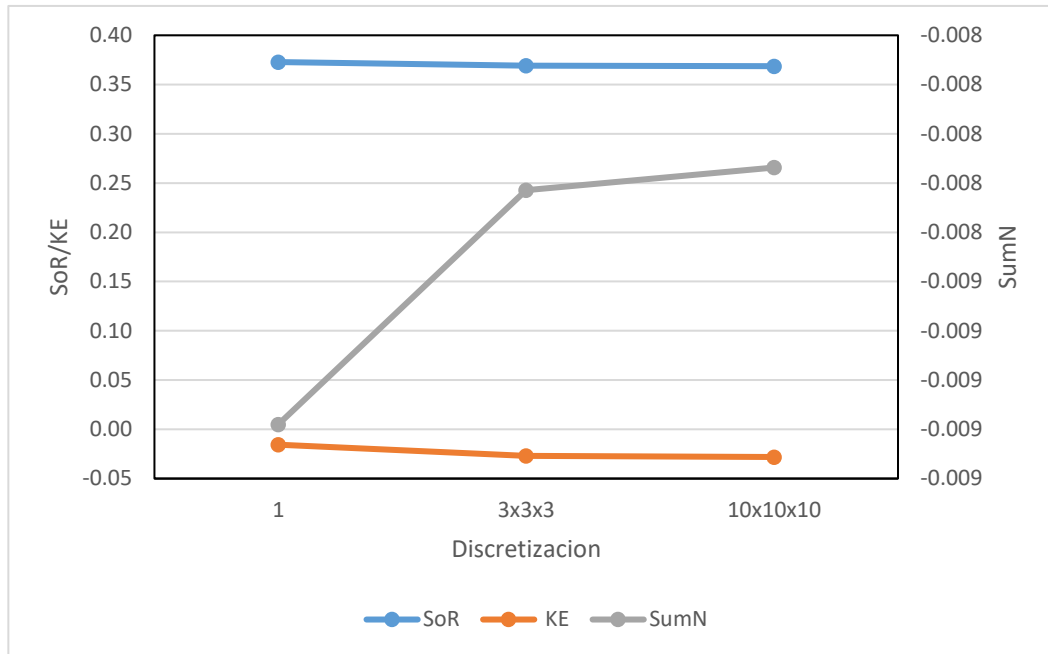


Figura 42: Indicadores de Kriging Ordinario para la discretización del bloque.

La Figura 43, muestra los *swathplot* en las tres direcciones, donde se puede apreciar una diferencia despreciable entre los tres escenarios.

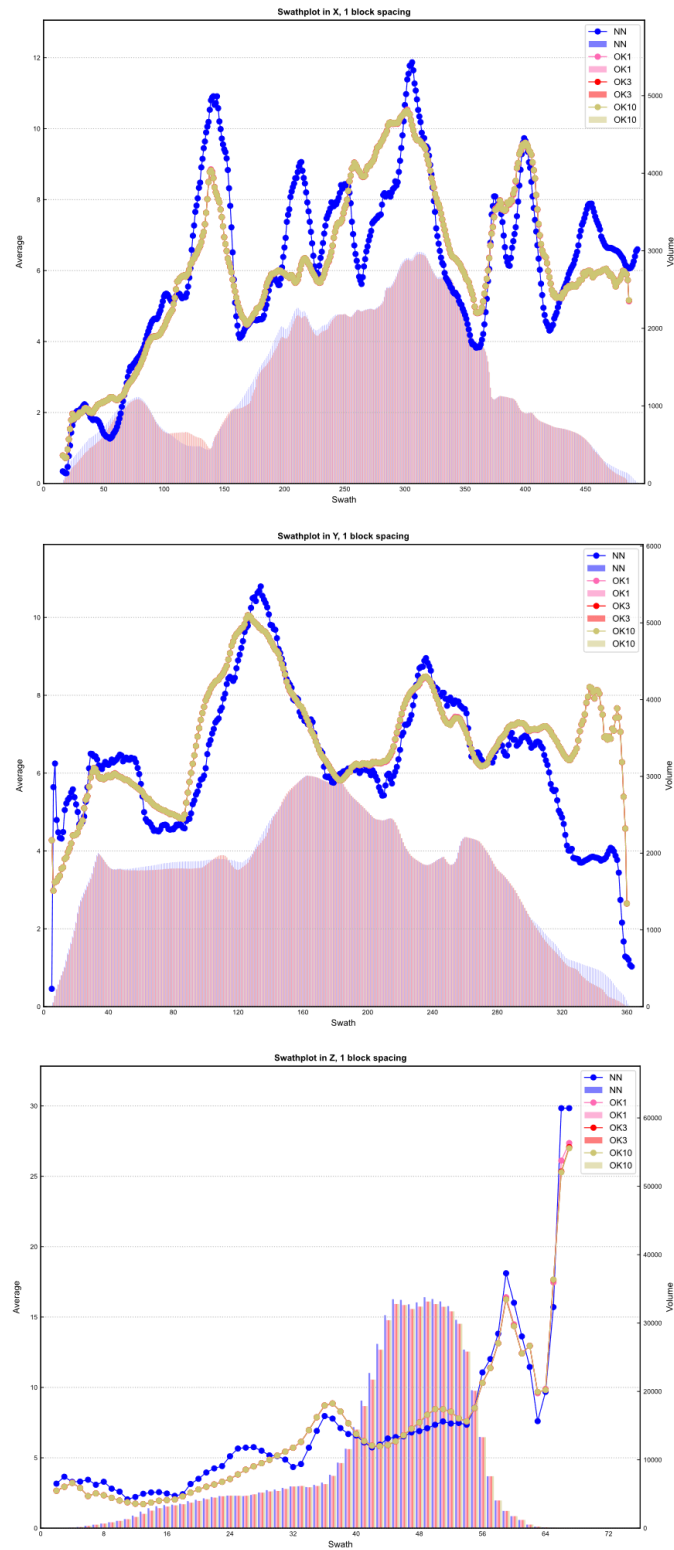


Figura 43: Swathplot para los tres escenarios de discretización del bloque.

El análisis del sesgo global es aceptable para los tres escenarios, con una variación mínima entre los tres. También el promedio de las leyes se mantiene constante.

Tabla 17:

Sesgo global para los tres escenarios – discretización del bloque.

Tamaño	Cut-off	Zn_OK	Zn_NN	DR (%)
1x1x1	0	7.02	6.84	2.61%
	3	8.22	7.86	4.46%
3x3x3	0	7.03	6.84	2.64%
	3	8.22	7.85	4.47%
10x10x10	0	7.03	6.84	2.65%
	3	8.21	7.85	4.48%

De la evaluación de número de bloques discretizados, los indicadores de KE y SoR no muestran variaciones significativas como para tomar una decisión de optimalidad. Sin embargo, por otro lado, tenemos una variación significativa en KV, que concuerdan con la teoría. Debido a que a mayor número de bloques discretizados aumente el tiempo de cálculo, tomaremos el escenario dos como óptimo. El comportamiento casi constante de KE y SoR, se explica por el tamaño de bloque, al ser 1x1x1 este ya es demasiado pequeño para discretizar y la configuración de los datos no ayudan.

5.2.5 Parámetros que afectan en la calidad de estimación

Los parámetros que más influyen en la calidad de estimación son: Numero de compósitos que estiman al bloque, ya que es proporcional al número de compósitos, mostrando siempre una mejora. Sin embargo, a mayor número de compósitos mayor suavizamiento, que significa que las leyes tienden hacia la media, esto es un punto



negativo para la estimación a corto plazo, ya que disminuye la variabilidad de las leyes. Su ventaja está en la estimación a largo plazo, donde el objetivo es minimizar la varianza de estimación, para evitar el sesgo global. El número de compósitos está relacionado al alcance del variograma, donde este último confirma los resultados de la evaluación del número de compósitos.

De la evaluación del tamaño de bloque (Rossi y Deutsch, 2014) a mayor tamaño de bloque menor varianza de estimación, lo cual significa mejor calidad de estimación, en este proyecto los indicadores de SoR y KE muestran lo contrario. La explicación que proponemos, es que los bloques de los escenarios dos y tres no honran al sólido, quedando partes de del sólido vacío, y bloques por fuera del sólido (ver Figura 5).

La discretización del bloque no tiene mucha influencia en la calidad de estimación. Aunque Vann *et al.* (2003) y de la ecuación de varianza de estimación se sabe que, a mayor número de bloque discretizado mayor calidad en la estimación. Sin embargo, para este proyecto el comportamiento es lo contrario. Pero también, no hay mucha variación lo que se podría interpretarse como constante.

Otro punto a considerar, es que los indicadores de Kriging son promedios que son sensibles a la cantidad de datos, funcionan bien si las correlaciones son lineales Vann, et al.(2003) y la varianza de Kriging no depende de las leyes directamente (Emery, 2022). Los cuales podrían explicar también, el comportamiento del tamaño de bloque y discretización del bloque. Otra explicación sería, como la variación es



mínima, y la ganancia en la suma de pesos negativos es significativo, esto podría interpretarse como una mejora en la calidad de estimación.



VI. CONCLUSIONES

- La influencia de los parámetros como muestran los máximos y mínimo de los indicadores KV, SoR, KE y SumN respectivamente son: 64.09 – 23.5, 0.4 – 0.2, 0.03 – -0.3 y -0.016 – -0.001 para tamaño de bloques. 78.8 – 65.67, 0.3 – 0.47, -0.18 – 0.02 y 0.00 – -0.02 para número de compósitos. 62.96 - 68.77, 0.52 – 0.37, 0.06 – -0.03 y -0.013 – -0.008 para alcance del variograma. 83.18 – 68.06, 0.37 – 0.37, -0.02 – -0.03, Y -0.009 – -0.008 para discretización del bloque.
- El coeficiente de variación de las leyes de Zn es mayor a dos, los histogramas muestran dos poblaciones de ley, las leyes muestran una dirección preferencial de mineralización, N90°E – 45°S y un pitch de 56° en promedio, el control estructural es lo más predominante, el dominio ZNCPO 2 tiene más datos, los contactos entre los dominios son duros, los alcances del variograma en el dominio ZNCPO 2 son 84x54x10.
- En términos de la calidad de estimación, los parámetros que tienen más influencia son: Numero de compósitos que estiman al bloque y alcance del variograma. Los parámetros óptimos para la estimación de recursos en la mina Sierra Sumaq Rumi son una combinación de: Tamaño de bloques 5x5x5, numero de compósitos de ocho a diez, alcance del variograma dividido entre dos y una discretización del bloque a 3x3x3.



VII. RECOMENDACIONES

- Se recomienda realizar el análisis exploratorio de datos con muestras provenientes únicamente de sondajes de perforación. Las muestras de sondajes y muestras de interior mina podrían estar sesgadas unos respecto al otro, ya que fueron tomados con diferentes criterios y tiempos.
- Se recomienda para la evaluación de alcances del variograma dividir solo en las dos principales direcciones, dejando el tercero como constante; esto para evitar el achatamiento y evitar la aparición de los pesos negativos.



VIII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Alfaro Sironvalle, M. A. (Junio de 2000). *Estadística*. Santiago, Chile.

Alfaro Sironvalle, M. A. (2007). *Estimacion de recursos mineros*. Santiago.

Alperin, M. (2013). *Introducción al análisis estadístico de datos geologicos*. Buenos Aires:
Eduulp.

Benavides, V. (1956). Cretaceous System in Northern Perú. *American Museum of Natural
History*, 385.

Condal, A., Morgado, A., & Gonzales, M. (2021). *Geoestadística en el ámbito de las ciencias
de la tierra*. Santiago: Universidad Tecnológica Metropolitana.

Coombes, J. (2008). *The Art and Science of Resource Estimation - A Practical Guide for
Geologists and Engineers*. Perth: Coombes Capability.

Coombes, J. (2016). *I'D like to be OK with MIK, UC A Critique of Mineral Resource
Estimation Techniques*. Perth: Coombes Capability.

Diaz Viera, M. A. (2002). *Geoestadística aplicada*. Mexico: Instituto de geofísica y
astronomía, CITMA, Cuba.

Emery, X. (2022). *Geoestadística*. Universidad de Chile.

Hinostroza, J., & Stefani, E. (2021). *Estimacion de recursos minerales y potencial de la UM
Sierra Sumaq Rumi*. Lima: Gemin Associates.



- Journel, A., & Huijbregts, C. (1989). *Mining Geostatistics*. London: ACADEMIC PRESS LIMITED.
- Loughman, D. L., & Hallam, A. (1982). A facies analysis of the Pucará group (Norian to Toarcian carbonates, organic-rich shales and phosphate) of Central and Northern Peru. *Sedimentary Geology*.
- Megard, F. (1968). Geología del cuadrángulo de Huancayo. *Ingemmet*, 46.
- Megard, F. (1979). Geología de los Andes del Perú Central. *Ingemmet*.
- Megard, F., Caldas, J., Paredes, J., & De La Cruz, N. (1996). *Geología de los cuadrángulos de Tarma, La Oroya y Yauyos*. Lima: Ingemmet.
- Muñoz, C., & Fontboté, L. (1994). Mineralización de Zn-As-(Au) de baja temperatura en la falla de desgarre. *Université de Genève*, 3.
- Muñoz, C., & Fontboté, L. (1995). El yacimiento de Zn-As-(Au) azulcocha asociado a la falla de desgarre cochas - gran breña (Perú central). *Sociedad geológica del Perú*.
- Rossi, M. E., & Deutsch, C. (2014). *Mineral Resource Estimation*. New York: Springer.
- Saban, C. (2018). *Transición de sistemas pórfido-skarn a CRD: Metalogénesis y guías para la exploración*. Arequipa.
- Sarma, D. (2009). *Geostatistics with Applications In Earth Sciences*. New Delhi: Springer.



Seequent. (8 de Octubre de 2023). *Leapfrog - Standard Estimators*.

<https://help.seequent.com/Geo/2021.2/en-GB/Content/estimation/estimators.htm?x-dn=77889900#kriging>

Soulas, J. P., & Mégard, F. (1979). Kinematics and tectonic significance of sigmoidal fault and fold systems in central Perú. *no publicado*, 21.

Sullivan, F. (1998). *Geoestadística para minería*. CODELCO.

Vann, J., Jackson, S., & Bertoli, O. (2003). Quantitative Kriging Neighbourhood Analysis for the Mining Geologist — A Description of the Method With Worked Case. *5th International Mining Geology Conference*, 10.

Vena Resources Inc. (2010). *Technical Report of the Azulcocha Mine Zinc/Manganese*. Lima: Henkle and Associates.

Wilson, J. J. (1963). Cretaceous stratigraphy of Central Andes of Peru. *Association of petroleum geologists*.



ANEXOS



Anexo 01

AUTORIZACIÓN DE LA EMPRESA

Lima, 14 de noviembre de 2022

Sr. Eng., Q.P Jorge Hinostraza
GERENTE GEOLOGIA, GEMIN ASSOCIATES

Presente:

De mi consideración:

Yo, Cayo Quiro Sergio Ramon, identificado con D.N.I 70768433, ante Ud respetuosamente me presento y expongo:

Que actualmente vengo laborando en GEMIN ASSOCIATES, y viendo la oportunidad de desarrollar una tesis para obtener el grado de Ingeniero Geólogo, solicito a Ud. de la manera más comedida, se considere la petición de autorización del uso de la información de la unidad **Sierra Sumaq Rumi**, en el tema de estimación de recursos minerales y geología, tesis que llevara por título **"GEOLOGÍA Y ESTIMACIÓN DE RECURSOS MINERALES DE LA UNIDAD MINERA SIERRA SUMAQ RUMI"**

Con saludos cordiales y a tiempo de agradecerle su atención a esta solicitud, aprovecho la oportunidad para reiterarle mi más alta consideración y estima.

Atentamente,


Sergio Ramon Cayo Quiro
DNI 70768433







DECLARACIÓN JURADA DE AUTENTICIDAD DE TESIS

Por el presente documento, Yo Sergio Ramon Cayo Quiro
identificado con DNI 70768433 en mi condición de egresado de:

Escuela Profesional, Programa de Segunda Especialidad, Programa de Maestría o Doctorado

ingeniería Geología
informo que he elaborado el/la Tesis o Trabajo de Investigación para la obtención de Grado
 Título Profesional denominado:

" Influencia de los parámetros de estimación en los resultados de
Kriging Ordinario, caso de estudio unidad minera Diana Lomas Pumi - Junín
" Es un tema original.

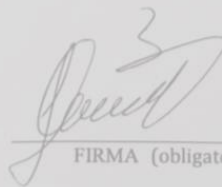
Declaro que el presente trabajo de tesis es elaborado por mi persona y **no existe plagio/copia** de ninguna naturaleza, en especial de otro documento de investigación (tesis, revista, texto, congreso, o similar) presentado por persona natural o jurídica alguna ante instituciones académicas, profesionales, de investigación o similares, en el país o en el extranjero.

Dejo constancia que las citas de otros autores han sido debidamente identificadas en el trabajo de investigación, por lo que no asumiré como tuyas las opiniones vertidas por terceros, ya sea de fuentes encontradas en medios escritos, digitales o Internet.

Asimismo, ratifico que soy plenamente consciente de todo el contenido de la tesis y asumo la responsabilidad de cualquier error u omisión en el documento, así como de las connotaciones éticas y legales involucradas.

En caso de incumplimiento de esta declaración, me someto a las disposiciones legales vigentes y a las sanciones correspondientes de igual forma me someto a las sanciones establecidas en las Directivas y otras normas internas, así como las que me alcancen del Código Civil y Normas Legales conexas por el incumplimiento del presente compromiso

Puno 25 de enero del 2024


FIRMA (obligatoria)



Huella



Universidad Nacional
del Altiplano Puno



Vicerrectorado
de Investigación



Repositorio
Institucional

AUTORIZACIÓN PARA EL DEPÓSITO DE TESIS O TRABAJO DE INVESTIGACIÓN EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL

Por el presente documento, Yo Sergio Roman Cayo Quira
, identificado con DNI 70708433 en mi condición de egresado de:

Escuela Profesional, Programa de Segunda Especialidad, Programa de Maestría o Doctorado

Ingeniería Geológica
informo que he elaborado el Tesis o Trabajo de Investigación para la obtención de Grado

Título Profesional denominado:

"Influencia de los parámetros de estimación en los resultados de King's Ordovician, caso de salinidad elevada mineralización Semic Pumi - Junin"

Por medio del presente documento, afirmo y garantizo ser el legítimo, único y exclusivo titular de todos los derechos de propiedad intelectual sobre los documentos arriba mencionados, las obras, los contenidos, los productos y/o las creaciones en general (en adelante, los "Contenidos") que serán incluidos en el repositorio institucional de la Universidad Nacional del Altiplano de Puno.

También, doy seguridad de que los contenidos entregados se encuentran libres de toda contraseña, restricción o medida tecnológica de protección, con la finalidad de permitir que se puedan leer, descargar, reproducir, distribuir, imprimir, buscar y enlazar los textos completos, sin limitación alguna.

Autorizo a la Universidad Nacional del Altiplano de Puno a publicar los Contenidos en el Repositorio Institucional y, en consecuencia, en el Repositorio Nacional Digital de Ciencia, Tecnología e Innovación de Acceso Abierto, sobre la base de lo establecido en la Ley N° 30035, sus normas reglamentarias, modificatorias, sustitutorias y conexas, y de acuerdo con las políticas de acceso abierto que la Universidad aplique en relación con sus Repositorios Institucionales. Autorizo expresamente toda consulta y uso de los Contenidos, por parte de cualquier persona, por el tiempo de duración de los derechos patrimoniales de autor y derechos conexos, a título gratuito y a nivel mundial.

En consecuencia, la Universidad tendrá la posibilidad de divulgar y difundir los Contenidos, de manera total o parcial, sin limitación alguna y sin derecho a pago de contraprestación, remuneración ni regalía alguna a favor mío; en los medios, canales y plataformas que la Universidad y/o el Estado de la República del Perú determinen, a nivel mundial, sin restricción geográfica alguna y de manera indefinida, pudiendo crear y/o extraer los metadatos sobre los Contenidos, e incluir los Contenidos en los índices y buscadores que estimen necesarios para promover su difusión.

Autorizo que los Contenidos sean puestos a disposición del público a través de la siguiente licencia:

Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional. Para ver una copia de esta licencia, visita: <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

En señal de conformidad, suscribo el presente documento.

Puno 25 de Enero del 2014


FIRMA (obligatoria)

