

FACULTAD DE INGENIERÍA

Carrera de **INGENIERÍA DE MINAS**

“ESTIMACIÓN DE RECURSOS GEOLÓGICOS
MEDIANTE POLIGONO, INVERSO AL CUADRADO
DE LA DISTANCIA Y KRIGING ORDINARIO DE UN
YACIMIENTO CUPRÍFERO, 2021”

Tesis para optar el título profesional de:

Ingeniero de Minas

Autores:

Victor Oliver Carranza Toro
Alonso Martin Alamiro Vallejo Urquiaga

Asesor:

Mg. Eduardo Manuel Noriega Vidal
<https://orcid.org/0000-0001-7674-7125>
Trujillo - Perú

JURADO EVALUADOR

Presidente(a)	Mag. Ing. Ronald Antonio Alvarado Obeso	44562630
	Nombre y Apellidos	Nº DNI

Primer Miembro	Mag. Ing. Jorge Gonzales Torres	43703713
	Nombre y Apellidos	Nº DNI

Segundo Miembro	Mag. Ing. Wilson Gómez Hurtado	18900541
	Nombre y Apellidos	Nº DNI

INFORME DE SIMILITUD

ESTIMACIÓN DE RECUROS_Carranza y Vallejo_Final.docx

INFORME DE ORIGINALIDAD

18%

INDICE DE SIMILITUD

16%

FUENTES DE INTERNET

2%

PUBLICACIONES

8%

TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

FUENTES PRIMAARIAS

1	(11-25-05) http://155.210.58.65/LECCION/aed/ead.pdf Fuente de Internet	1%
2	repositorio.udec.cl Fuente de Internet	1%
3	Submitted to Universidad Privada del Norte Trabajo del estudiante	1%
4	www.unsj.edu.ar Fuente de Internet	1%
5	dspace.espol.edu.ec Fuente de Internet	1%
6	riaa-tecno.unca.edu.ar Fuente de Internet	1%
7	colposdigital.colpos.mx:8080 Fuente de Internet	1%
8	www.revistasbolivianas.ciencia.bo Fuente de Internet	1%
9	dspace.ucuenca.edu.ec Fuente de Internet	1%

DEDICATORIA

La presente Tesis esta dedica en primer lugar a Dios, por brindarme la vida y salud en cada anochecer y amanecer, sabiendo que no me abandonará en este largo camino de la vida que aún me falta por recorrer.

A mi madre Irene Isabel Toro Saldaña, por permitirme seguir a su lado y darme la hospitalidad, su cariño y apoyo incondicional para iniciar y concluir con éxitos esta segunda especialización, por su comprensión y paciencia durante el tiempo dedicado a mis estudios y al desarrollo de la presente Tesis, sin duda el amor de madre es indistinto a los años que podamos tener. A mi padre Víctor Humberto Carranza Espinoza, aunque no está físicamente presente, pero sus concejos aún perduran en mi memoria.

En especial lo dedico a mi hijo Víctor Alejandro Carranza Guevara (4 añitos), por regalarme sus sonrisas, sus besos, abrazos y ocurrencias de niño, que me hacen reír, me reanima y fortalece para seguir adelante.

Victor O. Carranza Toro

La presente Tesis esta dedica en primer lugar a Dios, por brindarme la vida y salud en cada anochecer y amanecer, sabiendo que no me abandonará en este largo camino de la vida que aún me falta por recorrer.

A. Vallejo Urquiaga

AGRADECIMIENTO

Primeramente, agradezco a la Universidad Privada del Norte por brindarme a formar parte de ella, y poder realizar mi carrera profesional, a todos los docentes que pasaron por el aula y que día a día fueron aportaron sus conocimientos, experiencias y enseñanzas; el cuál incrementó mi formación académica para lograr ser un profesional competitivo y emprendedor.

Agradezco también a mi asesor MS. Ing. Marco Antonio Cotrina Teatino, por haber aceptado ser parte de esta investigación. Pero, sobre todo haberme brindado la oportunidad de recurrir a su capacidad y conocimiento científico e investigador, en el desarrollo de la presente tesis.

Mi agradecimiento también va dirigido para la MS. Ing. Rosa Ponce Sifuentes, por dedicar su tiempo en la enseñanza del software minero Minesight.

Y para finalizar, también agradezco a todos mis compañeros de clase durante el tiempo que demandó la carrera, ya que gracias a la amistad, compañerismo y apoyo logramos salir adelante en todos los cursos, concluyendo satisfactoriamente lo que iniciamos.

TABLA DE CONTENIDOS

JURADO EVALUADOR.....	2
INFORME DE SIMILITUD	3
DEDICATORIA	4
AGRADECIMIENTO.....	5
TABLA DE CONTENIDOS.....	6
ÍNDICE DE TABLAS	7
ÍNDICE DE FIGURAS	8
ÍNDICE DE ECUACIONES	11
RESUMEN	12
CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN	13
1.1. Realidad problemática.....	13
1.2. Formulación del problema	48
1.3. Objetivos	48
1.4. Hipótesis.....	49
CAPITULO II: METODOLOGÍA	50
CAPITULO III: RESULTADOS	55
CAPITULO IV: DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES	87
REFERENCIAS	95
ANEXOS	100

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Software que utilizan las empresas mineras en el Perú	47
Tabla 2 Resumen de los sondajes contenida en la data	55
Tabla 3 Resultado estadístico de primer orden de los sondajes.....	56
Tabla 4 Resumen de muestras compositadas a 15 metros según tipo de roca.....	61
Tabla 5 Parámetros a utilizar en la estimación de recursos geológicos mediante kriging ordinario	68
Tabla 6 Límites del proyecto a ingresar en el software Minesight compass	71
Tabla 7 Nomenclatura de los campos para estimar el contenido de cobre en cada bloque del modelo	71
Tabla 8 Cantidad de bloques en la categorización de recursos geológicos en función de su eje direccional.....	73
Tabla 9 Resumen estadístico de sondajes compositados vs leyes estimadas (KOR, IDW2 y PLY)	78
Tabla 10 Resumen de los recursos geológicos según categorización mediante kriging ordinario	81
Tabla 11 Resumen de los recursos geológicos según categorización mediante inverso a la distancia.....	81
Tabla 12 Resumen de los recursos geológicos según categorización mediante polígono...	82

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Elementos del Variograma.....	30
Figura 2 Variograma Experimental vs variograma teórico	32
Figura 3 Efecto pepita puro	33
Figura 4 Gráfico del modelo exponencial	34
Figura 5 Gráfico del modelo esférico	35
Figura 6 Gráfico del modelo gaussiano.....	36
Figura 7 Gráfico del modelo potencia.....	37
Figura 8 Gráfico del modelo lineal.....	37
Figura 9 Gráfico de anisotropía geométrica	38
Figura 10 Gráfico de anisotropía zonal	39
Figura 11 Gráfico de anisotropía híbrida.....	39
Figura 12 Radio de influencia elipsoidal, para estimar el punto en el centroide.....	40
Figura 13 Dos bloques contiguos. Color amarillo mineral con ley 1 y el blanco estéril con ley 0	40
Figura 14 Histograma de bloques y de muestras.....	41
Figura 15 Datos observados vs datos estimados	45
Figura 16 Flujograma del proceso de investigación para estimar recursos geológicos	53
Figura 17 Diagrama de caja y bigote (Box plot) según tipo de roca.....	57

Figura 18 Histograma del porcentaje de ley de Cu	58
Figura 19 Despliegue de los sondajes	59
Figura 20 Despliegue de los sólidos según tipo de roca.....	60
Figura 21 Taladros compositados 15m	62
Figura 22 Histograma de muestras compositadas a 15 metros según tipo de roca	63
Figura 23 Diagrama de caja y bigote (Box plot) de los compositos a 15 metros según tipo de roca.....	64
Figura 24 Contact Plot roca KS/PZ, sin compositar y compositadas a 15 metros	65
Figura 25 Contact Plot roca PZ/LZ, sin compositar y compositadas a 15 metros	65
Figura 26 Contact Plot roca KZ/LZ, sin compositar y compositadas a 15 metros.....	66
Figura 27 Contact Plot roca KZ/SF, sin compositar y compositadas a 15 metros	66
Figura 28 Contact Plot roca LZ/SF, sin compositar y compositadas a 15 metros.....	67
Figura 29 Variograma experimental y modelado del tipo de roca PZ	68
Figura 30 Variograma direccional PZ 150/0.....	69
Figura 31 Validación gráfica de kriging ordinario 2210N (plano XZ)	75
Figura 32 Validación gráfica de kriging ordinario 2850E (plano YZ).....	76
Figura 33 Validación gráfica Inverso a la Distancia al cuadrado sección 2210N (XZ).....	76
Figura 34 Validación gráfica Inverso a la Distancia al cuadrado sección 2850E(YZ)	77
Figura 35 Validación gráfica poligonal sección 2210N(XZ)	77

Figura 36 Validación gráfica poligonal sección 2850E(YZ)	78
Figura 37 SwathPlot en el eje X.....	80
Figura 38 SwathPlot en el eje Y	80
Figura 39 Curva tonelaje ley media de recursos medidos por los diferentes métodos	83
Figura 40 Curva tonelaje ley media de recursos indicados por los diferentes métodos.....	84
Figura 41 Curva tonelaje ley media de recursos inferidos por los diferentes métodos.....	85
Figura 42 Variograma experimental y modelado del tipo de roca KZ, LZ y SF	103
Figura 43 Datos a ingresar en interfaz de los parámetros variográficos en Minesight	104
Figura 44 Pasos para la elaboración del variograma X y Z.....	105
Figura 45 Variogramas del modelo	106
Figura 46 Despliegue de modelo de bloques en litología PZ.....	107
Figura 47 Parámetros del kriging a ingresar en el software Minesight.....	107
Figura 48 Parámetros del inverso a cuadrado a ingresar en el software Minesight	109
Figura 49 Parámetros del polígono a ingresar en el software Minesight	111

ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1 Estimador del bloque por distancia inversa	28
Ecuación 2 Cálculo de la varianza.....	31
Ecuación 3 Cálculo de la Semivarianza.....	31
Ecuación 4 Función de semivariograma discreta	33
Ecuación 5 Semivariograma exponencial modificado	34
Ecuación 6 Semivariograma esférico	34
Ecuación 7 Semivariograma exponencial cuadrático	35
Ecuación 8 Semivariograma de potencia.....	36
Ecuación 9 Semivariograma lineal	37
Ecuación 10 Estimación con kriging	42
Ecuación 11 Condición de normalización de pesos en kriging	42
Ecuación 12 Error cuadrático esperado de una estimación basada en kriging	43
Ecuación 13 Condición de normalización de pesos en Kriging	43

RESUMEN

La presente investigación tuvo como objetivo estimar recursos geológicos utilizando tres técnicas geoestadísticas: Método del polígono, inverso al cuadrado de la distancia y kriging ordinario en un yacimiento cuprífero. El estudio consistió en el análisis exploratorio de datos y compositación de muestras de leyes de cobre, análisis de las unidades de estimación, estudio variográfico, elección del plan de estimación, validación de la estimación con gráficos, estadística y swath plot, categorización de recursos en medido, indicado e inferido y construcción de curvas de tonelaje ley media. La cantidad de mineral obtenida fue 2495 Mtn, en todos los métodos de estimación. En el contenido metálico (fino), el método del polígono estimó 10.78 Mtn de cobre con una ley promedio de 0.432%, el inverso al cuadrado de la distancia estimó 13.05 Mtn de cobre con una ley promedio de 0.523% y el kriging ordinario estimó 12.77 Mtn de cobre con una ley promedio de 0.512%. Finalmente, se concluyó que las técnicas de estimación permitieron cuantificar recursos geológicos en tonelaje y contenido de cobre; además que, si se considerara como base al cobre estimado en polígonos, el inverso al cuadrado de la distancia y kriging ordinario, habrá sobre estimado en 17.4% y 15.6%, respectivamente.

PALABRAS CLAVES: Método del polígono, inverso al cuadrado de la distancia, kriging ordinario, recursos geológicos, estimación-

CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN

1.1. Realidad problemática

La revolución científico-técnica en geología y minería, ha abarcado durante décadas a todo el mundo, se manifiesta en un aumento acelerado del ritmo de extracción y utilización de la materia prima mineral. Por este motivo los trabajos de búsqueda, exploración y evaluación geológica-económica de yacimientos minerales útiles, constituye una de las tareas más importantes en las empresas y compañías mineras. En esta actividad el cálculo de recursos minerales útiles "in situ" juega un papel fundamental.

La estimación de recursos es una operación de alta responsabilidad que determina en gran medida el valor industrial de un yacimiento minera. Este cálculo puede ser realizado por métodos clásicos o modernos: En los primeros se utilizan fundamentalmente valores medios o medias ponderadas para la estimación de bloques definidos convenientemente, por lo que su uso ha estado relacionado con problemas de precisión. Además, la utilización de los métodos clásicos no se recomienda porque aun cuando permiten cuantificar las reservas a escala global, no son adecuados para la caracterización local de los recursos. En los segundos predominan los métodos geoestadísticos, los cuales consisten en el uso de técnicas de regresión, teniendo como premisa fundamental la realización de las estimaciones a partir de las características de variabilidad y correlación espacial de los datos originales. La Geoestadística es resultado de la aplicación de la Teoría de Funciones Aleatorias al reconocimiento y estimación de fenómenos naturales, fundamentalmente los relacionados con la actividad geólogo minera. Es precisamente en esta actividad donde surge, se desarrolla

y consolida en los últimos años como ciencia aplicada, dando respuesta a necesidades prácticas y concretas.

La evaluación de los recursos minerales de un yacimiento se realiza a partir de una toma de muestras, utilizando técnicas tradicionales, como pueden ser la interpolación por el método de los polígonos, el método de inverso de la distancia o promedios ponderados, métodos Geoestadísticas de interpolación como el Kriging simple o el Kriging ordinario. Sin embargo, el Kriging suele dar una imagen suavizada de la realidad del yacimiento (Olea 1996, Journal 2000) y permite apreciar la incertidumbre que existe en la cantidad de los recursos in situ.

Sin embargo, el Kriging presenta dos aspectos no favorables que son; los valores estimados presentan menos dispersión que los valores verdaderos y la varianza del Kriging no considera el efecto proporcional, lo cual es una distorsión a la hipótesis de estacionalidad, este efecto proporcional consiste en observar mayor variabilidad en zonas de altos valores y es porque hay mezcla de altos valores cercano a zonas de bajos valores (Emery, 2007).

La estimación con técnicas Geoestadísticas consiste en evaluar el valor de la manera más precisa un valor que aún no ha sido medido, tomando como base los valores medidos. Una característica de la Geoestadística, de la precisión de la estimación de los datos por medio de herramientas probabilísticas, como la varianza y los intervalos de confianza. Existirán dos tipos de estimaciones, la estimación global y la estimación local.

La estimación global busca caracterizar una zona por un valor único, por ejemplo, la media de la variable. Por el contrario, la estimación local se interesa en los diferentes sectores del bloque y lo que pretende es evaluar el valor en un sitio que no ha sido muestreado o el

valor promedio de un bloque cuyo soporte es mayor que el soporte de los datos. En este tipo de problemas se debe considerar la continuidad espacial de la variable, las distancias entre el sector a estimar y los sitios con datos y la ubicación espacial de estos sitios, dado que con datos agrupados suelen tener valores parecidos y entonces la información se vuelve redundante.

La cantidad de cálculos que implica el uso de estos métodos hace imprescindible la utilización de softwares mineros para su práctica y desarrollo. En la esfera internacional existen programas informáticos profesionales que aplican estas técnicas modernas a los problemas de estimación de fenómenos naturales en el campo de la Ciencias de la Tierra, donde se destacan los referidos al modelaje de yacimientos minerales. Entre éstos se pueden citar: DATAMINE, GEMCOM, VULCAN, MINESIGHT, MICROMINE, GEOPACK, SURPAC, GEOSTAT, MICROLYNX, MINEMAP, entre otros., muy pocos introducidos en el Perú. Los softwares antes mencionados implementan la aplicación de los métodos geoestadísticos de forma muy variada, ofreciendo posibilidades en algunos casos limitadas para los especialistas no entrenados en el tema, fundamentalmente en la determinación de los modelos que describen la continuidad espacial y en el uso del krigeaje como interpolador.

Este trabajo de investigación compara los métodos clásicos con los métodos modernos en la estimación de recursos geológicos, aplicados a la actividad geólogo-minera en los yacimientos cupríferos en el Perú, así como seleccionar el mejor método de estimación a partir del modelo geológico y brindar soluciones a la estimación de recursos debido a la alta variabilidad espacial de los parámetros geológicos en estos yacimientos. En

consecuencia, se logra una mayor precisión en la estimación y caracterización de sus reservas minerales.

Para la presente investigación se ha recopilado antecedentes internacionales, los cuales se detallan a continuación:

Charles et al (2022) en su artículo publicado en la revista Malaysian Journal of Geosciences (MJG), tuvo como objetivo principal la aplicación de un método convencional de estimación de recursos, ponderación de distancia inversa (IDW) y una técnica geoestadística univariante, kriging ordinario (OK). La metodología utilizada consistió en que los datos utilizados se recopilaron mediante perforación diamantina y de circulación inversa (RC), la cual se tuvo un total de 19353 muestras compuestas de un metro, que constan de 18962 muestras de chips RC de 695 perforaciones RC y 391 muestras diamantinas, las reservas de mineral se estimaron mediante los métodos OK e IDW. Los resultados obtenidos indicaron que en la zona CDE de la mina, la estimación con kriging ordinario obtuvo un volumen de 3122700 m³, un tonelaje de 8275155 tn y 2.042 g/t de ley promedio de mineral en la Zona CDE, mientras que con ID2 se obtuvo un volumen de 3122700 m³, un tonelaje de 8275155 tn y una ley promedio de 2.046 g/t, logrando un coeficiente de correlación de 0.947 entre OK y ID2. Finalmente se llegó a la conclusión que el ID2 es apropiado para ser utilizado como método de evaluación de recursos/reservas alternativo al método OK para la planificación minera y el control de leyes.

Coleman (2021) en su tesis tuvo como objetivo principal utilizar herramientas de estimación geoestadísticas para definir un depósito de mineral mediante el uso de variables geológicas o información estructural. La metodología utilizada fue la utilización de

variograma en un archivo de cuerda compuesta para cuantificar la continuidad de la mineralización de oro. Se utilizó el software SURPAC, LEAPOFROG, SGEMS y MATLAB para las estimaciones de minerales y estudios geoestadísticos de los datos de muestras obtenidos de las actividades de exploración. Los resultados obtenidos indicaron que se utilizaron los métodos de estimación IDW y OK para probar las estimaciones del modelo de bloques totales, el tonelaje del depósito fue de 34651800 toneladas, el volumen fue de 12834000 con una ley promedio de 2.210 g/t según lo estimado usando OK. La ley de corte general es 0.3 g/t.

Busuyi et al (2021) en su artículo publicado en la revista Geoscience Frontiers, tuvo como objetivo principal comparar la reserva cualitativa del depósito de piedra caliza Oyo-Iwa ubicado en Nigeria, utilizando métodos geométricos y geoestadísticos. La metodología utilizada fue que se utilizó métodos geométricos del bloque triangular y geoestadísticos como el kriging ordinario, en un depósito de piedra caliza Oyo-Iwa que es de 53 perforaciones. Los resultados obtenidos indicaron que el método geométrico calcula la reserva del depósito de piedra caliza en 74536820 toneladas (calcita media, ley CaO=52.15) y 99674793 toneladas (calcita media, ley CaO=52.32). Por otro lado, el método geoestadístico calculó la reserva en 81626729.65 toneladas (calcita media, ley CaO=53.36) y 100098697.46 toneladas (calcita media, ley CaO=52.96). La pequeña diferencia relativa en la estimación del tonelaje entre los dos métodos (9.51% y 0.43%) demuestra que el método geométrico es eficaz para la estimación del tonelaje. En contraste, la diferencia relativa en la estimación de la ley entre los dos métodos (2.32% y 1.26%) no es insignificante y podría ser crucial para mantener la rentabilidad del proyecto. Finalmente llegó a la conclusión que el método geoestadístico es,

por lo tanto, más adecuado, confiable y preferible para la estimación de leyes, ya que implica el uso de modelado espacial e interpolación con validación cruzada.

Singh et al (2021) en su artículo publicado en la revista Journal of the Geological Society of India, cuyo objetivo principal fue analizar la variabilidad espacial, kriging ordinario (OK) y simulación gaussiana secuencial (SGS) para el modelado Fe grade utilizando datos de explotación de perforaciones de un depósito mineral de hierro de alta ley ubicado en Singhbhum. La metodología utilizada consistió en la evaluación utilizando OK de un tamaño de bloques de 15 x 15 x 10 metros con unas longitudes de 875 metros verticalmente y 705 metros lateramente. Los resultados obtenidos indicaron que se tuvo una estimación de mineral de hierro de 124.48 t con una estimación kriged media de 63.93% y una varianza kriging de 2.83%.

Lara (2020) en su investigación tuvo como objetivo principal fue realizar una comparación en la estimación de recursos de un depósito mineral usando la definición de dominios geometalúrgicos. La metodología utilizada consistió en analizar dos escenarios, uno con un conjunto de datos simulados y otro con un conjunto de datos reales. Los resultados obtenidos fueron que la estimación a través de dominios Geometalúrgicas fue el mejor en el caso simulado el 99% de las veces, con una disminución en el RMSE para el cobre de un 10.8%, 10.4% y 10.4% para el inverso a la distancia, el kriging ordinario y el cokriging ordinario respectivamente; para el oro de 7.6% para los algoritmos de kriging y 8.1% para el inverso a la distancia, mientras que la precisión de la estimación del tipo de roca aumento un 5.2% para el inverso a la distancia y 4.7% para el cokriging indicador y el cokriging ordinario.

Lamamra et al (2019) en su artículo publicado en la IOP conference series: Earth and Environmental Science, cuyo objetivo principal fue evaluar la reserva del yacimiento Kieselguhr de la mina Sig (oeste de Argelia) según el método geoestadístico lineal con Kriging Ordinario (OK), para conocer el valor económico de esta mina que permite la explotación de este yacimiento. La metodología utilizada fue que se exponen todos los cálculos variográficos, su modelización, así como el Kriging Ordinario, los cálculos se realizaron utilizando el software SGeMS. Se realizó estudio estadístico y variográfico, para estimar las varianzas de estimación global. Los resultados obtenidos indicaron que kriging asegura la valoración e implementación de mapas según los métodos adecuados, así como el control de contenidos y espesores, lo que orienta el trabajo de explotación para una gestión racional. Finalmente se llegó a la conclusión de que toda la reserva geológica es de 13.985, 128.45 Mt y contiene 5919 Mt explotables.

También se ha recopilado para este estudio antecedentes nacionales:

Martell (2021) en su tesis tuvo como objetivo principal estimar las reservas minerales de oro y plata de la veta Filomena. La metodología utilizada fue de tipo cuantitativa, de nivel descriptiva, correlacional explicativa y transversal en el tiempo. Los resultados obtenidos indicaron que la estimación de reservas tiene como resultado 111808 TMS con leyes de 0.53 Oz/Tc Au y 0.80 Oz/Tc Ag para un ancho diluido de 0.88 m, estas reservas nos aportaran en finos 65280 Onzas de oro y 98925 Onzas de plata, además el 74% de los recursos indicados no ingresaron a reserva debido a su inaccesibilidad.

Blas y Damián (2021) en su tesis tuvo como objetivo principal realizar la evaluación geológica del prospecto minero Calmar, para saber si es factible o no su explotación. La

metodología utilizada fue de método deductivo y analítico, con un tipo de investigación aplicada. Los resultados obtenidos indicaron que se obtuvo la cubicación de reservas, donde para las reservas indicadas se tuvo un total de 954059.167 toneladas, en reservas inferidas se tuvo un total de 143400.833 toneladas, esto generó un total de 1097460 toneladas. Finalmente llegaron a la conclusión que con la evaluación geológica determinaron que es rentable la explotación.

Tito (2021) en su tesis tuvo como objetivo principal estimar los recursos minerales por el método geoestadísticos del sistema de vetas Vicente, en base a la geología y geoestadística, teniendo en consideración los procedimientos aplicables del código JORC y la norma canadiense NI 43-101. La metodología utilizada fue de tipo descriptivo, analítico y propositivo considerando para ellos fases o etapas durante la investigación. La data empleada constó de perforación diamantina y canales de muestreo para la interpretación geológica y posterior generación del sólido 3-D, se contó con información de planos geológico y de muestreo. El interpolador geoestadístico que se empleó para la estimación de recursos minerales fue el kriging ordinario, como también el interpolador vecino más cercano e inverso a la distancia al cuadrado, los cuales empleados en el proceso de validación de resultados. Los resultados obtenidos fueron que los recursos minerales medidos tienen 2444444 toneladas con una ley de 2.34% Sn, recursos indicados de 1311827 toneladas con una ley de 0.96% Sn y recursos inferidos de 350869 toneladas con una ley de 0.51% de Sn.

Guillermo y Lara (2020) en su tesis tuvieron como propósito fundamental desarrollar la estimación local de leyes mediante el método inverso al cuadrado de la distancia en el Tajo 1 del yacimiento de Hierro Olmos 8 HPM. La metodología utilizada fue que se desarrolló un

análisis exploratorio de datos en las muestras, se discreto en sub-bloques de dimensiones cada 5 metros en cada eje. Los resultados obtenidos indicaron que el contenido metálico fue de 680136.5 toneladas para el tajo 1, siendo 513881.687 toneladas de hierro y 166254.813 toneladas de desmonte. Se calculo que la relación de desbroce fue de 0.32 significando que se tiene que extraer 0.32 toneladas de desmonte para minar 1 tonelada de mineral.

Briones y Vásquez (2020) en su investigación tuvieron como objetivo estimar recursos minerales de oro y plata, mediante evaluación geológica superficial, de un área seleccionada en el caserío Tuyupampa y determinar si estos resultados favorables para la industria minera. La metodología utilizada fue que se realizaron campañas exploratorias en el área, consiguiendo distinguir zonas de alteración, una de argilización-oxidación y una sulfuración, se recopilaron 20 muestras de roca alterada de los afloramientos. Los resultados obtenidos fueron que las leyes promedio para oro en la zona de óxidos fue de 1.24 gr/TM Au (0.04 oz/tc Au), y para plata de 7.33 gr/TM Ag (0.22 oz/tc Ag), y en la zona de sulfuros, leyes promedio para oro de 3.36 gr/TM Au (0.10 oz/tc Au) y para plata de 58.75 gr/TM Ag (1.72 oz/tc). Finalmente llegó a la conclusión que dichos recursos minerales inferidos (JORC) o subeconómicos inferidos (USGS), resultan favorables para la industria minera.

Alva y Rodriguez (2019) en su investigación tuvo como objetivo principal determinar el modelamiento geológico de cálculo de recursos mineros de la veta murciélago de la mina Paredones. La metodología utilizada fue de tipo aplicada, no experimental descriptiva. Los resultados obtenidos indicaron que la elaboración del modelo geológico a través de planos en Minesight 9.5 ha permitido determinar los recursos mineros de la veta. Se determinó los recursos mineros del nivel 4 y 5 de la veta, partiendo de la estimación de la ley ponderada,

dando valores de 5.11% de Pb, 7.01% de Zn y 224.17 g/TM de Ag. Con estos datos se realizó la estimación del tonelaje de Pb, Zn y Ag en las 87400.36 TM de mineral de recurso minero. En Pb se tiene 4465.40 TM, en Zn se tubo 6123.41 TM y en Ag se tubo 629920.09 onzas.

También se ha recopilado para este estudio antecedentes locales:

Escudero y Morera (2022) en su tesis tuvieron como objetivo principal optimizar el plan de Kriging ordinario, mediante la validación cruzada en la estimación de recursos geológicos en un yacimiento cuprífero. La metodología utilizada empezó con el estudio exploratorio (EDA) de los datos sin compositar y compositados a 15 metros, de forma general y por cada litología, después se definieron planes de estimación ya sean elipsoidal y box (cubos), y sin considerar sólo el composito a estimar o todo el sondaje donde pertenecía este; finalmente, se optimizó el mejor plan en base a criterios como insesgo global (menor error de estimación), insesgo condicional (cercano a 1), coeficiente R² (cercano a 1) y la precisión de la estimación (cercana a 0). Los resultados mostraron que el plan óptimo de Kriging para las litologías 1,2 y 3 fueron de 40, 40 y 16 muestras, respectivamente; considerando un plan de estimación (elipsoidal) y sin considerar únicamente al composito a estimar. Por lo tanto, estos son los planes que mejor se ajustan a los datos al comparar con los criterios de los demás planes ya sea en elipsoidal y Box.

Para entender mejor la presente investigación se tienen las siguientes bases teóricas.

La geoestadística comprende a un conjunto de herramientas y técnicas de estudio, que sirven para analizar y predecir los valores de una variable regionalizada que se muestra distribuida en el espacio o en el tiempo de una forma continua (Briones & Vásquez, 2020).

Todo trabajo geoestadístico tiene que llevarse a cabo en tres etapas:

1.- Análisis exploratorio de los datos. Se estudian los datos muestrales sin tener en cuenta su distribución geográfica. Sería una etapa de aplicación de la estadística. Se comprueba la consistencia de los datos, eliminándose los erróneos e identificándose las distribuciones de las que provienen (Bivand, 2009).

2.- Análisis estructural. Estudio de la continuidad espacial de la variable, se calcula el variograma, u otra función que explique la variabilidad espacial, y se ajusta al mismo un variograma teórico (Wagner et al., 2005).

3.- Predicciones. Estimaciones de la variable en los puntos no muestrales, considerando la estructura de correlación espacial seleccionada e integrando la información obtenida de forma directa en los puntos muestrales, así como la conseguida indirectamente en forma de tendencias conocidas (Dale & Fortin, 2009).

Un Recurso Mineral no es un inventario de todo un yacimiento mineralizado perforado o del cual se han tomado muestras, sea cual fuere el contenido metálico o ley de corte, las probables dimensiones del yacimiento, o continuidad. Es un inventario realista del yacimiento mineral que, bajo condiciones técnicas y económicas asumidas y justificables podría, en su totalidad o en parte, convertirse en económicamente explotable (Código JORC estándares de reporte para informar sobre recursos minerales y reservas de mena, página 7).

Una Reserva Mineral es la parte económicamente explotable de un Recurso Mineral Medido o Indicado. Incluye dilución de materiales y tolerancias por pérdidas que se puedan producir cuando se extraiga el material. Se han realizado las evaluaciones apropiadas, que pueden incluir estudios de factibilidad e incluyen la consideración de y modificación por factores razonablemente asumidos de extracción, metalúrgicos, económicos, de mercados,

legales, ambientales, sociales y gubernamentales. Estas evaluaciones demuestran en la fecha en que se reporta que podría justificarse razonablemente la extracción. Las Reservas de Mena se subdividen en orden creciente de confianza en Reservas Probables Minerales y Reservas Probadas Minerales. Código JORC (Blas & Damián, 2021).

El modelo geológico consiste en la representación bidimensional o tridimensional de un volumen de rocas. Este puede representar la litología, mineralización, alteración u otro tipo de características geológicas del macizo rocoso (estructuras) (Wang, Chen, & Jia, 2020).

El Análisis Exploratorio de Datos (A.E.D. o E.D.A. siglas en inglés) es un conjunto de técnicas estadísticas cuya finalidad es conseguir un entendimiento básico de los datos y de las relaciones existentes entre las variables analizadas. Para conseguir este objetivo el A.E.D. proporciona métodos sistemáticos sencillos para organizar y preparar los datos, detectar fallos en el diseño y recogida de los mismos, tratamiento y evaluación de datos ausentes (missing), identificación de casos atípicos (outliers) y comprobación de los supuestos subyacentes en la mayor parte de las técnicas multivariantes (normalidad, linealidad, homocedasticidad). El examen previo de los datos es un paso necesario, que lleva tiempo, y que habitualmente se descuida por parte de los analistas de datos. Las tareas implícitas en dicho examen pueden parecer insignificantes y sin consecuencias a primera vista, pero son una parte esencial de cualquier análisis estadístico (Guillermo & Lara, 2020).

Las etapas del análisis exploratorio de datos son: Preparar los datos para hacerlos accesibles a cualquier técnica estadística. 1) Realizar un examen gráfico de la naturaleza de las variables individuales a analizar y un análisis descriptivo numérico que permita cuantificar algunos aspectos gráficos de los datos. 2) Realizar un examen gráfico de las

relaciones entre las variables analizadas y un análisis descriptivo numérico que cuantifique el grado de interrelación existente entre ellas. 3) Evaluar si fuese necesario, algunos supuestos básicos subyacentes a muchas técnicas estadísticas como, por ejemplo, la normalidad, linealidad y homocedasticidad. 4) Identificar los posibles casos atípicos (outliers) y evaluar potencial que puedan ejercer en análisis estadísticos posteriores. 5) Evaluar, si fuera necesario, el impacto potencial que pueden tener los datos ausentes (missing) sobre la representatividad de los datos analizados (Alva & Rodriguez, 2019).

El histograma representa gráficamente las frecuencias de ocurrencia en función del valor. Consiste en dividir el rango de los valores en intervalos (generalmente, con el mismo ancho) y visualizar la proporción de datos que caben dentro de cada intervalo. Histograma es una herramienta útil para detectar valores atípicos (“outliers”) (Cooksey, 2020).

Las medidas de posición son herramientas estadísticas que proporcionan información sobre la distribución de los datos en un conjunto. La media es el promedio aritmético de todos los valores, mientras que los cuantiles y percentiles representan valores que segmentan la población en secciones con igual número de datos; por ejemplo, la mediana divide los datos en dos, y los cuartiles en cuatro, siendo la mediana equivalente al segundo cuartil. A diferencia de la media, los cuantiles son parámetros robustos, lo que significa que son menos afectados por valores extremadamente altos o bajos. Por otro lado, el mínimo y el máximo demarcan el rango dentro del cual se encuentran todos los valores del conjunto (Tito, 2021).

Las medidas de dispersión brindan una perspectiva sobre cuán extendidos están los datos alrededor de una medida central. La varianza, por ejemplo, es el promedio aritmético de la desviación cuadrática entre cada dato y la media, ofreciendo una idea de la dispersión

de los valores en relación con su media, aunque se expresa en el cuadrado de la unidad de la variable en cuestión. La desviación estándar, que es la raíz cuadrada de la varianza, se presenta en las mismas unidades de la variable estudiada. El coeficiente de variación, aplicable a variables positivas, se define como la razón entre la desviación estándar y la media, y es una medida adimensional. Por último, el rango intercuartil refleja la amplitud entre el primer y tercer cuartil, abarcando así la mitad central de los datos (Guillermo & Lara, 2020).

En probabilidad y estadística, la correlación indica la fuerza y la dirección de una relación lineal y proporcionalidad entre dos variables o 2 leyes de mineral. Se considera que dos variables cuantitativas están correlacionadas cuando los valores de una de ellas varían sistemáticamente con respecto a los valores homónimos de la otra: si tenemos dos variables (A y B) existe correlación si al aumentar los valores de A lo hacen también los de B y viceversa. La correlación entre dos variables no implica, por sí misma, ninguna relación de causalidad (Bewick, Cheek, & Ball, 2003).

El cálculo de compositos no es más que un procedimiento en el cual las muestras de los análisis se combinan en intervalos regulares (igual longitud), que no coincidan con el tamaño inicial de las muestras. La ley del nuevo intervalo se calcula usando la media ponderada por la longitud de los testigos que contribuyen a cada composito y la masa volumétrica en caso de ser variable. El objetivo de la regularización (Barnes, 1980) es obtener muestras representativas de una unidad litológica o de mineralización particular las cuales pueden ser usadas, a través de una función de extensión, para estimar la ley de un volumen mucho mayor de la misma unidad. Existen 3 tipos principales de compositos y se usan en

dependencia de la naturaleza de la mineralización y el método de explotación: a) Composito de Banco (bench composite): Las muestras se regularizan a intervalos que coinciden con la altura de los bancos o una fracción de esta. Se emplea para modelar los recursos de yacimientos grandes, diseminados de baja ley que se explotan con minería a cielo abierto (yacimientos de cobre porfídico). b) Composito de Pozo (downhole composite): Las muestras se combinan a intervalos regulares comenzando desde la boca del pozo. c) Composito Geológico (geological composite): Las muestras se combinan a intervalos regulares, pero respetando los contactos geológicos entre las distintas unidades. Este método se emplea para prevenir la dilución del composito en el contacto estéril mineral y donde se logra mayor control sobre el proceso de regularización (Osorio, 2015).

Para realizar una validación de datos se debe realizar un análisis exploratorio de las mismas. Esta etapa es siempre necesaria, puesto que siempre surgen errores al momento de la toma o transcripción de datos de campo, a pesar de que los programas informáticos, facilitan la introducción de los datos también incorporan una serie de procedimientos para detección de errores, que permiten corregirlos antes de hacer el estudio y evaluación. Consiste en una revisión, sondeo por sondeo, a fin de detectar errores tales como: Repetición de intervalos, falta de algunas de ellas, transposición de datos de leyes o asignación incorrecta de las leyes de un elemento a otro. Una base de datos será validada, después de realizar lo descrito anteriormente, pero siempre hay posibilidades de errores, hay que tener la certeza de que los habrá. No existe una base de datos fiable libre de errores, por eso se busca siempre reducir el error antes realizar los cálculos de tonelajes (TM) y Leyes (%) (Guillermo & Lara, 2020).

Dentro de los métodos para la estimación de reservas, los métodos clásicos o geométricos ocupan un lugar destacado. Estos incluyen la media aritmética, el método de los bloques de explotación, el método de los perfiles, el método de los polígonos y el método del Inverso a la distancia. Este último se fundamenta en la premisa de que la influencia de los valores en un punto determinado disminuye a medida que se aleja de dicho punto. Así, la ley varía de manera inversamente proporcional a su distancia. En términos prácticos, al usar este método, el estimador del bloque (z^*) resulta ser una combinación lineal ponderada de las muestras (Z_i). Los ponderadores, denotados como (λ_i), se definen según las distancias de las muestras (d_i) al centro de gravedad del bloque. Es decir, a menor distancia del centro de gravedad, mayor será el peso asignado a la muestra y, por el contrario, a mayor distancia, menor será el peso.

Ecuación 1

Estimador del bloque por distancia inversa

$$Z^*s = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{Z_i}{d_i^\beta}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{d_i^\beta}}$$

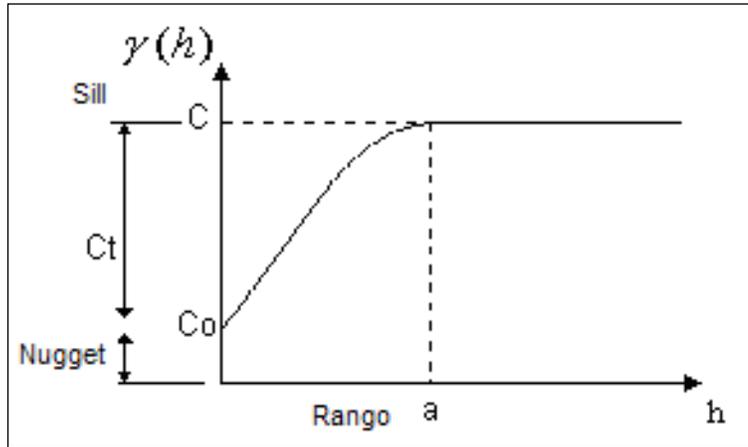
El valor del índice de ponderación β es clave en el proceso de cubicación, pero al mismo tiempo es arbitraria ya que no se conocen métodos que permitan conocer el valor adecuado (este valor puede calcularse en función de la dirección y del tipo de yacimiento, y debe calcularse basándose en el análisis de este), puede usarse valores comprendidos entre 1 y 5. Si el valor de β es muy alto se asemeja al polígono y si el valor es muy bajo hace que el suavizado sea muy excesivo (Blas & Damián, 2021).

Los métodos de estimación geoestadísticos caracterizan, modelan y utilizan la correlación espacial, además de suministrar valores estimados, estos métodos suministran la confiabilidad de la estimación, proporcionando una medida del error de estimación. Una variable regionalizada es una función que representa la variación en el espacio de una cierta magnitud asociada a un fenómeno natural. En términos mineros se define la geoestadística como la aplicación de la teoría de las variables regionalizadas a la estimación de los recursos mineros. La geoestadística utiliza la notación condensada, un punto del espacio se representa por la letra X , el cual designa la variable regionalizada por $z(x)$ y puede significar $z(x)$ si el problema es unidimensional (1-D), $z(x_1, x_2)$ si el problema es bidimensional (2-D) y $z(x_1, x_2, x_3)$ si el problema es tridimensional (3-D). Se acostumbra a designar una variable regionalizada con la letra z , lo cual coincide con la notación utilizada para la cota o elevación (Ogryzek, Krypiak, & Wielgosz, 2020).

El variograma es una herramienta que permite analizar el comportamiento espacial de una variable sobre una zona dada y modela como dos valores en el espacio se ponen en correlación. Es un estimador de la varianza poblacional, por lo tanto, debe tener una tendencia de estacionalidad y es un soporte para las técnicas del Kriging ya que permite representar cuantitativamente la variación de un fenómeno regionalizado en el espacio. El variograma está relacionado con la dirección y la distancia (h). El variograma se ve limitado porque es un estadístico de dos puntos y además porque es extremadamente sensible a valores extremos (Margaret & Oliver, 2015). El variograma está formado por los siguientes elementos:

Figura 1

Elementos del Variograma



Nota. Obtenido de Geostatistics for Natural Resources.

Dentro del estudio variográfico, existen conceptos clave que ayudan a entender las relaciones espaciales entre datos y su variabilidad: Efecto Nugget (C_0): Es una particularidad observada cuando el variograma no converge a cero a pesar de que la distancia (h) tiende a ello. También conocido como efecto Pepita, el Efecto Nugget simboliza una discontinuidad en el semivariograma para distancias inferiores a la menor distancia registrada entre puntos de muestra. Esta discontinuidad podría surgir a causa de errores de medición o debido a una insuficiente precisión analítica. SILL (C): Comúnmente referido como la "Meseta", el Sill es el valor máximo al que converge el semivariograma cuando la variable es estacionaria. En teoría, esta meseta coincide con el valor de la varianza de los datos. Por lo tanto, un buen indicador de esta varianza será la varianza experimental derivada de los datos. RANGO (a): También identificado como Alcance, el Rango define la distancia en la que el variograma se estabiliza, es decir, el punto en el cual las muestras ya no presentan una correlación espacial.

Escala (Ct): Representa el valor en el cual la suma del Efecto Nugget (Co) y el Sill (C) se equilibran. Matemáticamente, se expresaría como (Co + C = Sill) (Alva & Rodriguez, 2019).

El variograma es una función que se calcula mediante el análisis de los datos distribuidos en el área de estudio. El cálculo del variograma depende de la distancia entre los puntos establecida previamente conocido como lag, el proceso consiste en tomar todos los pares de puntos que tengan la distancia lag entre ellos y calcular el cuadrado de las diferencias para cada par de puntos, luego hallamos la sumatoria de todas las diferencias y lo dividimos para 2 veces la cantidad de pares que tienen esa distancia lag entre sí. Esta operación da como resultado el valor de la semivarianza. La semivarianza está definida como una esperanza matemática del cuadrado de la diferencia entre pares de puntos separados por la distancia h (Margaret & Oliver, 2015).

Ecuación 2

Cálculo de la varianza

$$2\gamma(\mathbf{h}) = E\{[Z(\mathbf{x}) - Z(\mathbf{x} + \mathbf{h})]^2\} = \text{Var}[Z(\mathbf{x}) - Z(\mathbf{x} + \mathbf{h})]$$

La semivarianza puede ser estimado a partir de una muestra por:

Ecuación 3

Cálculo de la Semivarianza

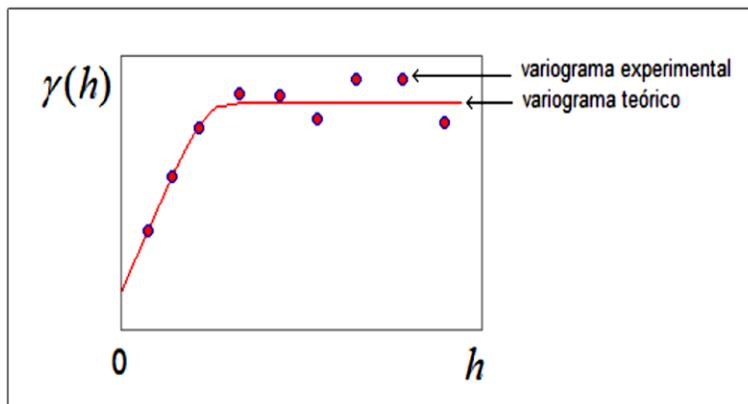
$$2\gamma(h) = \frac{1}{Np(h)} \sum_{i=1}^{Np(h)} [Z(x_i) * Z(x_i + h)]^2$$

Dónde: Np(h) es el número de pares a la distancia h. h es el incremento. Z(xi) son los valores experimentales. xi son localizaciones donde son medidos los valores z(xi).

El objetivo de ajustar un modelo teórico es disponer de una ecuación, la cual se utilizará en los cálculos posteriores. En general, los paquetes computacionales trabajan exclusivamente con el modelo teórico. En la imagen siguiente (ver figura 2) distinguimos los dos variogramas: El variograma experimental, que es el calculado a partir de los datos. El variograma teórico, que corresponde a una ecuación que se ajusta al variograma experimental: Es evidente que el variograma teórico debe respetar al variograma experimental: Es evidente que el variograma teórico debe respetar al variograma experimental, sobre todo en los primeros puntos, que son más confiables. El ajuste de los variogramas constituye un punto crucial, en un estudio geoestadístico, porque todos los cálculos posteriores se harán utilizando exclusivamente el modelo teórico. Para tener un buen ajuste, hay que considerar que uno de los objetivos finales es la estimación de leyes de bloques (Modelo de bloques) dentro de cierta vecindad restringida de manera de no considerar demasiadas muestras para estimar la ley de cada bloque (Guillermo & Lara, 2020).

Figura 2

Variograma Experimental vs variograma teórico



Los modelos teóricos se ajustan a un modelo de variograma experimental y son capaces de explicar los diferentes comportamientos que pueden tener las variables en el

espacio. Los modelos más comunes son El Efecto Pepita Puro, Gaussiano, Potencia y Exponencial. Las dos características más importantes en el modelado de Variogramas son:

- 1.- Su comportamiento en el origen, el cual puede ser lineal, parabólico y con efecto de pepita.
- 2.- La presencia o ausencia de meseta. El modelo Efecto Pepita representa un fenómeno completamente aleatorio, conocido también como ruido blanco, en el cual no hay correlación espacial en las muestras independiente de cuál sea la distancia h que las separe. S representa el valor del sill (Briones & Vásquez, 2020).

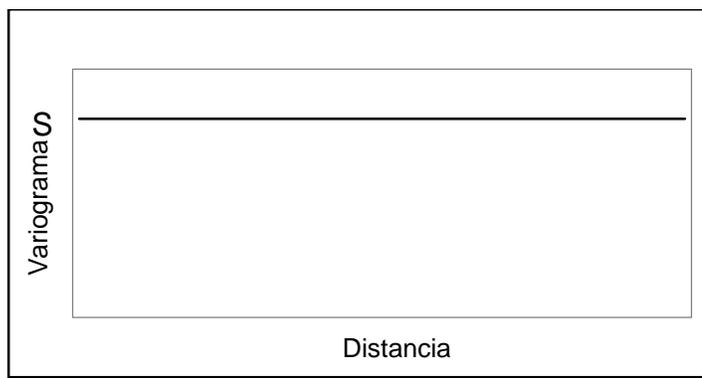
Ecuación 4

Función de semivariograma discreta

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & \text{si } |h| = 0 \\ s & \text{si } |h| \neq 0 \end{cases}$$

Figura 3

Efecto pepita puro



En el modelo exponencial podemos observar que crece inicialmente más rápido y después se estabiliza de forma asintótica. Como la meseta no se alcanza a una distancia finita, se usa con fines prácticos el “alcance efectivo” o “alcance práctico”, se considera que el rango

a, es la distancia para la cual el valor del variograma es el 95% de la meseta (Margaret & Oliver, 2015).

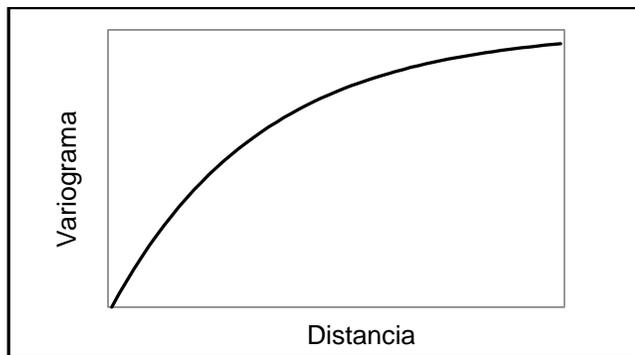
Ecuación 5

Semivariograma exponencial modificado

$$\gamma(h) = s \left(1 * \exp \left(-\frac{3h}{a} \right) \right)$$

Figura 4

Gráfico del modelo exponencial



El modelo esférico es de todos los modelos el más utilizado para análisis geoestadístico, es una expresión polinomial simple, en el gráfico se puede observar un crecimiento casi lineal y después a cierta distancia finita del origen se alcanza una estabilización, la meseta (Escudero & Morera, 2022).

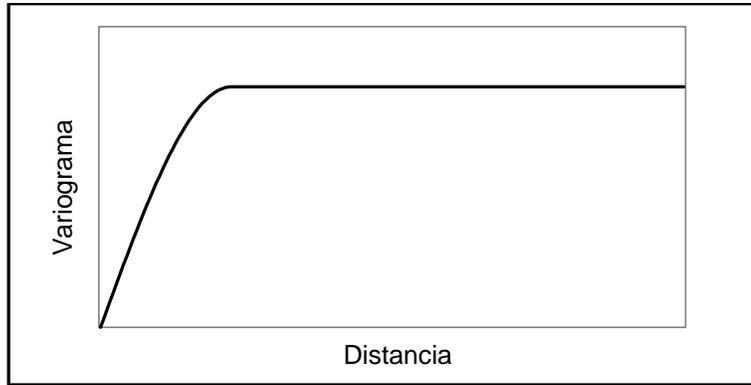
Ecuación 6

Semivariograma esférico

$$\gamma(h) = C \begin{cases} \left(\frac{3}{2} \frac{h}{a} - \frac{1}{2} \frac{h^3}{a^3} \right) & \text{Si } h \leq a \\ \text{otherwise} & \end{cases}$$

Figura 5

Gráfico del modelo esférico



El modelo gaussiano, es un modelo continuo, inicialmente presenta un comportamiento parabólico en el origen, después al igual que en el modelo Exponencial se alcanza la meseta de forma asintótica. Constituye el único modelo estacionario con un punto de inflexión (Matechik, 1996) .

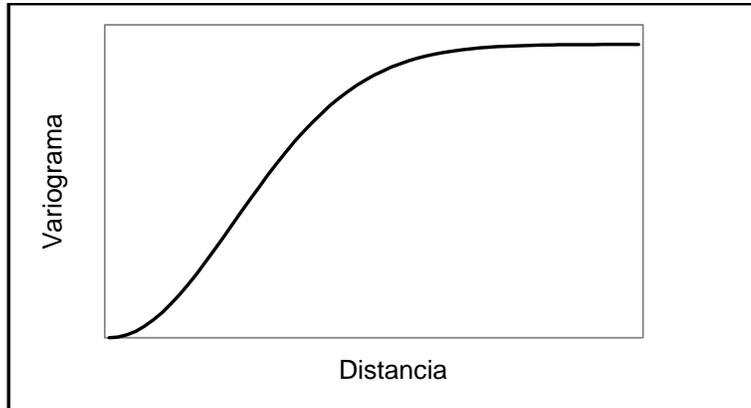
Ecuación 7

Semivariograma exponencial cuadrático

$$\gamma(h) = s \left(1 - \exp \left(- \frac{3h^2}{a^2} \right) \right)$$

Figura 6

Gráfico del modelo gaussiano



Modelo potencia, es un modelo sin meseta, su forma se representa con la intersección de tres líneas como podemos ver en la figura. Se aproxima a un comportamiento parabólico conforme p tiende a 2 (Margaret & Oliver, 2015).

Ecuación 8

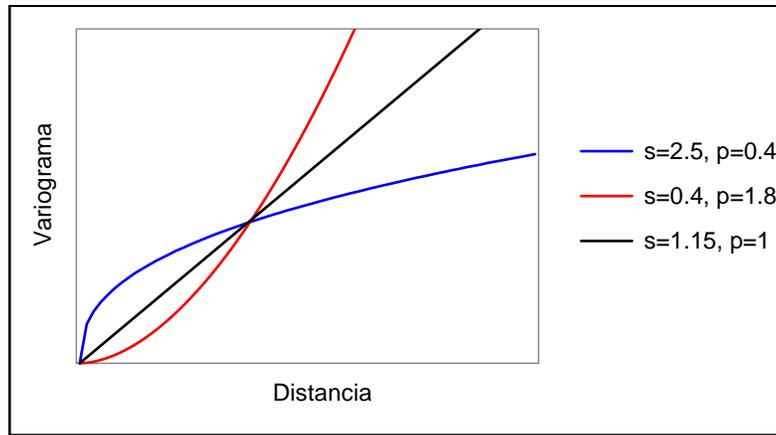
Semivariograma de potencia

$$\gamma(h) = S|h|^p$$

$$0 \leq p < 2$$

Figura 7

Gráfico del modelo potencia



Modelo lineal, no tiene sill ni rango. El sill continúa aumentando mientras la distancia h aumenta, es utilizado para modelar fenómenos que presentan capacidad infinita de dispersión (Margaret & Oliver, 2015).

Ecuación 9

Semivariograma lineal

$$Y(h) = A(h) + B$$

Figura 8

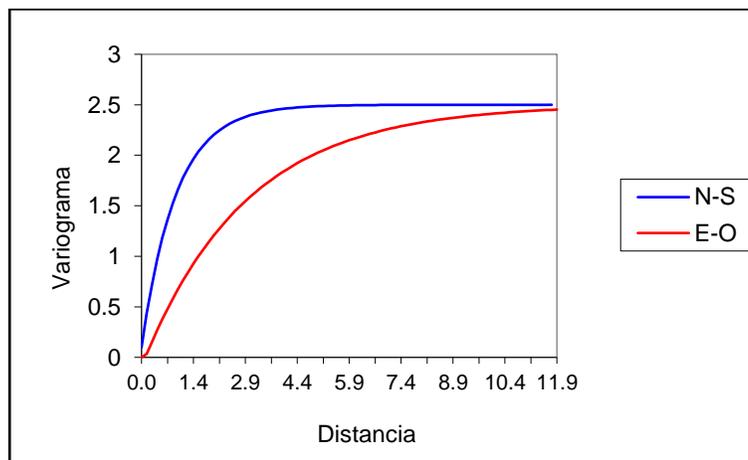
Gráfico del modelo lineal



Anisotropía se da generalmente cuando el variograma experimental es calculado en diferentes direcciones y este presenta distintos comportamientos con la variación de la distancia, para conocer si tenemos existencia de anisotropía o no es recomendable hacer uso del diagrama de rosa. Existen 3 tipos de anisotropía geométrica, zonal e híbrida. La anisotropía geométrica, Es aquella en la que el variograma en distintas direcciones presenta el mismo sill, pero rangos distintos. Presenta mayor continuidad espacial en la dirección de mayor rango y menor continuidad espacial en la dirección de menor rango (Guillermo & Lara, 2020).

Figura 9

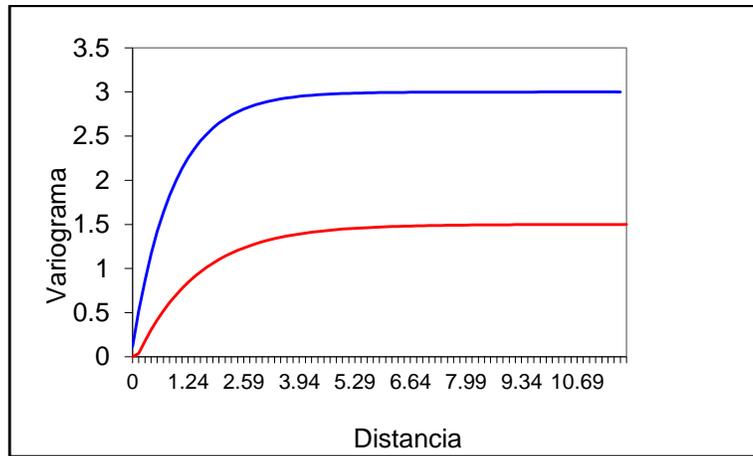
Gráfico de anisotropía geométrica



Anisotropía zonal, Es aquella en la que el variograma en distintas direcciones presenta el mismo rango, pero diferente sill (Margaret & Oliver, 2015).

Figura 10

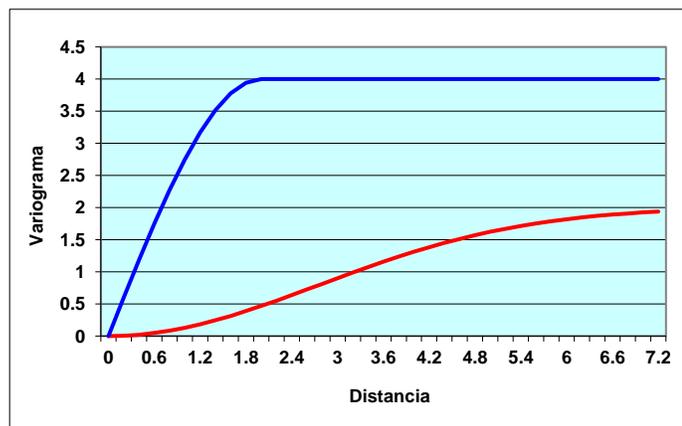
Gráfico de anisotropía zonal



La anisotropía híbrida, Es aquella en la que el variograma en distintas direcciones presenta rangos diferentes y distintos sill (Margaret & Oliver, 2015).

Figura 11

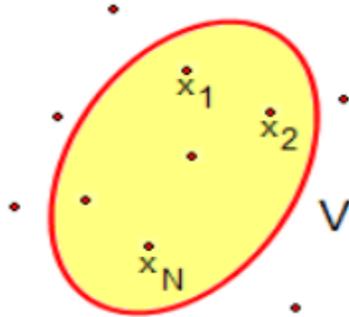
Gráfico de anisotropía híbrida



En términos mineros, el kriging consiste en encontrar la mejor estimación lineal insesgada de un bloque o zona V considerando la información disponible; es decir, las muestras interiores y exteriores a V (Margaret & Oliver, 2015).

Figura 12

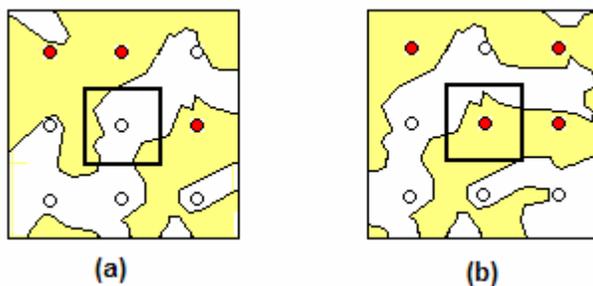
Radio de influencia elipsoidal, para estimar el punto en el centroide



El kriging atribuye un peso λ_i a la muestra $z(x_i)$. Estos pesos λ_i se calculan de manera de minimizar la varianza del error cometido. El interés del kriging proviene de su misma definición: al minimizar σ_{E^2} se está seguro de obtener la estimación más precisa posible de V o equivalentemente, de sacar el mejor provecho posible de la información disponible (Matechik, 1996).

Figura 13

Dos bloques contiguos. Color amarillo mineral con ley 1 y el blanco estéril con ley 0

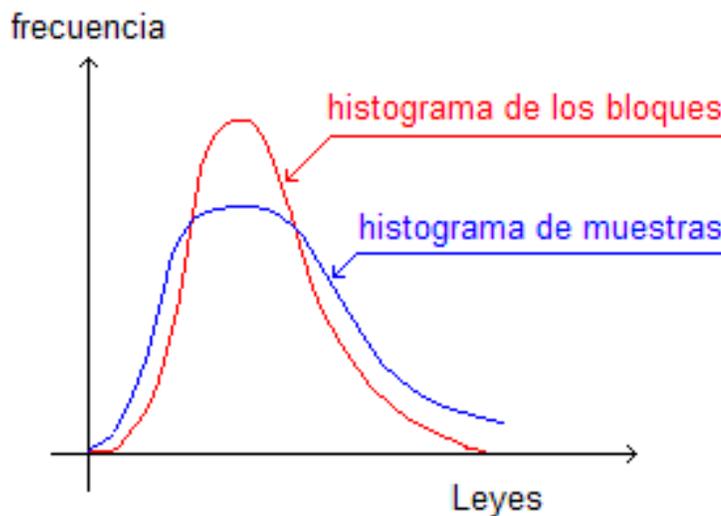


El interés práctico más importante del kriging, proviene, no del hecho que asegura la mejor precisión posible, sino más bien porque permite evitar un error sistemático. En la mayoría de los depósitos mineros, se deben seleccionar, para la explotación, un cierto número

de bloques, considerados como rentables y se deben abandonar otros bloques considerados no-explotables. Daniel Krige demostró que, si esta selección se realizara considerando exclusivamente las muestras interiores a cada bloque, resultaría necesariamente (en promedio) de una sobre-estimación de los bloques seleccionados. La razón de este problema es que el histograma de las leyes reales de los bloques tiene menos leyes extremas, ricas o pobres, luego tiene más leyes intermedias que el histograma calculado con las muestras interiores, y, si se calcula el efecto de una selección sobre este último histograma, los paneles eliminados serán en realidad menos pobres que lo que se había previsto, y los paneles conservados menos ricos (Alva & Rodriguez, 2019).

Figura 14

Histograma de bloques y de muestras



De acuerdo con lo expresado anteriormente, el krigado define el estimador lineal:

Ecuación 10

Estimación con kriging

$$\hat{Z}^K = \lambda_1 z(x_1) + \lambda_2 z(x_2) + \dots + \lambda_N z(x_N)$$

Con la condición de insesgado (llamada también condición de universalidad):

Ecuación 11

Condición de normalización de pesos en kriging

$$\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_N = 1$$

Los pesos λ_i se calculan de manera de minimizar la varianza σ_{E^2} del error $\varepsilon = ZK - ZV$, en que ZV es la ley media desconocida de V . Como es natural, el kriging atribuye pesos altos a las muestras cercanas a V y pesos débiles a las alejadas. Sin embargo, esta regla intuitiva puede fallar en ciertas situaciones en las cuales se habla de efecto de pantalla o de transferencia de influencia (Busuyi, Oluwatosin, & Emman, 2021).

En el kriging simple se supone que la media poblacional es nula o conocida, asume que las medias locales son relativamente constantes e iguales a la medida poblacional. La media poblacional es usada como un factor en cada estimación local, a lo largo con las muestras en la vecindad local (Charles, Owusu, Foli, Brako, & Abanyie, 2022).

El kriging ordinario es el método más utilizado para situaciones medioambientales, este método es la técnica más popular que elimina la necesidad de conocer el valor medio. Este método asume que las medias locales no son conocidas, por lo cual solo usa las muestra en la vecindad local para la estimación. La media varía suave y localmente (Escudero & Morera, 2022).

El kriging de punto es aquí donde este tipo de kriging estima los valores de los puntos en los nodos de las cuadrículas. El kriging de bloque Estima el valor promedio de los bloques rectangulares, que están centrados en los nodos de las cuadrículas, los bloques son de tamaño y forma de las celdas de las cuadrículas, este tipo de kriging no resulta ser un buen interpolador, ya que no estima el valor de un punto. Para obtener las ecuaciones de krigeado hay que minimizar la expresión de σ_{E^2} (Matechik, 1996).

Ecuación 12

Error cuadrático esperado de una estimación basada en kriging

$$\sigma_{E^2} = 2 \sum_{i=1}^N \lambda_i \frac{1}{V} \int_V \gamma(X_i, X) dx - \frac{1}{V^2} \int_V \int_V \gamma(x, y) dx dy - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j \gamma(x_i, x_j)$$

Pero los λ_i deben verificar la condición:

Ecuación 13

Condición de normalización de pesos en Kriging

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i = 1$$

El método clásico para minimizar la expresión de σ_{E^2} (igualar a cero las derivadas parciales de σ_{E^2} respecto de $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N$) no asegura que la suma de los λ_i sea 1. En este caso hay que utilizar el método de Lagrange (Bewick, Cheek, & Ball, 2003).

Validación gráfica, consiste básicamente en determinar si los compositos influenciaron de manera correcta a los bloques estimados. Se debe verificar que en los puntos

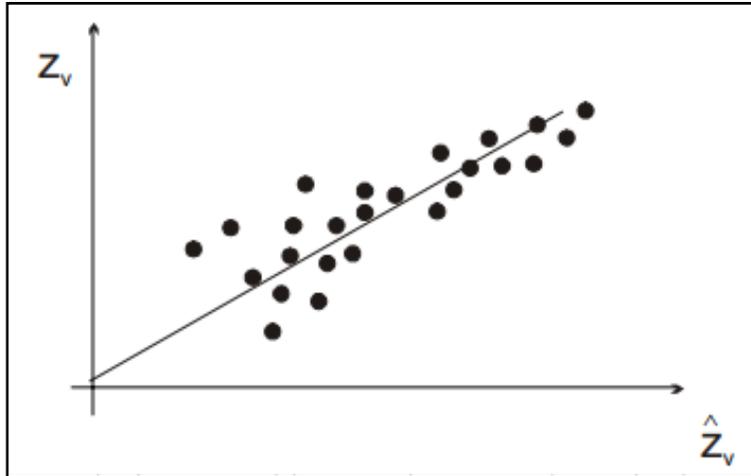
donde existían datos de alta ley, se generaron zonas de bloques de alta ley y que lo mismo ocurra con las leyes bajas. Para realizarlo, se deben desplegar plantas y secciones donde se incluyan los compositos (considerando un espesor en la visualización) y los bloques. Cualquier problema mayor en el perfil de kriging realizado antes podrá observarse mediante esta validación (Alva & Rodriguez, 2019).

En la validación estadística, el siguiente paso consiste en calcular estadísticas del modelo de bloques por población y compararlas con las estadísticas de los compositos utilizados para realizar la estimación. Sin embargo, debe considerarse que las leyes de bloques estimadas serán más suaves (menor varianza), por tratarse de una interpolación. Esta validación permitirá definir si existe sesgo global (debe compararse con las estadísticas desagrupadas de los compositos, por población). Además, se podrá verificar la reducción en la varianza de dispersión, la que teóricamente puede calcularse si se conoce el variograma (Escudero & Morera, 2022).

La validación cruzada, se puede verificar la adecuación entre los datos y los parámetros adoptados (modelo de variograma, vecindad de kriging), utilizando la llamada técnica de la validación cruzada. El principio es estimar sucesivamente, mediante kriging, cada dato, considerando sólo los datos restantes. Se puede calcular entonces el error de estimación (diferencia entre el valor estimado y el valor verdadero) en cada sitio con dato y realizar un análisis estadístico de los errores cometidos en todos los sitios con datos (Briones & Vásquez, 2020).

Figura 15

Datos observados vs datos estimados



Las aplicaciones de la informática a la evaluación de recursos y reservas minerales son muchas y muy variadas. Son programas que han sido desarrollados netamente para la minería como objetivo básico, aunque tiene módulos o aplicaciones que pueden ser utilizados, y mayormente con resultados muy interesantes (Blas & Damián, 2021).

Minesight es la plataforma completa del software de Mintec para modelado y mina, que ofrece soluciones integradas para exploración, modelado, diseño, planificación y producción. Ya sea subterránea o en superficie, desde metales preciosos a metales básicos, carbón, arenas bituminosas o minerales industriales, el software Minesight da respuesta a todas las aplicaciones mineras de modelado geológico, mejorando la productividad en cada una de las etapas del ciclo de una mina. (Ingeniería de Minas, 2017).

GemCom o Gems, como se llama ahora es un software minero creado para facilitar los trabajos relacionados en la explotación de yacimientos minerales como son: Prospección, exploración, diseño de mina, interpretación geológica, cálculo de reservas, planificación de minado. (BS Dassault Systemes, 2002).

Software de Minería 3D, permite a los usuarios validar y transformar datos en modelos 3D dinámicos, diseños precisos de la mina y planes de operaciones. Proporciona herramientas que le permiten al Geólogo acceder y ver datos de sondaje, definir zonas geológicas y modelar depósitos de yacimientos. Además, entrega soluciones de Planificación Minera a cielo abierto y subterráneo incluyendo una gran variedad de opciones que le permiten al usuario desarrollar fácil y rápidamente complejos diseños 3D (Tecnología Minera, 2013).

Datamine es el líder mundial en Software Integrado para la industria de los recursos naturales, con más de 1000 sistemas en diario uso en más de 45 países a través del mundo. Los usos más comunes del sistema son; la captura y análisis de la información, exploración, geología, geoquímica, mecánica de rocas, topografía, modelamiento geológico, diseño de mina a cielo abierto y subterráneas planeamiento minero, y áreas relacionadas a los estudios ambientales (Datamine, 2016).

Tabla 1

Software que utilizan las empresas mineras en el Perú

Software	Tipo de Operación - Empresa Mineras Peruanas				
	Minero	Subterránea	%	Superficial	% Total
		Poderosa		Barrick	
Vulcan	Atacocha	17%	Arena	25%	21%
			Shahuindo		
		Volcan			
Datamine	Atacocha	25%		0%	13%
		Glencore			
		Buenaventura		Comarsa	
Gems	MinSur	25%	Antamina	25%	25%
		Raura		Cemento Lima	
		Horizonte		Tintaya	
		Milpo		Southern Perú	
		MARSA		Pierina	
Minesight	Panamerica	33%	Brocal/Cerro	50%	42%
		Silver		Verde	
				Toromocho	
				Barrick	
TOTAL					100%

La presente investigación busca estimar los recursos mediante técnicas de interpolación más usadas en el negocio minero. Siendo los métodos: Kriging Ordinario (KOR), Inverso a la Distancia al cuadrado (IDW2) y Poligonal (PYL), métodos utilizados en las estimaciones de recursos geológicos realizados con el software Minesigth.

1.2. Formulación del problema

¿Cuáles son las técnicas geoestadísticas aplicadas en minería que permiten estimar recursos geológicos en un yacimiento cuprífero?

1.3. Objetivos

Objetivo General

- Estimar recursos geológicos mediante polígono, inverso cuadrado de la distancia y kriging ordinario de un yacimiento cuprífero, 2021.

Objetivos Específicos

- Llevar a cabo un análisis exploratorio de datos y composición de muestras en un yacimiento cuprífero, 2021.
- Realizar un análisis de las unidades de estimación en un yacimiento cuprífero, 2021.
- Llevar a cabo un estudio variográfico de un yacimiento cuprífero, 2021.
- Realizar la elección del plan de estimación para un yacimiento cuprífero, 2021.
- Validar la estimación de recursos en un yacimiento cuprífero, 2021.

- Categorizar los recursos según la técnica de estimación utilizada en un yacimiento cuprífero, 2021.
- Elaborar un inventario de recursos geológicos y realización de la curva tonelaje ley media en un yacimiento cuprífero, 2021.

1.4.Hipótesis

Las técnicas geoestadísticas: Polígonos, inverso al cuadrado de la distancia y kriging ordinario permitirán estimar los recursos geológicos en un yacimiento cuprífero.

CAPITULO II: METODOLOGÍA

El presente estudio se basó en una metodología de enfoque cuantitativo, orientado a la medición y análisis de fenómenos concretos mediante técnicas estadísticas (Hernández, Fernández, & Batista, 2014). El propósito fue aplicado, con el objetivo de implementar conocimientos adquiridos para resolver problemas específicos o mejorar condiciones en contextos reales (Vargas, 2009). En relación con su temporalidad, la investigación se desarrolló bajo un enfoque transversal, centrandose un análisis en un momento específico para comprender y evaluar las características y relaciones de las variables en ese punto en el tiempo (Rodríguez & Mendivelso, 2018). Finalmente, el diseño del estudio fue no experimental y descriptivo, con la finalidad de detallar y examinar los fenómenos y variables en su ambiente natural, sin realizar alteraciones intencionales ni controlar variables (Hernández-Sampieri & Mendoza Torres, 2018).

La población está constituida por los diferentes métodos de estimación que utilizan las empresas mineras en el Perú, para determinar recursos geológicos en un yacimiento cuprífero y la muestra se constituye por los tres métodos de estimación de recursos como Kriging Ordinario (KOR), inverso a la distancia al cuadrado (IDW2) y poligonal (PLY).

Se utilizaron como técnicas la recolección de datos, buceo bibliográfico, por medio de guías de entrevistas por expertos, manuales, capacitaciones y búsqueda por internet. La data que se obtuvo para desarrollar la tesis fue tomada de un curso llevado por los tesisistas de manera virtual durante el tiempo de capacitación y recopilación de información, se desconoce la procedencia y el tipo de formación del yacimiento, tipos de litologías y densidad, está última fue asumida 2.8 m^3 , con el fin de realizar los cálculos de tonelajes. Para el

procesamiento de la base de datos y estimación de recursos se utilizó el software Minesight 9.5 versión estudiantil, la cual fue muy adecuada por el volumen de datos manejables.

La presente investigación se ha desarrollado mediante el siguiente procedimiento:

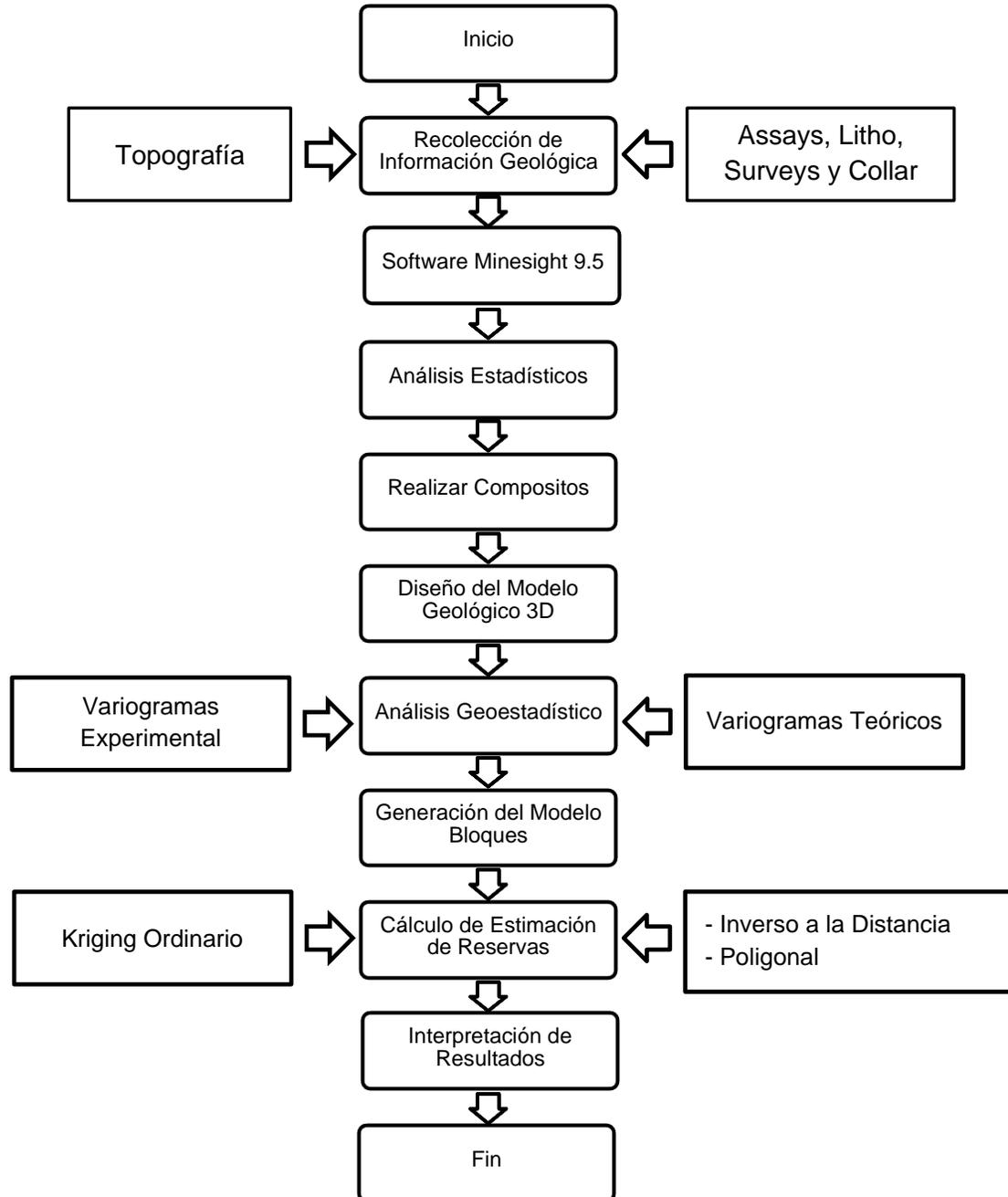
La data contiene 4 archivos donde está toda la información geología de un yacimiento cuprífero, más la topografía. Los archivos al cual se hacen referencias son ASSAYS (Tabla con información de las leyes del mineral), GEOLOGY O LITHO (Tabla con información geológica, para identificar la litología, mineralogía, tipo de roca y alteración), HEADER O COLLAR (Tabla con los collares o puntos de ubicación espacial de los sondajes) y SURVEY (Tabla con datos topográficos de orientación y desviación de cada sondaje), juntamente con la topografía de superficie del yacimiento. Estos archivos serán importados al software Minesight, lo primero será crear el Project Control File (PCF), que contiene los límites del proyecto y las dimensiones del modelo de bloque, se genera el archivo tesi10.dat, luego ejecutar CONCSA, donde se ingresara los archivos Assays, Collar o Heder, Litología o Litho y Survey, estos proporciona la información geológica para generar los archivos tesi11.dat y tesi12.dat, con el software MineSight>MSDA (análisis estadísticos) se construirán Histogramas, BoxPlot, Contac Plot, sin compositor, se generan los compositos con el archivo tesi9.dat, se realizará la geoestadística con el MSDA - Downhole Variogram, donde se construyen cuatro variogramas que representan los cuatro tipos de rocas PZ (Zona de sulfuros primarios Cod: 01), KZ (Dyke o Sill, Cod:02), LZ (Zona lixiviada, Cod: 03) y SF o SZ (Zona de sulfuros secundarios Cod: 04), para este caso en particular se eligió el variograma con la mayor cantidad de datos PZ, y con el elegido se realizarán variografia MSDA - Variogram, que son los variogramas experimentales, los que serán ajustados manualmente a un

variograma experimental y se elegirán los tres variogramas en las direcciones X, Y y Z. Luego se procede al diseño del modelamiento geológico 3D, para observar su forma geométrica del yacimiento y distribución de las leyes que contengan según el tipo de roca, generar el archivo tesi15.dat para el modelo de bloques PZ, donde se realizaran las interpolaciones con los métodos de Kriging Ordinario (KOR), Inverso a la Distancia al cuadrado (IDW2) y Método Poligonal (PLY), con los datos según.

El método comparativo, determinará cuál de los tres interpoladores se comporta como el mejor interpolador de recursos geológicos (T_n), y con el menor error de estimación. Además, se realizará una validación gráfica y validación SwathPlot. Con ayuda del MineSight > MSDA, se realizará la estadística básica, geoestadística y los gráficos. En el Excel se realizarán las tablas que muestran los resultados obtenidos por los tres métodos de interpolación, así también se dará las características según el APA.

Figura 16

Flujograma del proceso de investigación para estimar recursos geológicos



Los aspectos éticos que se tuvieron en cuenta para el desarrollo del proyecto de investigación fueron:

No maleficencia, la investigación se desarrolló de manera coordinada y respetando en todo momento la información obtenida, además evitando el plagio.

Autonomía, con capacidad intelectual del autor de la presente investigación para analizar y procesar la información obtenida.

Manejo de búsqueda sistemática, en esta investigación se emplearon informes, tesis, libros y artículos con el propósito de que el marco teórico este de acorde con las bases teóricas, métodos y técnicas que se relacionan al tema de estudio.

Claridad en los objetivos de la investigación. En esta investigación se plantearon objetivos de forma lógica y secuencial con el fin de permitir el desarrollo de las variables de estudio.

Honestidad, en esta etapa se tuvo siempre transparencia durante todo el proceso de investigación, esto quiere decir que el investigador refuerza este valor al no falsificar o tergiversar los datos mostrados.

Responsabilidad, este estudio se ha desarrollado con los principios éticos considerando todos los aspectos establecidos por la Universidad Privada del Norte.

CAPITULO III: RESULTADOS

3.1. Resultados

Objetivo 1: Llevar a cabo un análisis exploratorio de datos y composición de muestras en un yacimiento cuprífero, 2021.

El análisis se efectuó con el software Excel de Microsoft office donde se tiene 131 sondajes, y de estos faltan información 5 sondajes, el resumen se muestra en la **Tabla 2**.

Tabla 2

Resumen de los sondajes contenida en la data

Sondajes	Assays	Header	Lithology	Survey
Total	126	131	127	128
Faltantes	5	0	4	3
N° Sondajes Faltantes	B304			
	B338		B371	
	B385	0	B385	B385
	B386		B386	B386
	B387		B387	B387

Tratamiento de sondajes que no contenían información, se asumieron leyes -1 para el Cu y S, los cuales se ubicaron en el archivo o tabla assays. La tabla Header (collares) contienen la longitud de los sondajes. La litología se asignó el código Nc que significa tipo de roca no conocida. Finalmente, en el archivo Survey se colocaron azimut 0 y dip -90.

Tabla 3

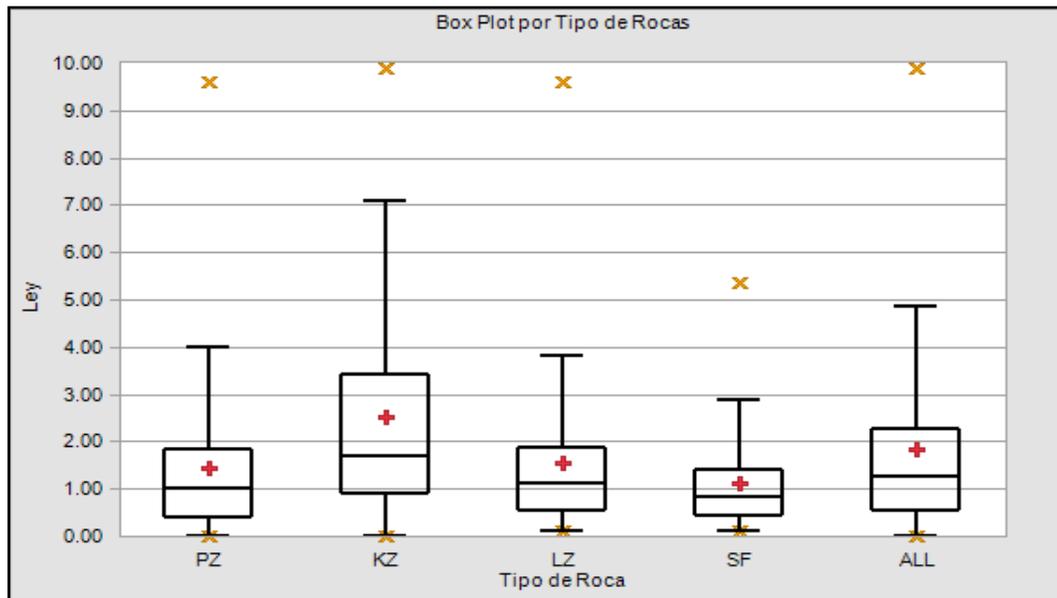
Resultado estadístico de primer orden de los sondajes

Estadísticas	PZ	KZ	LZ	SF	ALL
Núm. de Datos	3,210	2,460	1,310	258	7,315
Datos faltantes	55	33	22	6	126
Mínimo	0.01	0.01	0.1	0.1	0.01
Máximo	9.60	9.9	9.6	5.37	9.9
Media	1.443	2.51	1.548	1.117	1.83
Primer cuartil	0.410	0.9	0.55	0.43	0.55
Mediana	0.990	1.7	1.1	0.81	1.25
Tercer cuartil	1.859	3.4	1.87	1.41	2.28
SD	1.537	2.262	1.48	0.976	1.873
Varianza	2.362	5.115	2.19	0.953	3.509
CV	1.065	0.901	0.956	0.874	1.023
Skewness	2.268	1.343	2.196	1.937	1.906
Kurtosis	6.119	1.089	5.816	4.181	3.627
Min. valor atípico	0.01	0.01	0.1	0.1	0.01
Max. valor atípico	4.00	7.1	3.8	2.87	4.87
Datos atípicos moderados	143	156	69	9	424
Datos atípicos extremos	76	0	34	7	197

Se observa en **Tabla 3** el resumen estadístico de las muestras de los sondajes sin compositar según dominios geológicos (tipos de rocas). La roca PZ tiene mayor número de datos, 3210 muestras, en comparación del KZ, LZ y SF. La roca PZ presenta mayor cantidad de mineral, por el mayor radio de influencia en donde atraviesan los sondajes; en tal sentido el estudio se enfocará en estimar esta unidad geológica para cuantificar los recursos metálicos.

Figura 17

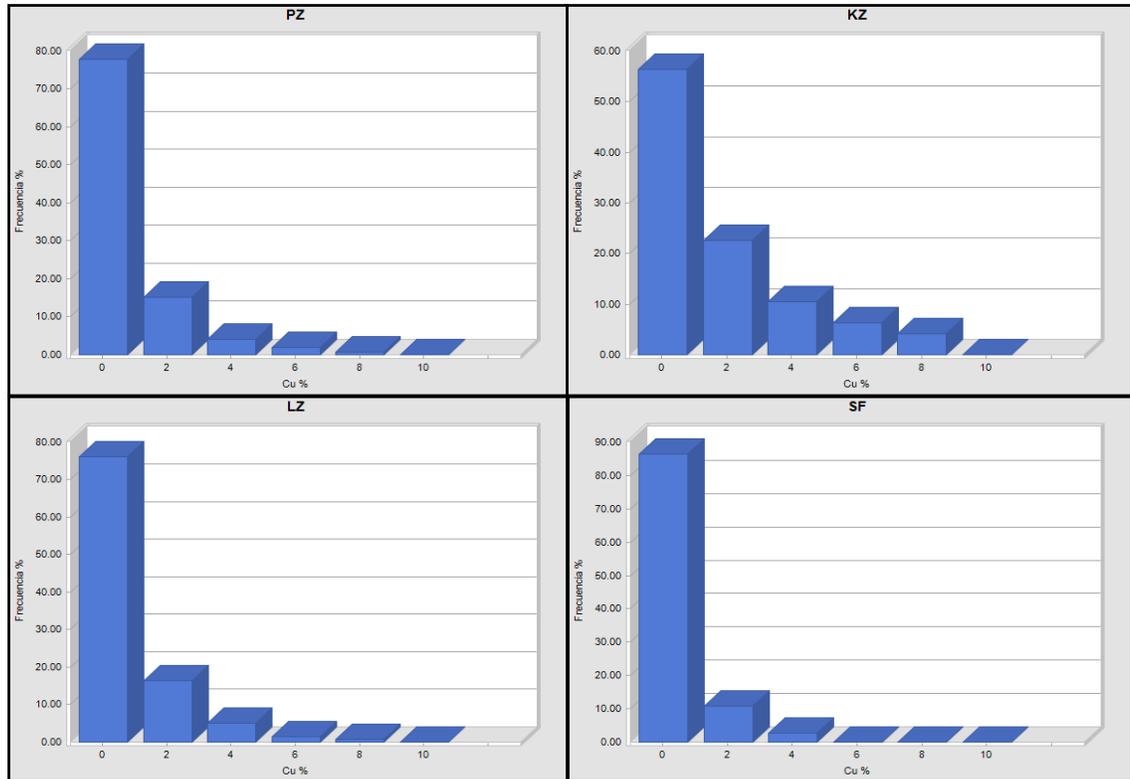
Diagrama de caja y bigote (Box plot) según tipo de roca



La **Figura 17** muestra que la roca PZ contiene el 25% de datos (primer cuartil) muy cercanas a 0, sin embargo, la desviación en función a su media es baja.

Figura 18

Histograma del porcentaje de ley de Cu



La **Figura 18** muestra cómo se distribuyen los valores de cobre en función de cada tipo de roca. Superior izquierda muestra la distribución de los valores de cobre en la litología PZ.

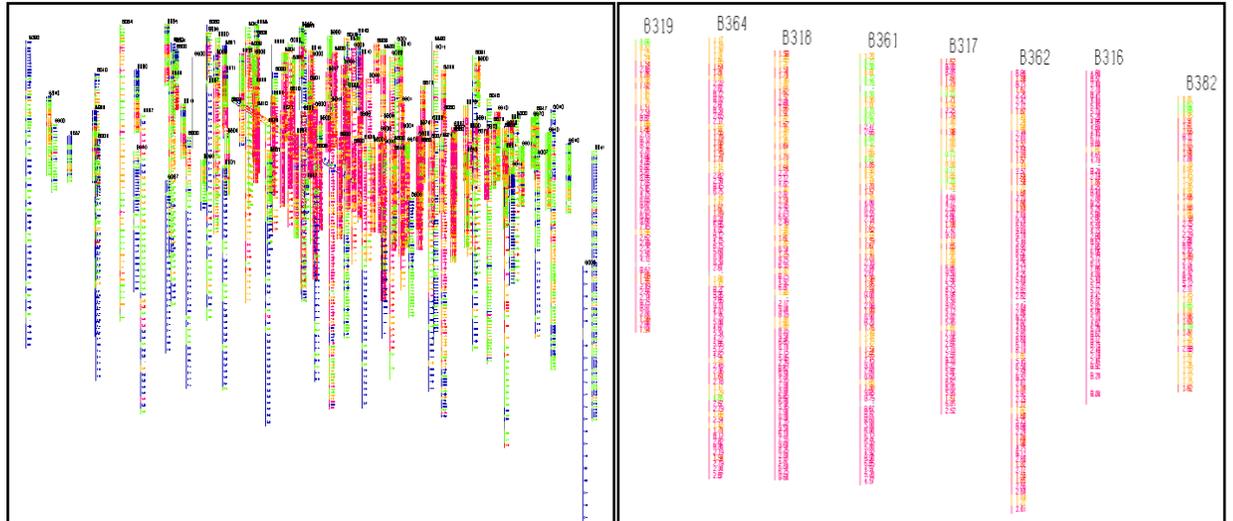
Superior derecha muestra la distribución de los valores de cobre en la litología KZ.

Inferior izquierda muestra la distribución de los valores de cobre en la litología LZ.

Inferior derecha muestra la distribución de los valores de cobre en la litología SF.

Figura 19

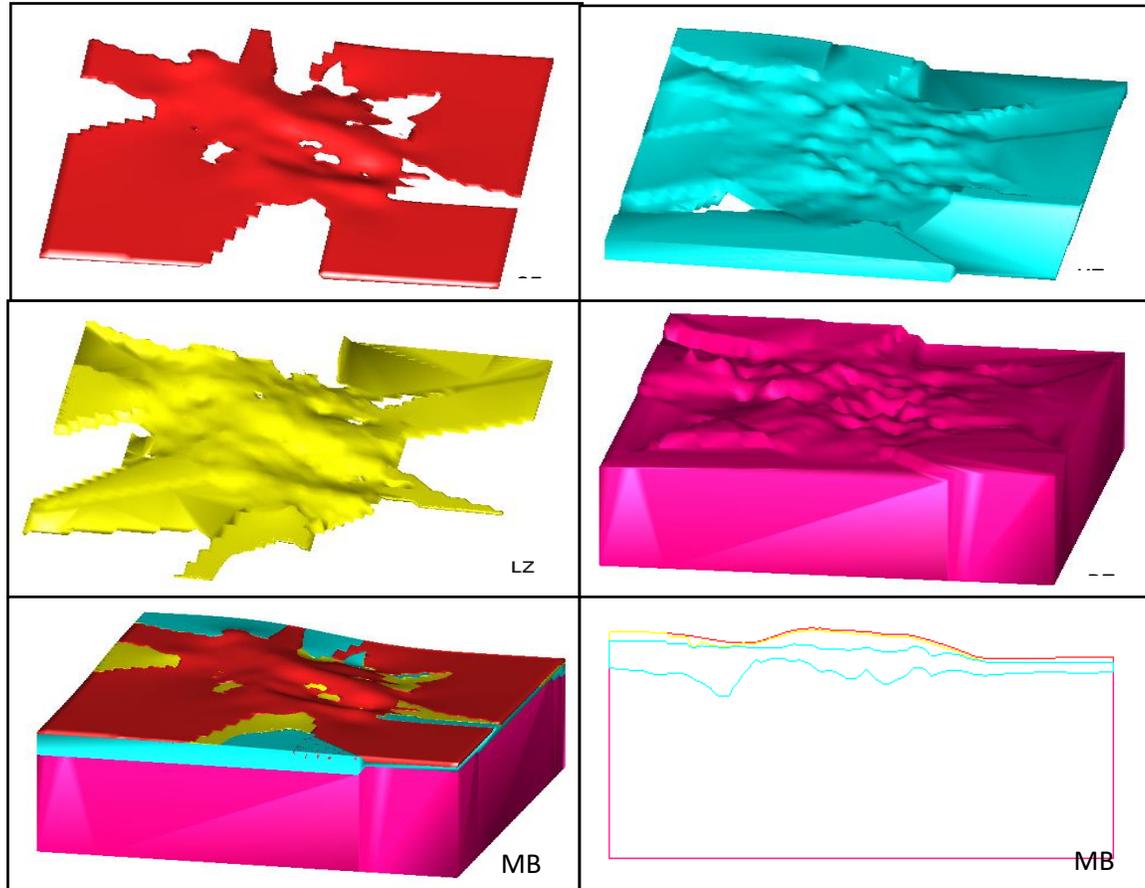
Despliegue de los sondajes



En la **Figura 19** se visualiza los 131 sondajes sin componar. Izquierda sondajes en 3D, en la derecha sondajes en sección N-S

Figura 20

Despliegue de los sólidos según tipo de roca



En la **Figura 20** se observa la interpretación 3D y 2D de los tipos de rocas en el depósito mineralizado. Estos sólidos fueron construidos explícitamente con polilíneas en los planos XY, XZ y YZ. En ningún sólido existe traslape de regiones. El tipo de roca Pz contiene gran cantidad de mineralización.

Tabla 4

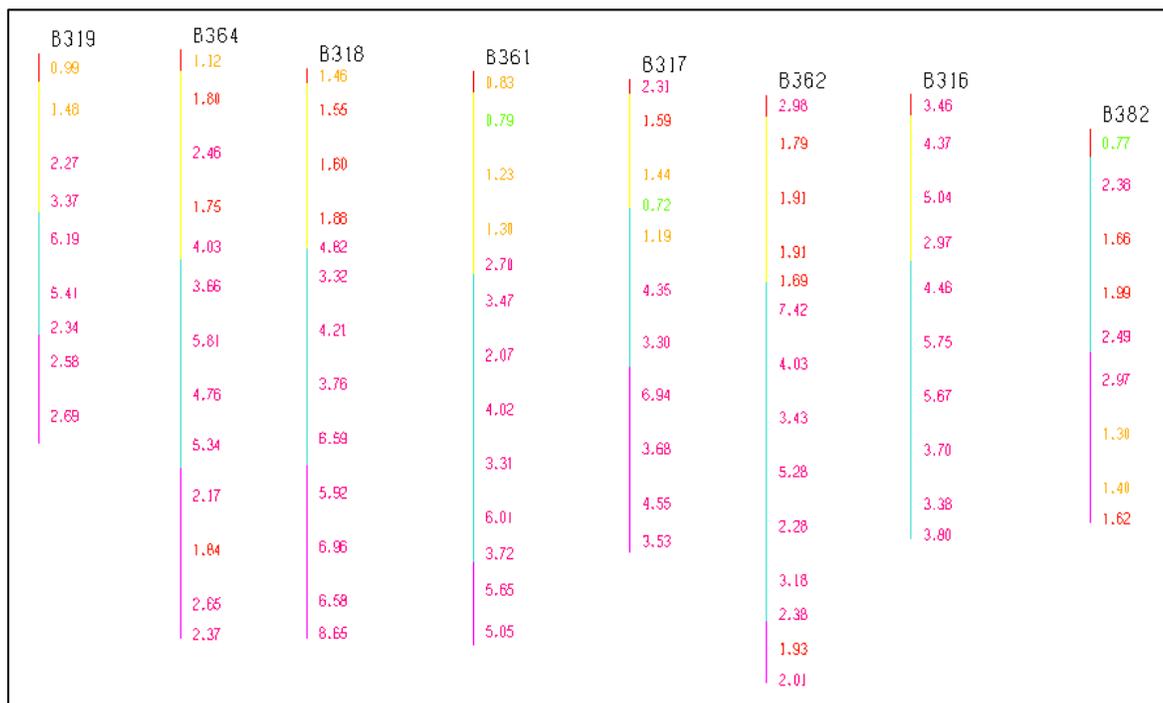
Resumen de muestras compositadas a 15 metros según tipo de roca

Estadísticas	PZ	KZ	LZ	SF	ALL
Num. De Datos	1185	537	258	113	2104
Datos Faltantes	7	0	1	0	58
Mínimo	0.01	0.01	0.10	0.10	0.01
Máximo	8.65	9.55	6.86	3.87	9.55
Media	1.061	2.106	1.555	1.048	1.399
Primer cuartil	0.300	0.670	0.550	0.390	0.390
Mediana	0.720	1.630	1.190	0.810	0.920
Tercer cuartil	1.420	3.230	2.090	1.430	1.870
SD	1.127	1.812	1.308	0.869	1.425
Variance	1.271	3.282	1.712	0.756	2.031
CV	1.063	0.860	0.842	0.829	1.018
Skewness	2.485	1.132	1.590	1.452	1.883
Kurtosis	8.522	0.930	2.710	1.663	4.053
Min. valor atípico	0.010	0.01	0.10	0.10	0.01
Max. valor atípico	3.08	6.92	4.37	2.980	4.08
Datos atípicos moderados	38.000	6	11	5.000	111
Datos atípicos extremos	23.000	0	2	0	24

La **Tabla 4** presenta el resumen estadístico de las muestras de los sondajes compositados cada 15 metros, según dominios geológicos (tipos de rocas). La roca PZ tiene mayor número de datos, 1185 muestras, en comparación del KZ, LZ y SF. La roca PZ presenta mayor cantidad de mineral, por el mayor radio de influencia en donde atraviesan los sondajes; en tal sentido el estudio se enfocará en estimar esta unidad geológica para cuantificar los recursos metálicos.

Figura 21

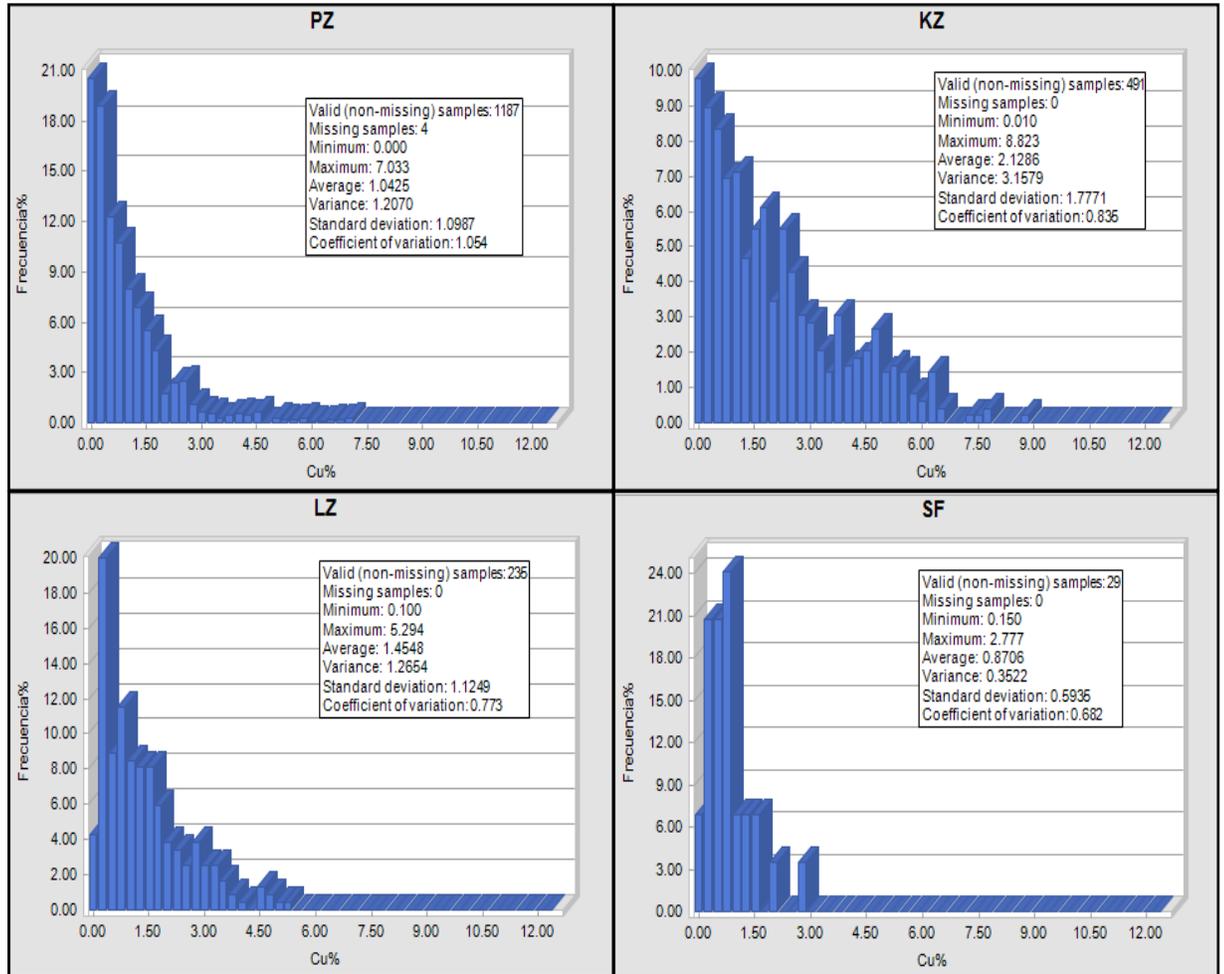
Taladros compositados 15m



En la **Figura 21** se observa la compositación de las muestras cada 15 metros a lo largo del sondaje empezando desde el collar. La sección es de norte a sur. En el proceso de la compositación quedaron distintos largos, muestras excedentes cerca al toe. Estas muestras también se emplearon para realizar la estimación de los bloques.

Figura 22

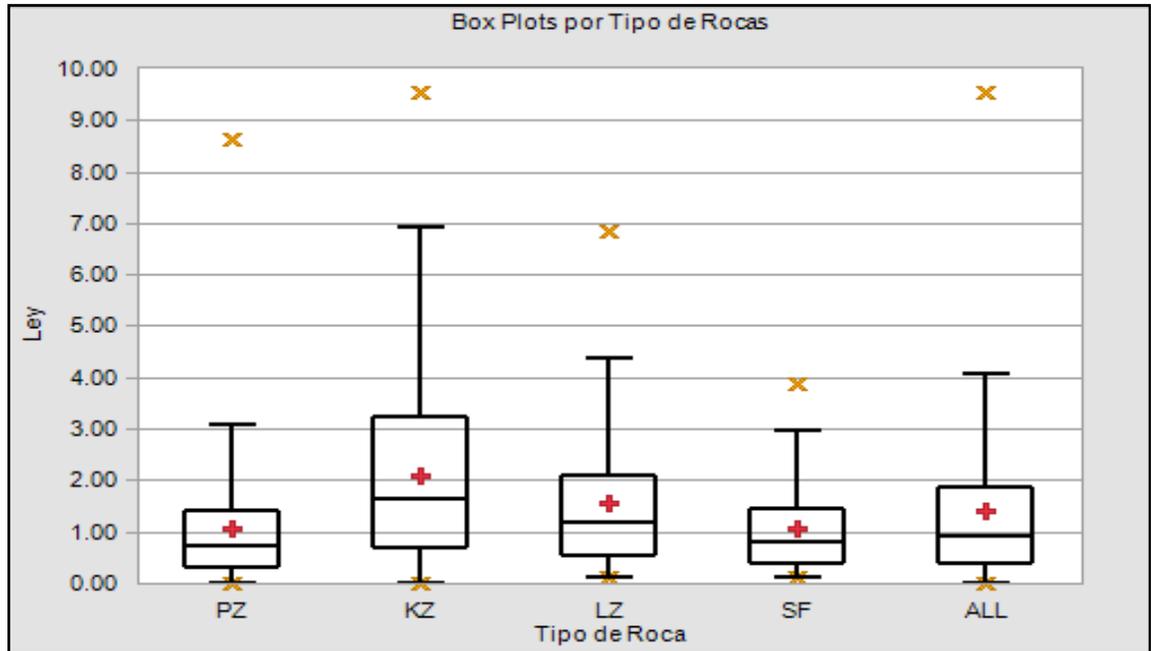
Histograma de muestras composadas a 15 metros según tipo de roca



En la **Figura 22** se observa los histogramas composados a 15 metros para cada tipo de roca, el histograma que más muestras tiene es el tipo de roca PZ, en situación contraria al tipo de roca SF que solo tiene 29 muestras.

Figura 23

Diagrama de caja y bigote (Box plot) de los compositos a 15 metros según tipo de roca



En la **Figura 23** se observa que la roca PZ contiene el 25% de datos (primer cuartil) muy cercanas a 0, sin embargo, la desviación en función a su media es baja.

3.2.Objetivo 2: Realizar un análisis de las unidades de estimación en un yacimiento cuprífero, 2021.

Figura 24

Contact Plot roca KS/PZ, sin compositar y compositadas a 15 metros

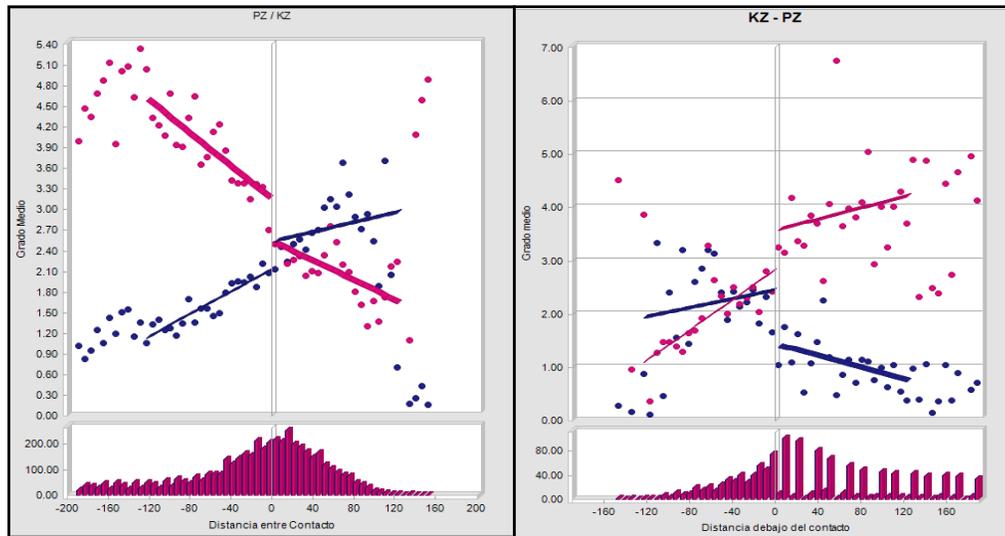


Figura 25

Contact Plot roca PZ/LZ, sin compositar y compositadas a 15 metros

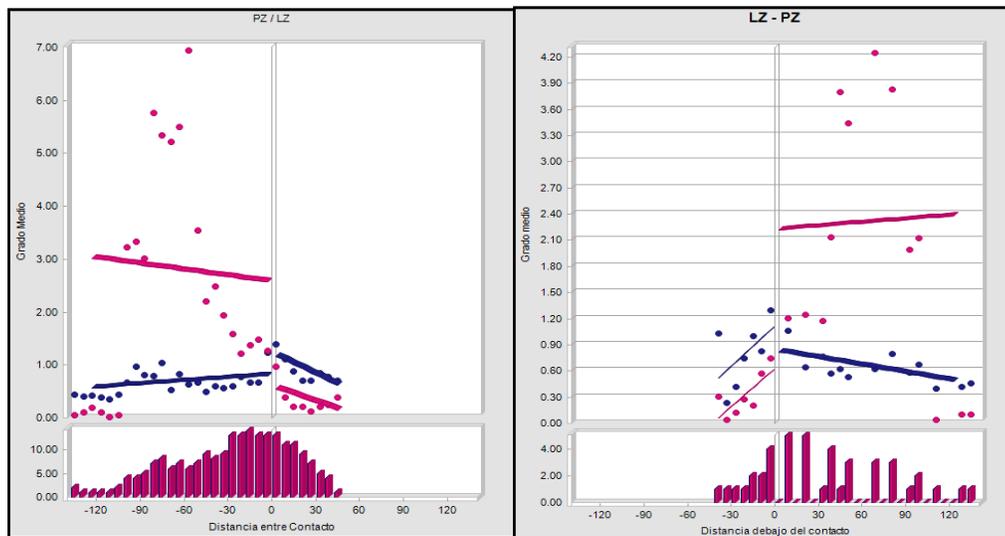


Figura 26

Contact Plot roca KZ/LZ, sin compositar y compositadas a 15 metros

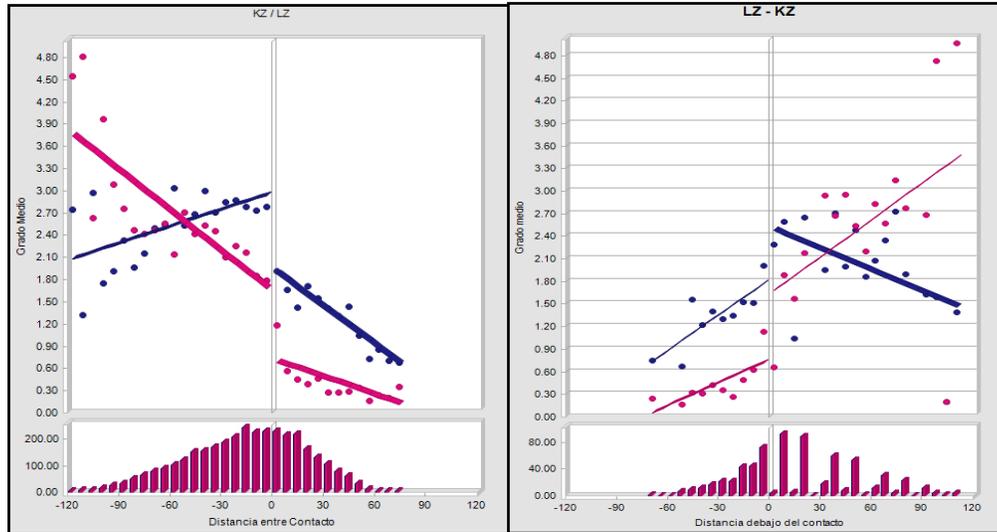


Figura 27

Contact Plot roca KZ/SF, sin compositar y compositadas a 15 metros

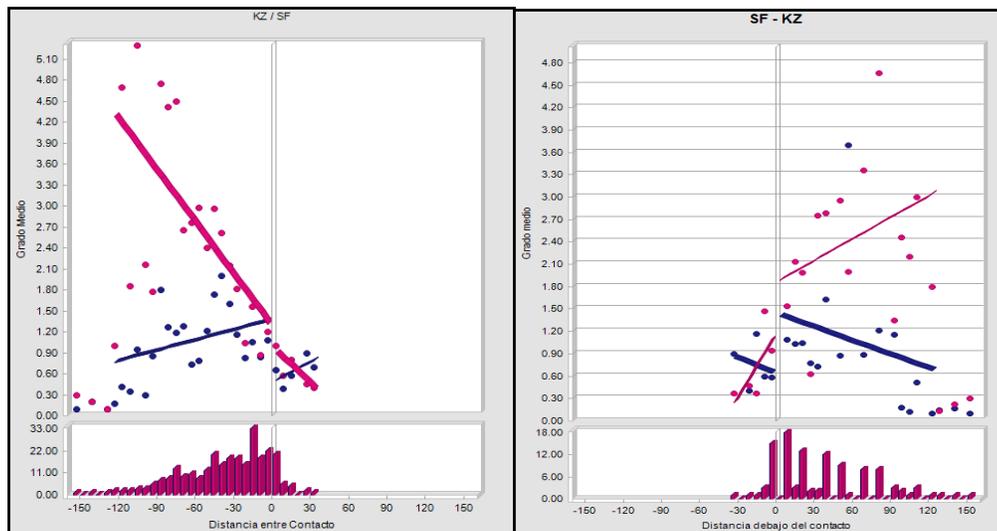
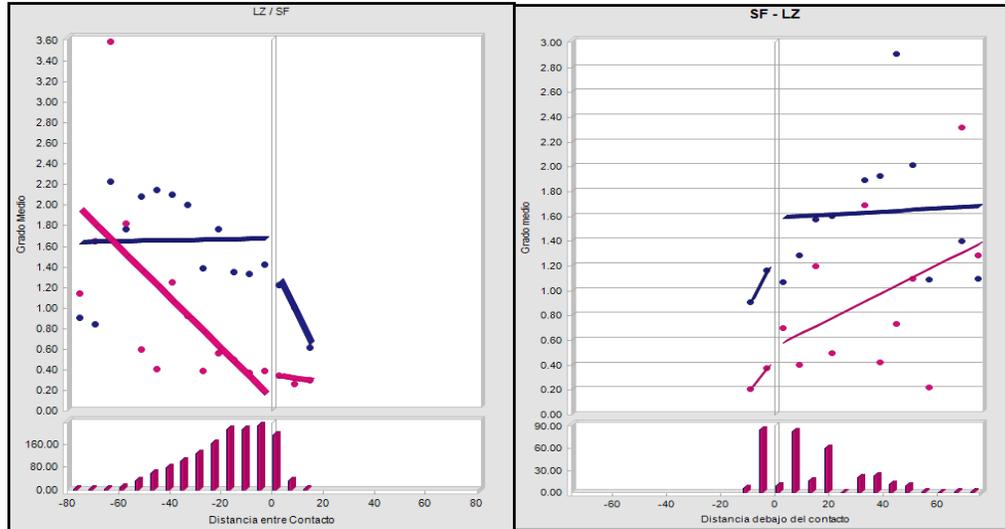


Figura 28

Contact Plot roca LZ/SF, sin compositar y compositadas a 15 metros



Desde la **Figura 24** hasta la **Figura 28** se observa las leyes sin compositar (izquierda) y el valor de las leyes compositadas a 15 metros (derecha) para cada tipo de roca, en principio muestra la variabilidad en el contacto o frontera de las litologías. Se observa en los gráficos que las leyes cambian al pasar de un dominio geológico a otro, esto se interpretaría que las leyes son controladas por el tipo de roca, de no ser así, en el contacto no habría cambios, estas (las leyes) se mostrarían igual.

3.3.Objetivo 3: Llevar a cabo un estudio variográfico de un yacimiento cuprífero,

2021.

Figura 29

Variograma experimental y modelado del tipo de roca PZ

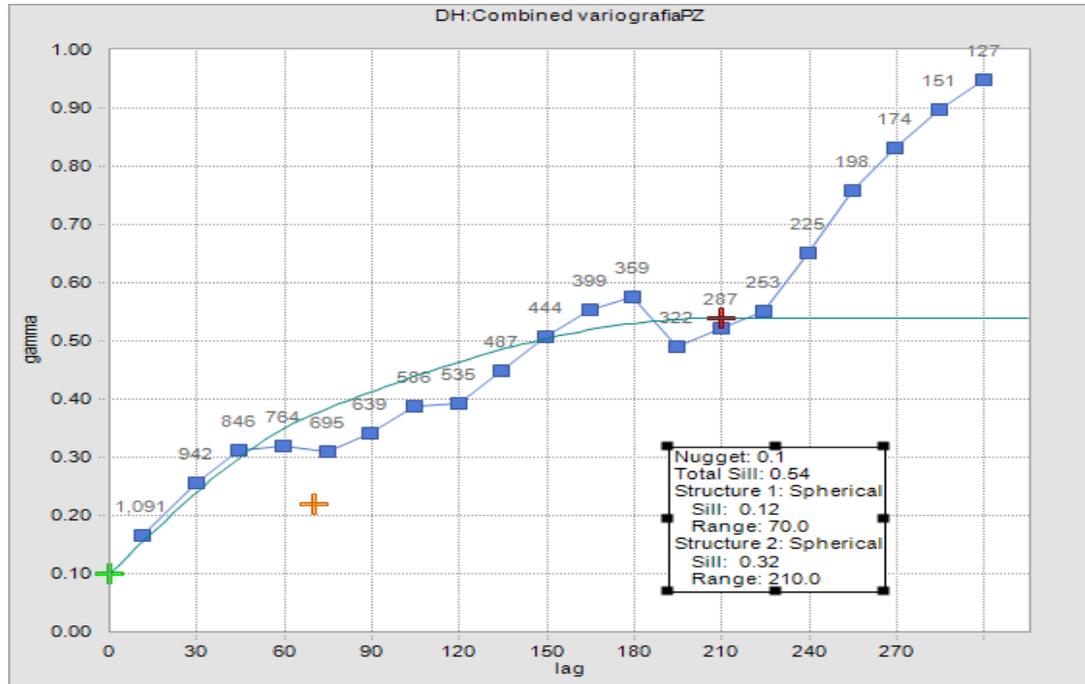


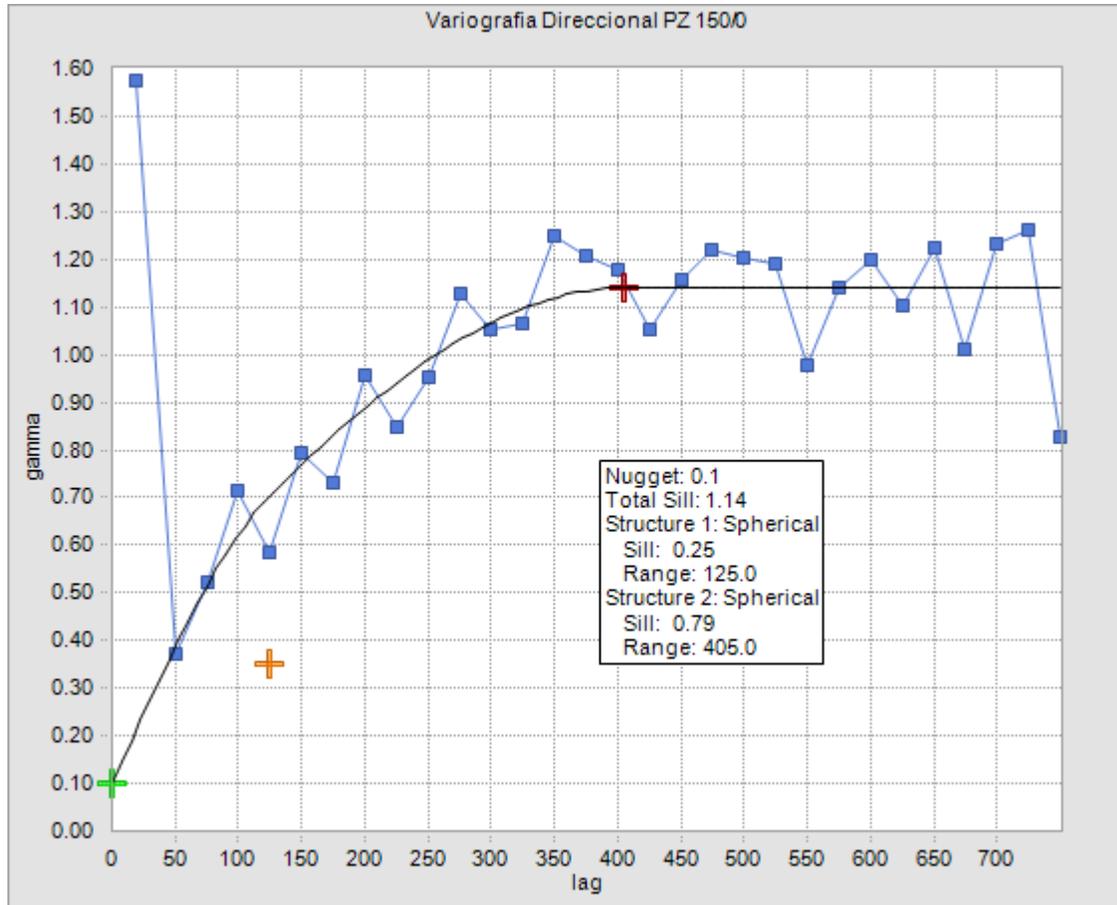
Tabla 5

Parámetros a utilizar en la estimación de recursos geológicos mediante kriging ordinario

Orientación	Eje	Modelo	Nugget	Sill 1	Range 1	Sill 2	Rango 2	Sill Total
relativo 90/-90	X	Sph	0.1	0.25	180	0.79	700	1.14
150/0	Y	Sph	0.1	0.25	125	0.79	405	1.14
relativo 90/0	Z	Sph	0.1	0.25	40	0.79	220	1.14

Figura 30

Variograma direccional PZ 150/0



La distancia del paso (lag) se considera 25 m., su tolerancia de 12.5 m. y los números de pasos (lag) 30. Se considera 6 direcciones a 30°, es decir que buscara en 0°,30°,60°,90°,120° y 150°. Con lo cual se obtiene 36 variogramas, los cuales se ajustarán manualmente, la selección del variograma se realizó por el que tiene mayor rango, el variograma elegido es el PZ 150/0, si se tuviera dos variogramas con el mismo rango, se elegiría por el rango más próximo donde inicia el mayor número de pares, o si los Sill son diferentes, se seleccionará el que tenga un menor Sill.

Posterior mente se va a buscar variogramas perpendiculares al elegido PZ 150/0, se asume que el eje encontrado es el eje Y, entonces se buscará direcciones perpendiculares a dicho eje. Por consiguiente, el plano a buscar es el XZ. El azimuy para el eje x es 90° con respecto a Y, y como se va a mover en el plano xy se elige se tiene que buscar en el plano XZ, el azimut para el eje X es 90° con respecto al Y. Entonces las direcciones de búsqueda del variograma será en R1: 150° y R2: 0° .

3.4.Objetivo 4: Realizar la elección del plan de estimación para un yacimiento cuprífero, 2021.

Tabla 6

Límites del proyecto a ingresar en el software Minesight compass

	Norte	Sur	Elevación
Min	2175	1210	-60
Max	3575	2660	600
Diferencia	1400	1450	660
Bloques Log (m)	25	25	15
Nº de Bloques	56	58	44
Total, de Bloques	142912		

Para poder hacer la estimación se debe definir las dimensiones del bloque. En el presente proyecto los bloques tienen 25x25x15 m. En la **Tabla 6** se muestra las coordenadas mínimas y máximas en cada dirección (ejes) del modelo de bloque.

Tabla 7

Nomenclatura de los campos para estimar el contenido de cobre en cada bloque del modelo

Item	Min	Max	Precisión	Descripción
TOPO	0	100	0.01	Topografía
CU	0	10	0.01	Cobre Kriging
S	0	35	0.01	Azufre Kriging

VARCU	0	10	0.01	Varianza del Cu kriging
VARS	0	35	0.01	Varianza del S Kriging
NLITH	0	10	1	Tipo de Litología
CATEG	1	5	1	Categorías
NMUES	0	50	1	N° de Muestras
DAV	0	1000	0.01	Distancia Promedio
DCER	0	1000	0.01	Distancia Cercana
CUIDW	0	10	0.01	Inverso a la Distancia Cu
SIDW	0	35	0.01	Inverso a la Distancia S
VCUID	0	10	0.01	Varianza Cu Inverso a la distancia
VSIDW	0	35	0.01	Varianza S Inverso a la distancia
CUPLY	0	10	0.01	Cobre Poligonal
SPLY	0	35	0.01	Azufre Poligonal
SG	0	5	0.01	Gravedad Especifica
C1	0	1000	0.01	Max. N° de sondajes para interpolar
C2	0	1000	0.01	Campos Extras
C3	0	1000	0.01	Campos Extras
C4	0	1000	0.01	Campos Extras
C5	0	1000	0.01	Campos Extras

Tabla 8

Cantidad de bloques en la categorización de recursos geológicos en función de su eje direccional

Eje	Medido	Indicado	Inferido
X	350	700	1400
Y	202.5	405	810
Z	110	220	440
Min Muestras	10	6	1
Max por ddh	2	2	2

Para calcular las reservas en Medidos se toma la mitad de la distancia del Rango 2, (véase **Tabla 8**) para el Indicado la misma distancia del Rango 2(véase **Tabla 8**), y para el Inferido el doble de la distancia del Rango 2(véase **Tabla 8**). Para calcular recursos medidos tomará 10 muestras de los sondajes más cercanos, para calcular recursos indicados tomará 6 y para calcular recursos inferidos 1 muestra; en todas las categorías para estimar recursos a lo más deberá emplear dos sondajes.

Para el trabajo se ha decidido estimar leyes empleando los métodos del Kriging Ordinario (KOR), el Inverso de la distancia al cuadrado (IDW2) y el Poligonal (PYL). Los dos primeros se usarán para generar un inventario de recursos y categorización de estos; el PYL por sus características se empleará a manera de validación de la interpolación realizada por el KOR y IDW2.

Para los tres métodos de interpolación se harán uso de los mismos elipsoides de búsqueda, la estimación se realizará por elemento; en el OK y el IDW2 se hará uso de este variograma teórico determinado en las fases previas, el PYL le asigna al bloque la ley del composito más cercano. No se han restringido datos para interpolar los valores de densidad, estos serán de utilidad al momento de estimar tonelajes.

3.5. Objetivo 5: Validar la estimación de recursos en un yacimiento cuprífero, 2021.

Validación gráfica

Se analizaron las leyes estimadas por las 3 técnicas de estimación en los planos XZ y YZ comparándolas con las muestras compositas a 15 m. Se observa desde la **Figura 31** que las muestras de color rojo en los sondajes tienen bloques en su entorno de color rojo. El color rojo es la leyenda de las leyes de cobre más altas en el yacimiento, mayores a 2% de Cu.

Figura 31

Validación gráfica de kriging ordinario 2210N (plano XZ)

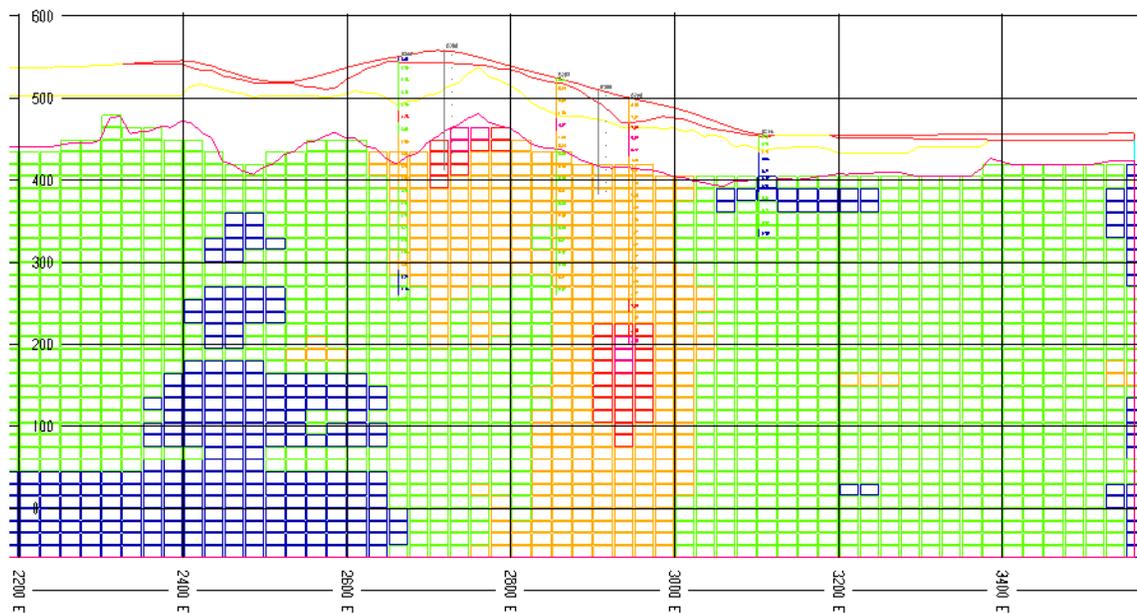


Figura 32

Validación gráfica de kriging ordinario 2850E (plano YZ)

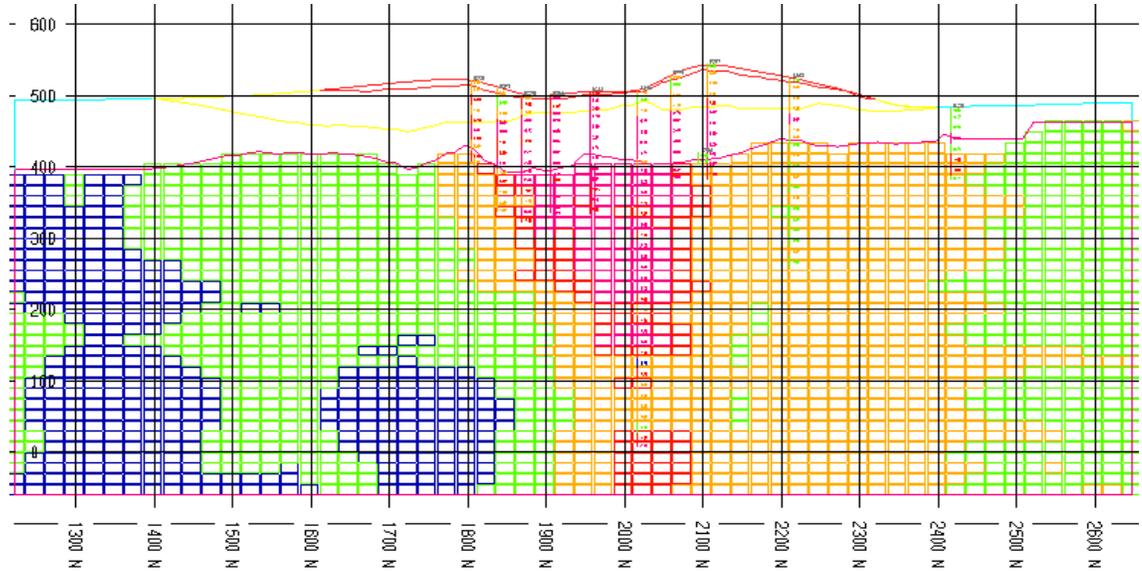


Figura 33

Validación gráfica Inverso a la Distancia al cuadrado sección 2210N (XZ)

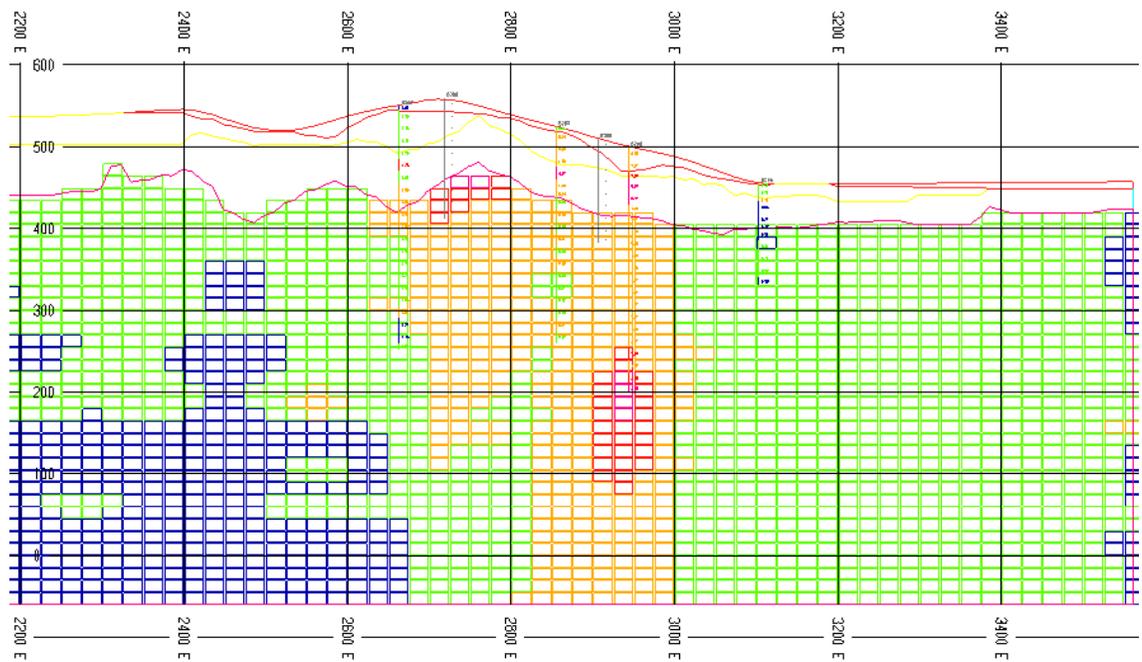


Figura 34

Validación gráfica Inverso a la Distancia al cuadrado sección 2850E(YZ)

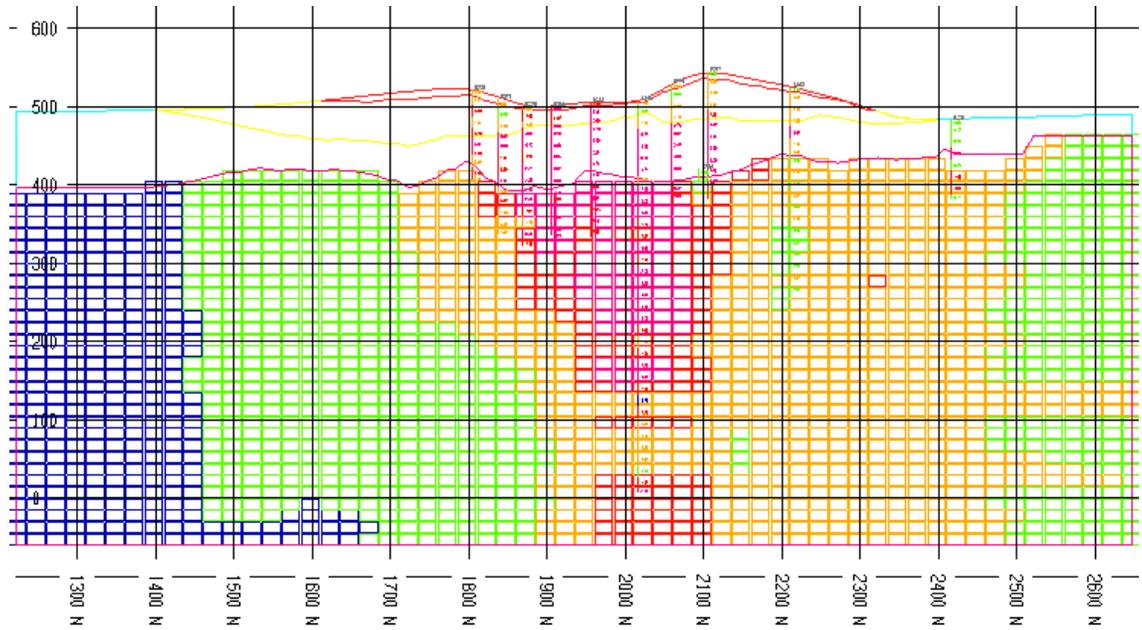


Figura 35

Validación gráfica poligonal sección 2210N(XZ)

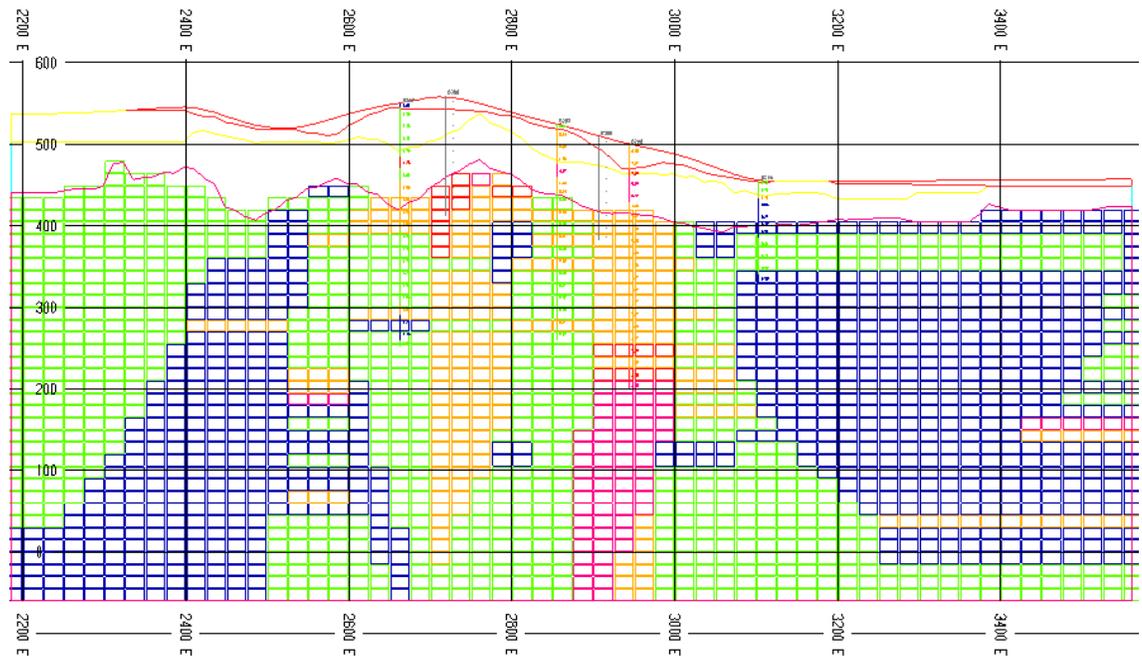
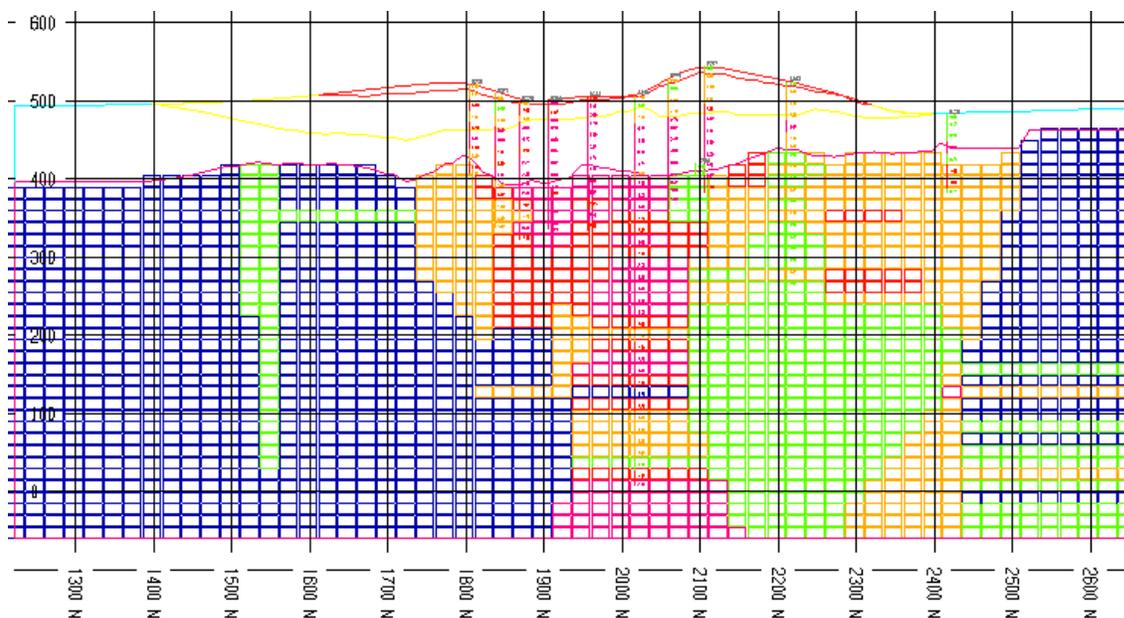


Figura 36

Validación gráfica poligonal sección 2850E(YZ)



Validación estadística

Se analizó estadísticamente los resultados obtenidos por las técnicas de estimación comparándolas con las muestras compositadas a 15 m. Tal como se muestra en la **Tabla 9**.

Tabla 9

Resumen estadístico de sondajes compositados vs leyes estimadas (KOR, IDW2 y PLY)

Parámetros Estadísticos	Cu	Cu	Cu	Cu
	KOR	IDW2	PLY	compósito
Número de muestras	13326	13326	13326	1185
Número de muestras pérdidas	0	0	0	7
Mínimo	0.12	0.11	0.01	0.01
Máximo	5.6	6.55	8.65	8.65

Promedio	0.922	0.971	0.896	1.061
Primer cuartil	0.47	0.53	0.29	0.3
Mediana	0.8	0.85	0.65	0.72
Tercer cuartil	1.21	1.25	1.23	1.42
Desviación estándar	0.609	0.614	0.842	1.127
Varianza	0.371	0.378	0.709	1.271
Coefficiente de variación	0.661	0.633	0.94	1.063
Skewness (coeficiente de asimetría)	1.783	1.817	2.398	2.485
Curtosis (coeficiente de aplanamiento)	5.639	6.608	10.512	8.522

Validación SwathPlot

Se analizaron las leyes estimadas por las 3 técnicas de estimación en las direcciones X e Y comparándolas con las muestras compositadas a 15 m.

Figura 37

SwathPlot en el eje X

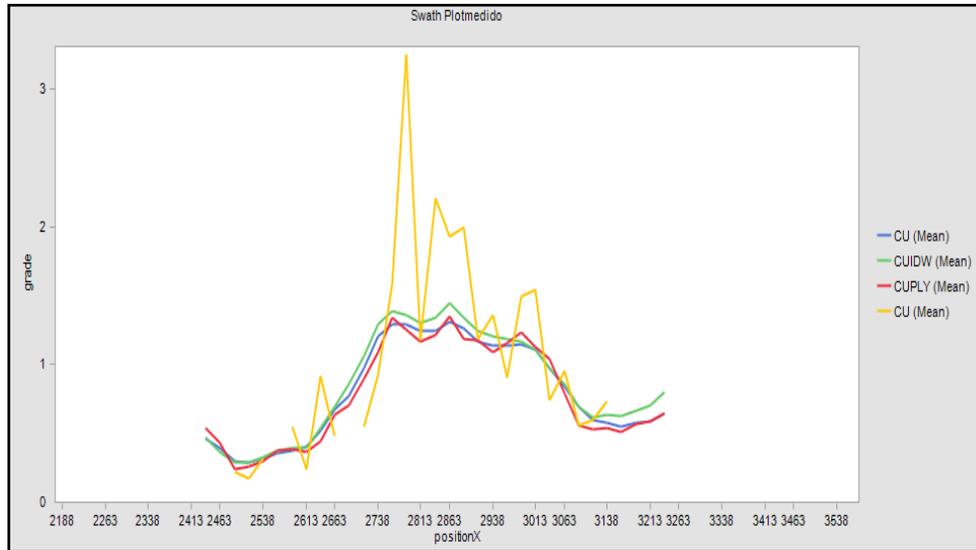
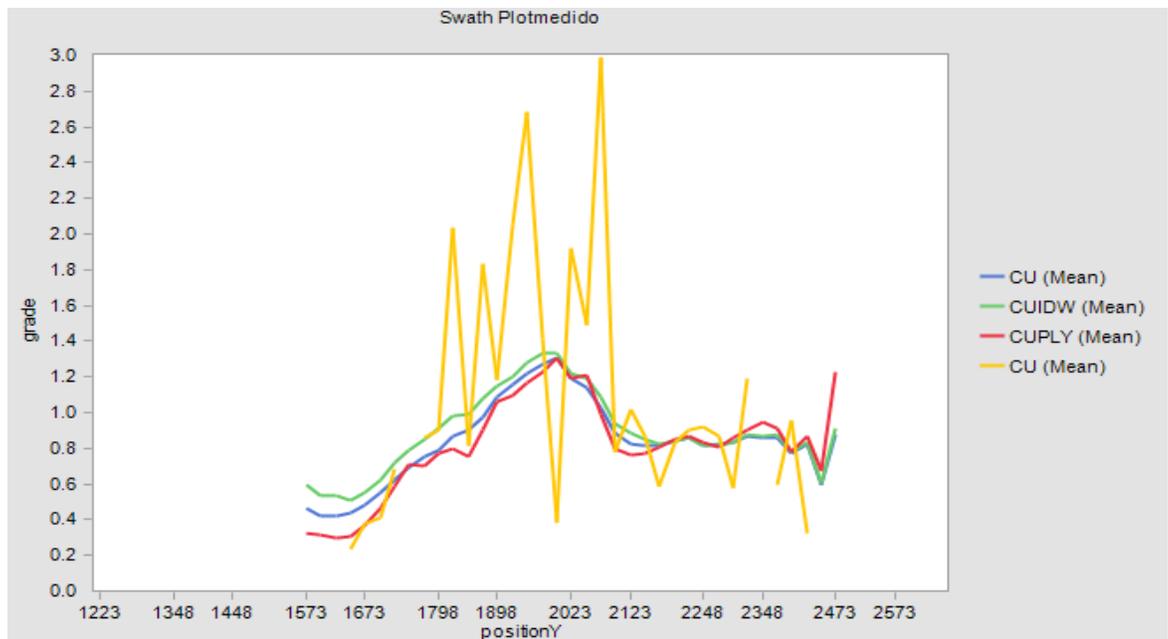


Figura 38

SwathPlot en el eje Y



3.6. Objetivo 6: Categorizar los recursos según la técnica de estimación utilizada en un yacimiento cuprífero, 2021.

Estimación por Kriging ordinario: Los resultados se observan en la **Tabla 10**.

Tabla 10

Resumen de los recursos geológicos según categorización mediante kriging ordinario

Categoría	Volumen m3	Tonelaje	CUKOR VARGU		Contenido	Contenido
			%	KOR	Metálico Ton	Metálico lb
Medido	123,785,344.00	346,598,962.00	0.920	0.32	3,188,710.45	7,027,917,832.68
Indicado	385,377,562.00	1,079,057,175.00	0.500	0.85	5,395,285.88	11,891,210,068.50
Inferido	382,059,844.00	1,069,767,562.00	0.392	1.25	4,193,488.84	9,242,449,410.06
Total	891,222,750.00	2,495,423,700.00	0.512	0.95	12,776,569.34	28,159,558,834.18

Estimación Inverso a la Distancia: Los resultados se observan en la **Tabla 11**.

Tabla 11

Resumen de los recursos geológicos según categorización mediante inverso a la distancia

Categoría	Volumen m3	Tonelaje	CUIDW VARGU		Contenido	Contenido
			%	IDW2	Metálico Ton	Metálico lb
Medido	123,785,344.00	346,598,962.00	0.969	0.031	3,358,543.94	7,402,230,847.68
Indicado	385,377,562.00	1,079,057,175.00	0.528	0.010	5,697,421.88	12,557,117,832.34
Inferido	382,059,844.00	1,069,767,562.00	0.375	0.004	4,011,628.36	8,841,628,899.93
Total	891,222,750.00	2,495,423,700.00	0.523	0.010	13,051,065.95	28,764,549,356.00

Estimación por el método poligonal: Los resultados se observan en la **Tabla 12**.

Tabla 12

Resumen de los recursos geológicos según categorización mediante polígono

Categoría	Volumen m3	Tonelaje	CUPL VARGU		Contenido	Contenido Metálico
			%	PLY	Metálico Ton	lb
Medido	123,785,344.00	346,598,962.00	0.893	0.031	3,095,128.73	6,821,663,722.37
Indicado	385,377,562.00	1 079057175.00	0.443	0.01	4,780,223.29	10,535,612,120.69
Inferido	382,059,844.00	1 069767562.00	0.272	0.004	2,909,767.77	6,413,128,162.08
Total	891,222,750.00	2,495,423,700.00	0.432	0.010	10,780,230.38	23,759,627,766.34

Desde la **Tabla 10** hasta la **Tabla 12** se observan los resultados obtenidos por cada técnica de estimación.

3.7.Objetivo 7: Elaborar un inventario de recursos geológicos y realización de la curva tonelaje ley media en un yacimiento cuprífero, 2021.

Figura 39

Curva tonelaje ley media de recursos medidos por los diferentes métodos

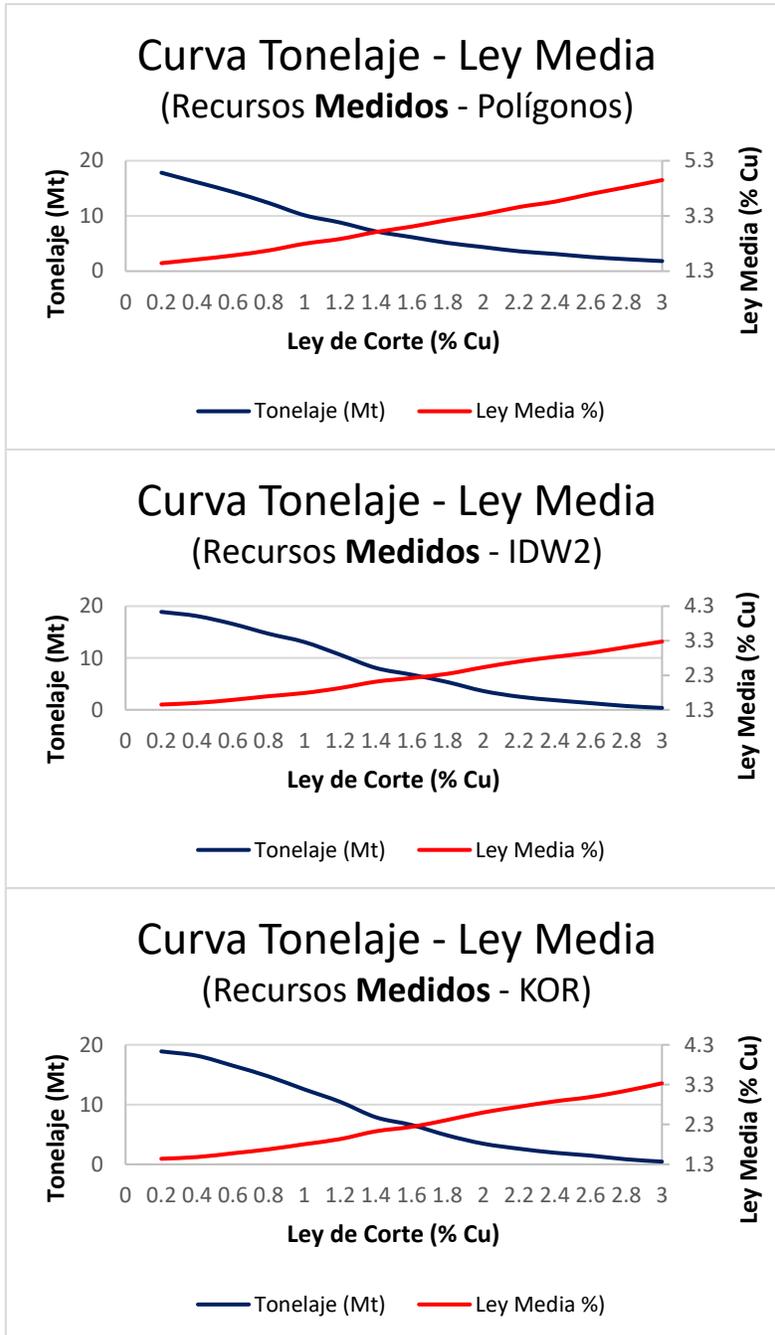


Figura 40

Curva tonelaje ley media de recursos indicados por los diferentes métodos

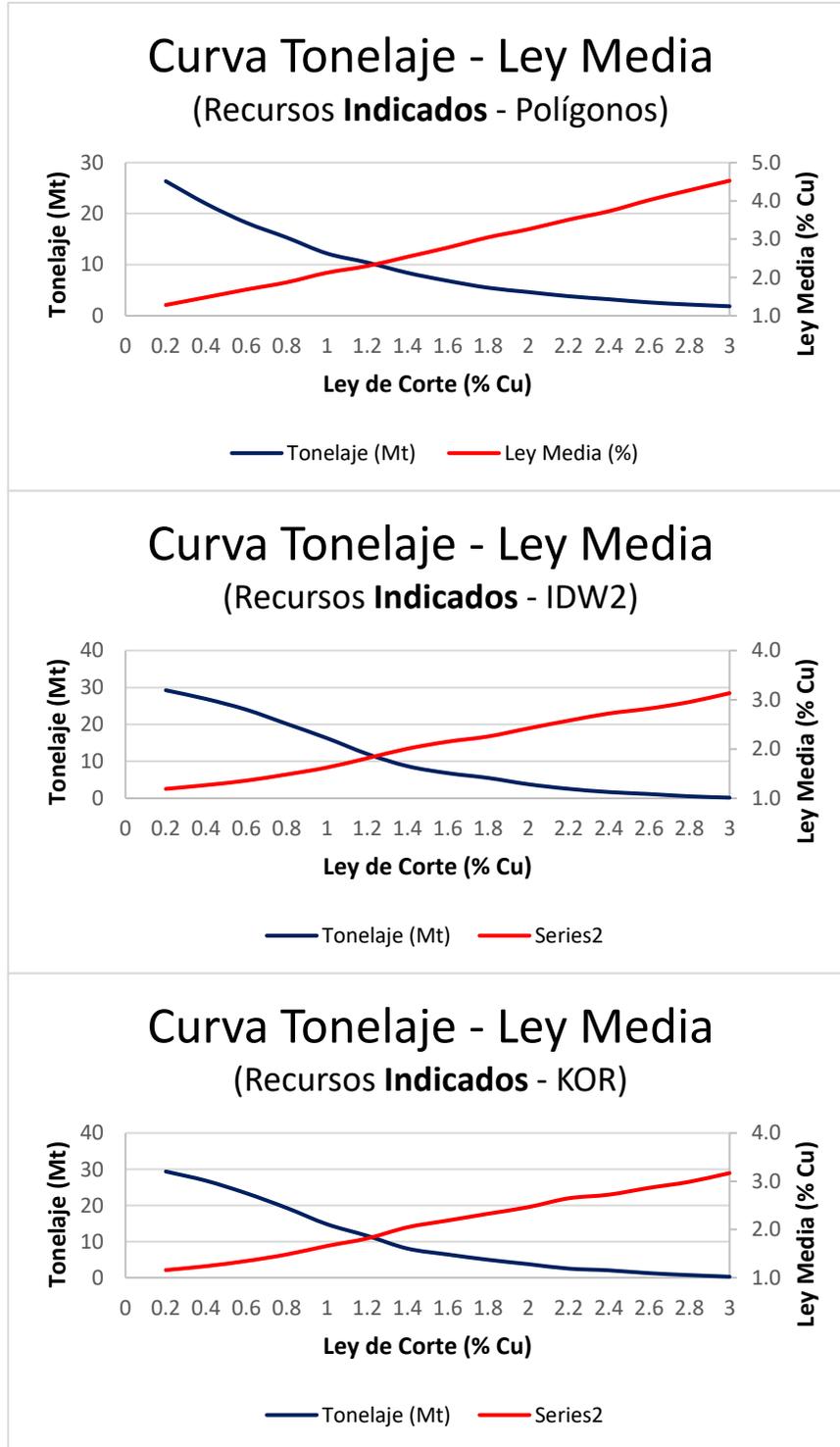
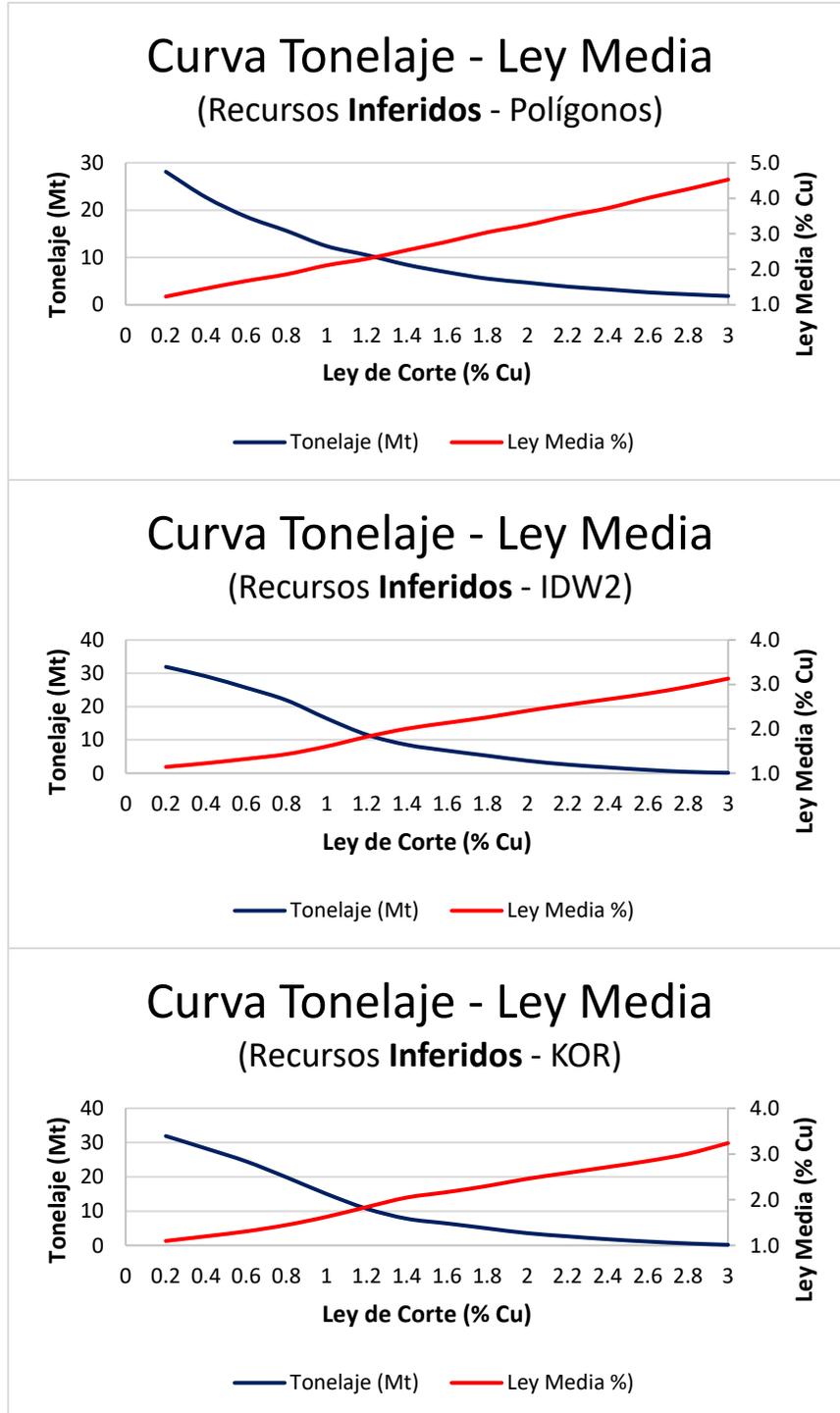


Figura 41

Curva tonelaje ley media de recursos inferidos por los diferentes métodos



En la **Figura 39** hasta la **Figura 41** se observan las curvas tonelada/ley media de los recursos medidos, indicados e inferidos, el cual expresa los diferentes tonelajes en función en una ley de corte dada (línea azul). Así mismo puede entregar información sobre la ley media dada una ley de corte (línea roja), la intersección de estas dos líneas no expresa nada.

CAPITULO IV: DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

4.1. Discusión

El objetivo que se centró en llevar a cabo un análisis exploratorio de datos y composición de muestras, un procedimiento fundamental para el entendimiento y caracterización de un yacimiento mineral. De acuerdo con los resultados obtenidos utilizando el software Excel de Microsoft office, se encontró que, de los 131 sondeos, 5 presentaron información faltante, detallado en la **Tabla 2**. Para tratar estas deficiencias, se asumieron leyes -1 para el Cu y S, asignando códigos específicos para mantener la integridad de la información. La **Tabla 3** y la **Tabla 4**, que presentan el resumen estadístico de las muestras de los sondeos sin compositar y compositados a 15 metros respectivamente, destacan a la roca PZ como aquella con el mayor número de datos y, por ende, la que contiene mayor cantidad de mineral. Este hecho coincide con el estudio de (**Escudero & Morera, 2022**), donde se enfatizó la importancia de la validación cruzada en la estimación de recursos geológicos en yacimientos cupríferos. Las **Figura 17** al **Figura 23** proporcionan representaciones visuales y descriptivas que respaldan estos hallazgos, mostrando patrones de distribución de valores de cobre y estructuras geológicas en 2D y 3D. Sin embargo, hay que ser cautelosos con los resultados de la roca PZ. A pesar de que presenta el mayor número de muestras. Las limitaciones de este análisis radican en la ausencia de datos en ciertos sondeos y en las asunciones realizadas para tratar dichas deficiencias. Además, el uso exclusivo de Excel para el análisis podría limitar el alcance y profundidad del estudio, ya que hay softwares más especializados para la investigación geológica y minería. Además, sería prudente considerar el impacto de los valores extremos y atípicos en los resultados y en cualquier futura estimación basada en estos datos.

Con respecto al objetivo que se centró en la evaluación de la variabilidad en las leyes de mineralización en relación con los diferentes dominios geológicos, utilizando "contact plots" como herramienta. (Charles et al., 2022) en su investigación tuvo un total de 19353 muestras compuestas de un metro, que constan de 18962 muestras de chips RC de 695 perforaciones RC y 391 muestras diamantinas. En esta investigación, especialmente de las **Figura 24 a Figura 28**, muestran variaciones en las leyes en contactos litológicos, indicando que el tipo de roca influye en las leyes. Esta variabilidad es particularmente notable con la roca PZ y su interacción con litologías como KS, LZ y KZ. A pesar de las claras variaciones observadas, se necesita un análisis más profundo para confirmar su importancia, y se deben considerar las posibles influencias de técnicas de muestreo y otros factores externos. La compositación a 15 metros, aunque útil, podría omitir variaciones más detalladas en las leyes.

Con relación al objetivo que buscaba analizar y modelar la variabilidad espacial del tipo de roca PZ mediante la herramienta del variograma. El análisis incluyó la elaboración de 36 variogramas direccionales, ajustándose manualmente y eligiéndose el variograma PZ 150/0 por poseer el mayor rango, como se muestra en la **Tabla 5** y la **Figura 30**. Se confirma la importancia del análisis direccional para la estimación de recursos geológicos. Críticamente, aunque el variograma PZ 150/0 fue seleccionado por criterios sólidos, la manualidad del ajuste puede llevar a subjetividades y se recomendaría un análisis automatizado para contrastar. Además, el análisis asume que el eje Y representa la dirección principal de la mineralización y se buscan direcciones perpendiculares, lo que puede no capturar todas las anisotropías posibles. Una limitación clave aquí es la asunción de que la dirección perpendicular al eje Y en el plano XZ reflejará adecuadamente la variabilidad en

todas las direcciones, sin considerar influencias geológicas externas o artefactos de muestreo que puedan afectar los resultados.

Con respecto al objetivo que se abocó a la modelización y estimación de recursos geológicos en función de las dimensiones del bloque, así como del contenido de cobre en cada bloque del modelo. Acorde a los datos presentados en las **Tabla 6** y **Tabla 7**, se determinaron las dimensiones y parámetros del bloque, así como las nomenclaturas para estimar el contenido de cada componente en los bloques. Se observa un incremento en la granularidad y especificidad en la nomenclatura y cálculo de parámetros. En la **Tabla 8**, se aprecia una clasificación estructurada de bloques en función de su dirección y categorización de recursos geológicos. (**Charles et al., 2022**) en su investigación utilizó el método de distancia al cuadrado (IDW2) y Kriging Ordinario (OK) para estimación de recursos. Asimismo, (**Busuyi et al., 2021**) utilizó métodos geométricos y geoestadísticos (Kriging Ordinario) para estimar reservas de caliza. En esta investigación, la elección de tres métodos de interpolación - Kriging Ordinario (KOR), Inverso de la Distancia al Cuadrado (IDW2), y Poligonal (PYL) - proporciona una amplia perspectiva y validación, aunque el PYL se emplea solo como una validación para KOR y IDW2, lo que podría limitar su aplicabilidad. Asimismo, el empleo uniforme del elipsoide de búsqueda y el variograma teórico podría no ser el más adecuado para todas las interpolaciones y esto podría generar estimaciones menos precisas. Las limitaciones se centran en la uniformidad de los elipsoides de búsqueda y la dependencia de datos previamente determinados para la interpolación, así como la inherente incertidumbre asociada con la estimación de recursos geológicos.

La validación de los modelos de estimación para el objetivo que se enfocó en analizar las leyes estimadas por tres técnicas: kriging ordinario (KOR), inverso a la distancia al

cuadrado (IDW2) y poligonal (PLY), en los planos XZ y YZ, en comparación con las muestras compositadas a 15 m. Según las visualizaciones gráficas desde la **Figura 32** hasta la **Figura 37**, se evidencia que las zonas con mayores leyes de cobre, identificadas por el color rojo, coinciden en su entorno con bloques del mismo color, sugiriendo una alta correspondencia con las muestras reales. En contraste con los antecedentes previamente revisados (**Pérez & García, 2015**), se observa que las técnicas empleadas en este estudio han sido capaces de representar de manera más precisa las altas leyes de cobre del yacimiento. A nivel estadístico, la **Tabla 9** muestra una variabilidad significativa en las leyes de cobre estimadas por las diferentes técnicas. Aunque el KOR y el IDW2 tienden a tener valores más cercanos al promedio de las muestras compositadas, el método PLY muestra una mayor dispersión, como lo indica su desviación estándar y coeficiente de variación. Esta disparidad sugiere que, mientras algunas técnicas pueden ser más adecuadas para estimar ciertos rangos de leyes, otras podrían tener limitaciones en áreas específicas del yacimiento. Es crítico entender que estas técnicas, aunque proporcionan estimaciones valiosas, tienen sus propias limitaciones, basadas en suposiciones inherentes y la naturaleza de los datos utilizados. Además, la pérdida de algunas muestras en el composito indica que puede haber áreas del yacimiento que no están adecuadamente representadas en el modelo. Estos hallazgos enfatizan la importancia de utilizar múltiples técnicas y validaciones para asegurar una representación precisa del yacimiento en estudio.

Con respecto al objetivo que se centra en la categorización de los recursos minerales mediante tres técnicas de estimación distintas (Kriging ordinario, Inverso a la Distancia y método poligonal), exhiben notables variaciones entre sí. Al comparar estos resultados con los antecedentes previamente citados, se evidencian divergencias que concuerdan con la

naturaleza inherente de los diferentes enfoques de estimación en estudios similares. Por ejemplo, en la categoría Medido, los valores obtenidos mediante Kriging ordinario (346,598,962 toneladas), Inverso a la Distancia (346,598,962 toneladas) y método poligonal (346,598,962 toneladas) difieren de resultados reportados en estudios anteriores. Comparando con **Naranjo (2017)**, cuyo recurso medido fue de 15.02 millones de toneladas con ley media de 90.6% de CaCO_3 , con **(Charles et al., 2022)** quien obtuvo un volumen de 3122700 m^3 , un tonelaje de 8275155 t y 2.042 g/t de ley con el método de kriging ordinario y 3122700 m^3 , 8275155 t y 2.046 g/t con el método de ID^2 , **(Lamamra et al., 2019)** que obtuvo que la reserva geológica de 13.985, 128.45 Mt y contiene dicho yacimiento 5919 Mt explotables. Con **(Blas & Damián, 2021)** que obtuvo un total de 954059.167 toneladas de reservas indicadas, en reservas inferidas un total de 143400.833 toneladas. Con **(Tito, 2021)** quien obtuvo que los recursos minerales medidos tienen 2444444 toneladas con una ley de 2.34% Sn, recursos indicados de 1311827 toneladas con una ley de 0.96% Sn y recursos inferidos de 350869 toneladas con una ley de 0.51% de Sn. Con **(Guillermo & Lara, 2020)** que obtuvieron que el contenido metálico fue de 680136.5 toneladas, siendo 513881.687 toneladas de hierro y 166254.813 toneladas de desmonte. La relación de desbroce fue de 0.32. No obstante, es importante considerar las limitaciones inherentes, como la calidad de los datos y las suposiciones de cada técnica, como demostró **Osorio (2015)**. Estos resultados subrayan la necesidad de un enfoque cuidadoso al elegir la técnica de estimación más adecuada, considerando las particularidades geológicas y las restricciones de datos, para obtener estimaciones confiables y decisiones sólidas en la industria minera.

Con respecto al objetivo que se enfoca en crear un inventario de recursos geológicos y desarrollar curvas tonelaje ley media utilizando distintos métodos de estimación. **(Coleman,**

2021) en su investigación obtuvo una ley promedio de 2.210 g/t según lo estimado con Kriging Ordinario, siendo la ley de corte general 0.3 g/t. Asimismo, (Charles et al., 2022) en su investigación obtuvo una ley promedio de 2.042 g/t con el método de Kriging Ordinario y de 2.046 con IDW2. Estos resultados muestran diferencias notables entre los enfoques evaluados, lo cual resalta la influencia directa de las decisiones metodológicas en la configuración de las curvas. Para recursos medidos, las intersecciones de las curvas varían según los métodos. Por ejemplo, para recursos medidos con polígonos, la intersección se da a una ley de corte de cobre del 1.4%, con 8 millones de toneladas y ley media de 2.3%. Para IDW2, la intersección ocurre a una ley de corte del 1.6% de cobre, con un tonelaje de 8 millones de toneladas y ley media de 2.3%. De manera similar, el método KOR muestra la intersección en una ley de corte del 1.6% de cobre, con un tonelaje de 9 millones de toneladas y ley media de 2.3%. Para recursos inferidos, se observan patrones similares, con intersecciones a una ley de corte de cobre del 1.2%, tonelajes de 10 millones de toneladas y leyes medias de cobre de 2.2% para polígonos, 2.0% para IDW2 y 1.8% para KOR. En cuanto a recursos indicados, las intersecciones se encuentran a leyes de corte de cobre del 1.2% para IDW2 y KOR, con tonelajes de 10 millones de toneladas y leyes medias de cobre de 1.9% y 1.8%, respectivamente. Estos resultados subrayan la importancia de considerar las particularidades de cada método y sus suposiciones al construir estas curvas. Sin embargo, es esencial reconocer que las limitaciones intrínsecas en la estimación de recursos, como la variabilidad geológica y la calidad de los datos, también impactan en la confiabilidad de estas curvas. Por tanto, la elección y la interpretación de los métodos de estimación deben ser realizadas con cautela, tomando en cuenta el contexto geológico y las restricciones de datos disponibles.

4.2. Conclusiones

Se logró estimar los recursos geológicos mediante los métodos polígono, inverso al cuadrado de la distancia y kriging ordinario en un yacimiento cuprífero, 2021.

Se llevó a cabo un análisis exploratorio de datos y composición de muestras en un yacimiento cuprífero, 2021, donde según dominio geológico, el tipo de roca PZ (zona de sulfuros primarios) contiene el mayor número de muestras sin compositar, siendo 3210, en comparación a los otros tipos de roca. Asimismo, esta unidad geológica presenta mayor cantidad de mineral. La compositación de las muestras fueron cada 15 metros; hacerlos a una longitud mayor disminuiría el número de muestras y aunque el efecto soporte aumente las muestras a emplear serían menos generando desventajas en la estimación. Las muestras compositadas, en la zona de sulfuros primario (PZ), fueron de 1185 muestras; región donde se desarrolló la estimación.

Se llevó a cabo un estudio variográfico de un yacimiento cuprífero, 2021, donde de los 36 variogramas obtenidos, el que más se adecuó y presenta un mayor rango fue el variograma PZ 150/0 (Azimuth 150° y Dip 0°).

Se realizó la elección del plan de estimación en un yacimiento cuprífero, 2021, donde se seleccionaron 10 muestras respecto a los sondajes más cercanos, en los recursos indicados se seleccionaron 6 y en los recursos inferidos 1 muestra, tomando como mínimo 2 sondajes. El plan se empleó para estimar por polígonos, inverso cuadrado a la distancia y kriging ordinario.

Se validó la estimación de recursos en un yacimiento cuprífero, 2021, con la validación gráfica, estadística y swathplot son herramientas que permiten comparar el

comportamiento de las leyes compositas con las leyes estimadas en cada bloque, en el presente estudio los resultados son muy cercanos.

Se categorizó los recursos según la técnica de estimación utilizada en un yacimiento cuprífero, 2021, donde los 3 métodos permitieron realizar la cuantificación del recurso geológico en toneladas, sobreestimando el contenido metálico de cobre los métodos de inverso al cuadrado de la distancia y kriging ordinario en 17.4% y 15.6%, respectivamente, en comparación con el método del polígono.

Se elaboro un inventario de recursos geológicos y realización de la curva tonelaje ley media en un yacimiento cuprífero, 2021, donde en recursos medidos el mejor método fue KOR la cual la intersección fue en una ley de corte de 1.6% de cobre, con un tonelaje de 9 millones de toneladas y ley media de 2.3%. Para inferidos el mejor método fue de IDW2 con una ley de corte de 1.2%, 10 Mt y ley media de cobre de 2.2%. En recursos indicados, el mejor método fue de IDW2 con una ley de corte de 1.2%, con 10 Mt y ley media de 1.9% de cobre.

REFERENCIAS

- Alva, K., & Rodriguez, F. (2019). *Modelamiento geológico para el cálculo de recursos mineros de la veta murciélago de la mina Paredones, Chilete 2018*. Tesis para optar el título profesional de ingeniero de minas, Universidad Privada del Norte, Facultad de Ingeniería de Minas, Cajamarca.
- Bewick, V., Cheek, L., & Ball, J. (2003). Statistics review 7: Correlation and regression. *Crit Care*, 7(6), 451-459. doi:<https://doi.org/10.1186%2Fcc2401>
- Bivand, R. (2009). Exploratory Spatial Data Analysis. *Handbook of Applied Spatial Analysis*, 219-254. doi:https://doi.org/10.1007/978-3-642-03647-7_13
- Blas, A., & Damián, E. (2021). *Evaluación geológica para el cálculo de reservas y estimación de recursos minerales del prospecto minero Calmar*. Tesis para optar el título profesional de ingeniero de minas, Universidad Continental, Escuela profesional de Ingeniería de Minas, Huancayo.
- Briones, W., & Vásquez, J. (2020). *Estimación de recursos minerales de oro y plata, mediante evaluación geológica superficial, en un área del caserío Tuyupampa, Cajamarca, 2020*. Tesis para optar el título profesional de Ingeniero Geólogo, Universidad Privada del Norte, Cajamarca.
- BS Dassault Systemes. (2002). Obtenido de BS Geovia: <https://www.3ds.com/products-services/geovia/products/gems/>
- Busuyi, T., Oluwatosin, V., & Emman, A. (2021). A comparative study of geometric and geostatistical methods for qualitative reserve estimation of limestone deposit. *Geoscience Frontiers*, 12(1), 243-253. doi:<https://doi.org/10.1016/j.gsf.2020.02.019>

Charles, C., Owusu, S., Foli, G., Brako, B., & Abanyie, S. (2022). Comparison of ordinary kriging (OK) and inverse distance weighting (IDW) methods for the estimation of a modified palaeoplacer gold deposit: a case study of the Teberebie gold deposit, SW Ghana. *Malaysian Journal of Geosciences (MJG)*, 6(1), 19-28.

doi:<http://doi.org/10.26480/mjg.01.2022.19.28>

Coleman, J. (2021). *Implicit Resources Modelling with vector indicator kriging*. Master's Degree Thesis , Politecnico di Torino, Torino.

Cooksey, R. (2020). Descriptive Statistics for Summarising Data. *Illustrating Statistical Procedures: Finding Meaning in Quantitative Data*, 61-139.

doi:https://doi.org/10.1007%2F978-981-15-2537-7_5

Dale, M., & Fortin, M. (2009). Spatial Autocorrelation and Statistical Tests: Some Solutions. *Journal of Agricultural Biological and Environmental Statistics*, 14(2), 188-206. doi:<http://dx.doi.org/10.1198/jabes.2009.0012>

Datamine. (2016). Obtenido de <http://www.dataminesoftware.com/>

Escudero, G., & Morera, J. (2022). *Optimización del plan de kriging ordinario mediante la validación cruzada en la estimación de recursos geológicos, 2020*. Tesis para optar al título profesional de ingeniero de minas, Universidad Privada del Norte, Carrera de ingeniería de minas, Trujillo.

Guillermo, B., & Lara, C. (2020). *Estimación local de leyes mediante el método inverso al cuadrado de la distancia en el Tajo 1 del yacimiento de hierro Olmos 8 HPM*. Tesis para obtener el título profesional de ingeniero de minas, Universidad César Vallejo, Escuela profesional de ingeniería de minas, Chiclayo.

Hernández, R., Fernández, C., & Batista, P. (2014). Metodología de la investigación.

Mexico DF: Mc Graw Hill. Obtenido de

<http://observatorio.epacartagena.gov.co/wp-content/uploads/2017/08/metodologia-de-la-investigacion-sexta-edicion.compressed.pdf>

Hernández-Sampieri, R., & Mendoza Torres, C. (2018). *Metodología de la Investigación:*

Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta. México: Mc Graw Hill Education.

Ingeniería de Minas. (2017). Obtenido de <http://ingenieroenminas.com/curso-minesight/>

Lamamra, A., Neguritsa, D., & Mazari, M. (2019). Geostatistical Modeling by the Ordinary

Kriging in the Estimation of Mineral Resources on the Kieselguhr Mine, Algeria.

IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science, 362.

doi:<https://doi.org/10.1088/1755-1315/362/1/012051>

Lara, R. (2020). *Estimación de recursos minerales en dominios geometalúrgicos.* Memoria

de Título, Universidad de Concepción, Departamento de Ingeniería Metalúrgica, Chile.

Margaret, A., & Oliver, R. (2015). Basic Steps in Geostatistics: The Variogram and

Kriging. *Springer Briefs in Agriculture.*

Martell, S. (2021). *Estimación de reservas minerales de oro y plata de la veta filomena-*

Sancos-Lucanas-Ayacucho. Tesis para optar el título profesional de Ingeniero

Geólogo, Universidad Nacional de Cajamarca, Escuela profesional de Ingeniería

Geológica, Cajamarca.

Matechik, S. (1996). *Using kriging to interpolate spatially distributed volumetric medical*

data. USA.

- Naranjo, O. (2017). *Modelamiento geológico y estimación de recursos, yacimiento La Niña, Tongoy, cementos Melón S.A.* Memoria para optar el título de geólogo, Universidad de Chile, Departamento de Geología, Santiago de Chile.
- Ogryzek, M., Krypiak, A., & Wielgosz, P. (2020). Optimal Geostatistical Methods for Interpolation of the Ionosphere: A Case Study on the St Patrick’s Day Storm of 2015. *Sensors (Basel)*, 20(10). doi:<https://doi.org/10.3390%2Fs20102840>
- Osorio, J. (2015). *Comparación entre los métodos de estimación de recursos mineros empleando métodos tradicionales y geoestadísticos en la planeación minera de placeres.* Monografía para optar el título de magister en Ingeniería - Recursos Minerales, Universidad Nacional de Colombia, Facultad de minas, Medellín.
- Rodríguez, M., & Mendivelso, F. (2018). Diseño de investigación de corte transversal. *Revista Médica Sanitas*, 21(3), 141-146.
- Singh, R., Sarkar, B., & Ray, D. (2021). Geostatistical Modelling of a High-grade Iron Ore Deposit. *J Geol Soc India*, 97, 1005-1012. doi:<https://doi.org/10.1007/s12594-021-1815-y>
- Tecnología Minera*. (2013). Obtenido de <http://www.tecnologiaminera.com/tm/biblioteca/articulo.php?id=117>
- Tito, C. (2021). *Estimación de recursos mineros por el método geoestadístico del sistema de vetas Vicente en la Unidad Minera San Rafael - Minsur Puno.* Tesis para optar el título profesional de Ingeniero Geólogo, Universidad Nacional del Altiplano, Escuela profesional de Ingeniería Geológica, Puno.
- Vargas, Z. (2009). La investigación aplicada: una forma de conocer las realidades con evidencia científica. *Revista Educación*, 33(1), 155-165.

Wagner, H., Holderegger, R., Werth, S., Gugerli, F., Hoebee, S., & Scheidegger, C. (2005).

Variogram Analysis of the Spatial Genetic Structure of Continuous Populations

Using Multilocus Microsatellite Data. *Genetics*, 169(3), 1739-1752.

doi:<https://doi.org/10.1534%2Fgenetics.104.036038>

Wang, Y., Chen, J., & Jia, D. (2020). hree-Dimensional Mineral Potential Mapping for

Reducing Multiplicity and Uncertainty: Kaerqueka Polymetallic Deposit, QingHai

Province, China. *Nat Resour Res*, 29, 365-393. doi:<https://doi.org/10.1007/s11053->

019-09539-9

ANEXOS

ANEXO 1: MATRIZ DE CONSISTENCIA

TÍTULO: “ESTIMACIÓN DE RECURSOS GEOLÓGICOS MEDIANTE POLIGONO, INVERSO AL CUADRADO DE LA DISTANCIA Y KRIGING ORDINARIO DE UN YACIMIENTO CUPRÍFERO, 2021.”

PROBLEMA	HIPOTESIS	OBJETIVO GENERAL	VARIABLE INDEPENDIENTE	METODOLOGÍA	POBLACIÓN
¿Cuáles son las técnicas geoestadísticas aplicadas en minería que permiten estimar recursos geológicos en un yacimiento cuprífero?	Las técnicas geoestadísticas: Polígonos, inverso al cuadrado de la distancia y kriging ordinario permitirán estimar los recursos geológicos en un yacimiento cuprífero.	Estimar recursos geológicos mediante polígono, inverso al cuadrado de la distancia y kriging ordinario de un yacimiento cuprífero, 2021.	Métodos de estimación de recursos	de TIPO DE INVESTIGACIÓN: Aplicada	Los diferentes métodos de estimación que utilizan las empresas mineras en el Perú, para determinar recursos geológicos en un yacimiento cuprífero
		OBJETIVOS ESPECÍFICOS	VARIABLE DEPENDIENTE	DISEÑO DE INVESTIGACIÓN: No experimental de tipo descriptivo	MUESTRA
		Llevar a cabo un análisis exploratorio de datos y composición de muestras en un yacimiento cuprífero, 2021. Realizar un análisis de las unidades de estimación en un yacimiento cuprífero, 2021. Llevar a cabo un estudio variográfico de un yacimiento cuprífero, 2021.	Recursos geológicos	TÉCNICA: Análisis documental INSTRUMENTO: Guía de análisis documental	Tres métodos de estimación de recursos como Kriging Ordinario (KOR), Inverso a la distancia al cuadrado (IDW2) y poligonal (PLY).

Realizar la elección del plan de estimación para un yacimiento cuprífero, 2021.
Validar la estimación de recursos en un yacimiento cuprífero, 2021.
Categorizar los recursos según la técnica de estimación utilizada en un yacimiento cuprífero, 2021.
Elaborar un inventario de recursos geológicos y realización de la curva tonelaje ley media en un yacimiento cuprífero, 2021.

ANEXO 2: MATRIZ DE OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES

TÍTULO: “ESTIMACIÓN DE RECURSOS GEOLÓGICOS MEDIANTE POLIGONO, INVERSO AL CUADRADO DE LA DISTANCIA Y KRIGING ORDINARIO DE UN YACIMIENTO CUPRÍFERO, 2021.”					
VARIABLES	DEFINICIÓN	DEFINICIÓN	DIMENSIÓN	INDICADORES	INSTRUMENTO
	CONCEPTUAL	OPERACIONAL			
VARIABLE INDEPENDIENTE					
Métodos de estimación de recursos	Son modelos matemáticos que permiten predecir o estimar las leyes del yacimiento, en sitios en el espacio donde no se conoce el valor real a través de la interpolación.	Se refiere a los diferentes modelos matemáticos utilizados en el estudio para predecir o estimar las leyes del yacimiento. Estos métodos serán clasificados y evaluados según su capacidad predictiva en función de un conjunto de datos de entrenamiento y un conjunto de datos de prueba.	Complejidad del modelo matemático	Grado de desarrollo operacional	Guía de análisis documental
VARIABLE DEPENDIENTE					
Recursos geológicos	Los recursos geológicos son materiales que se extraen de la tierra para ser aprovechado con diversos fines. Los recursos geológicos no energéticos, se dividen en metálicos y no metálicos.	Definición operacional: Los recursos geológicos en este estudio serán cuantificados según su volumen o masa (por ejemplo, en toneladas) y categorizados según su tipo, ya sea metálico o no metálico. La evaluación de la cantidad de recursos se realizará mediante técnicas de muestreo y análisis de campo.	Dimensionamiento del yacimiento	Cantidad del recurso (Tn)	Guía de análisis documental
			Recurso metálico	Grado de ley económico	
			Recurso no metálico	Grado de ley no económico	

ANEXO 3: OTROS

Figura 42

Variograma experimental y modelado del tipo de roca KZ, LZ y SF

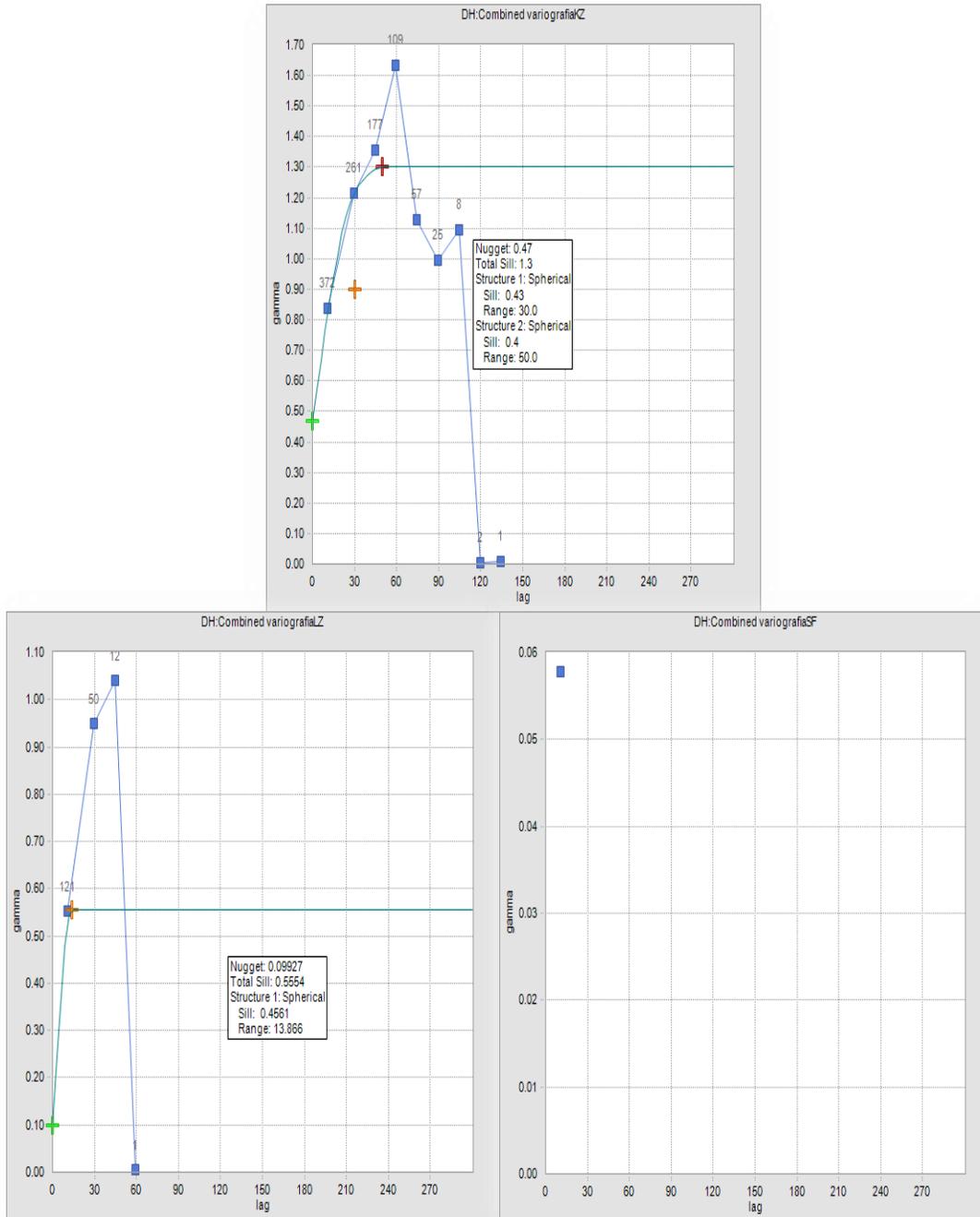


Figura 43

Datos a ingresar en interfaz de los parámetros variográficos en Minesight

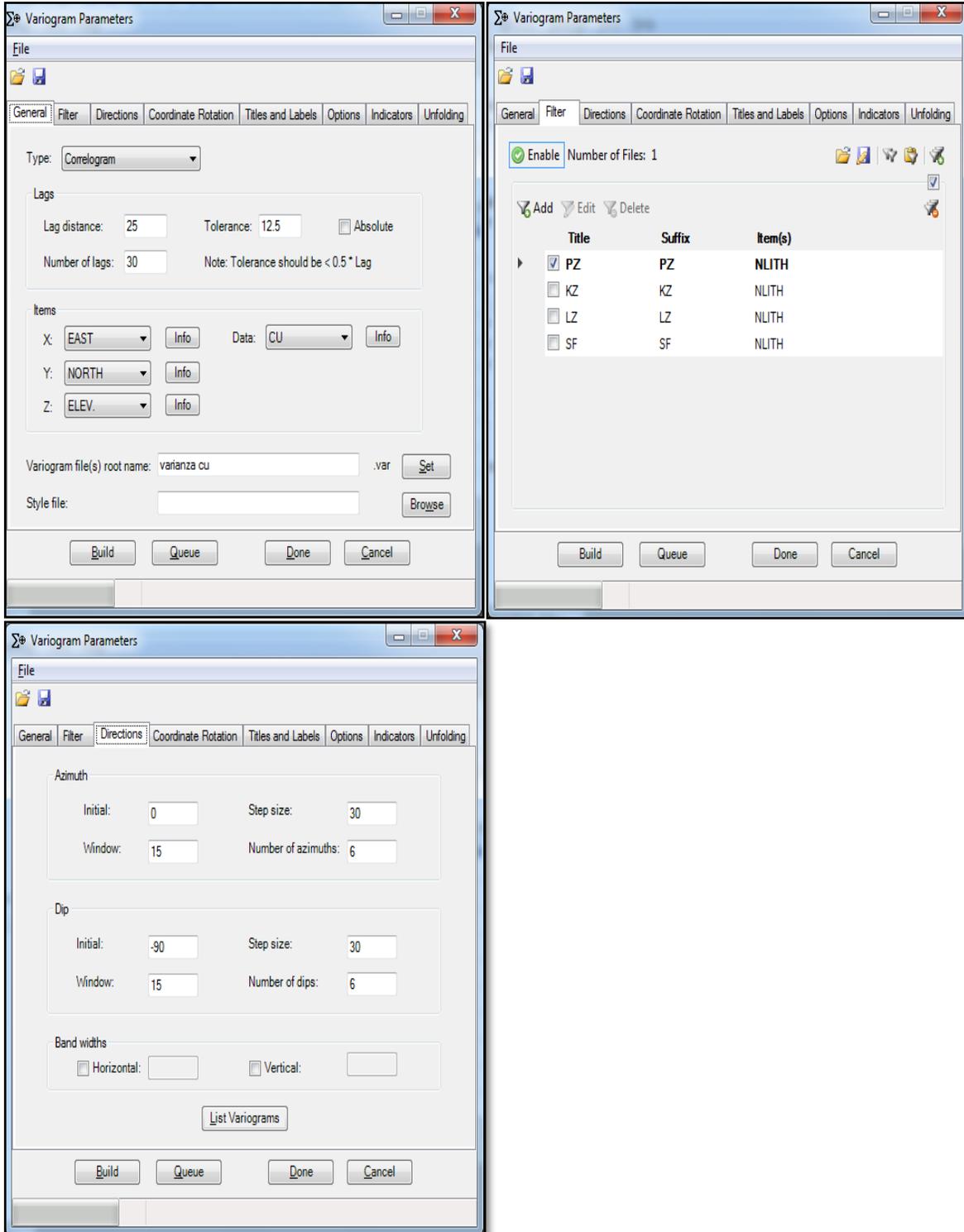


Figura 44

Pasos para la elaboración del variograma X y Z

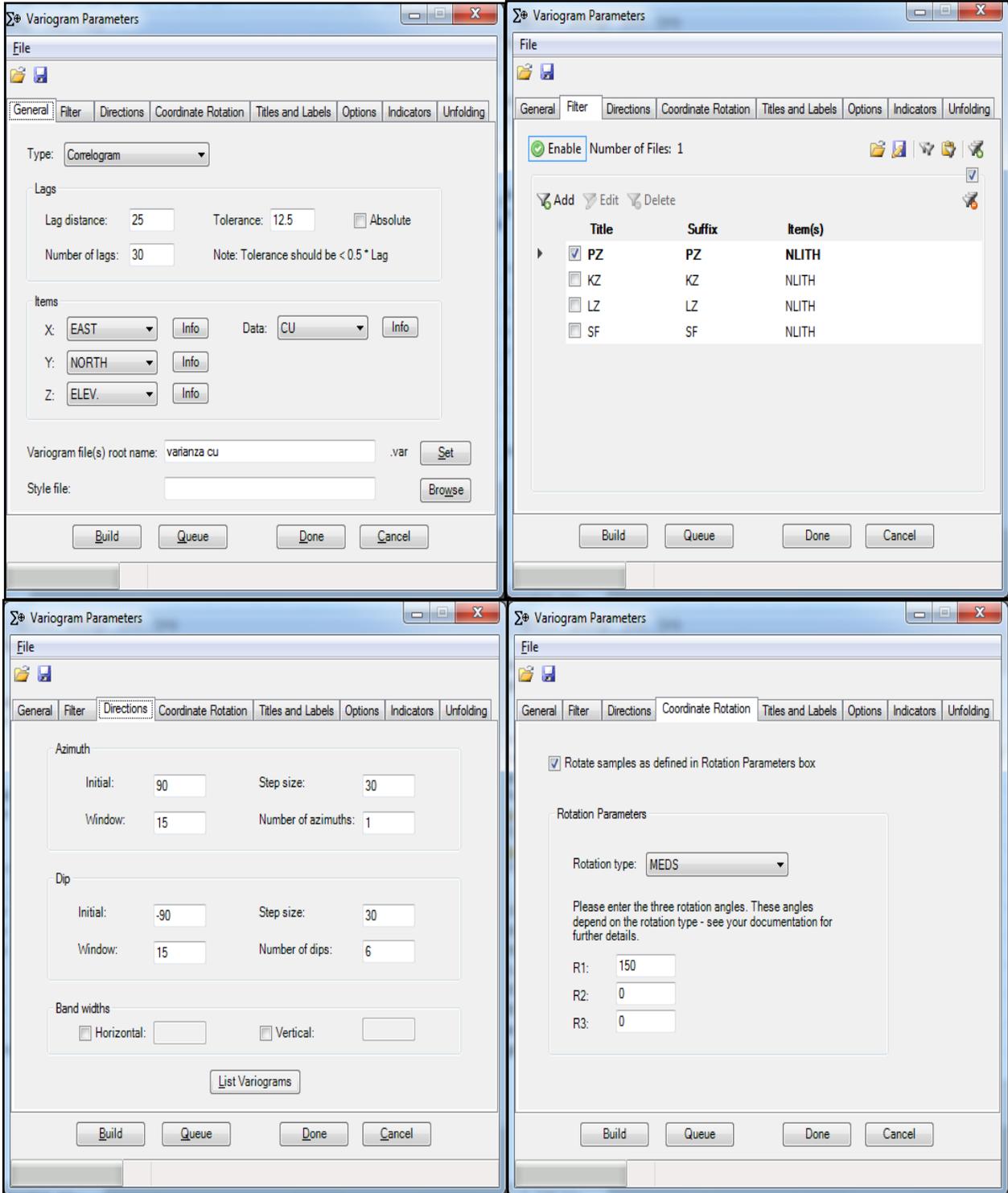


Figura 45

Variogramas del modelo

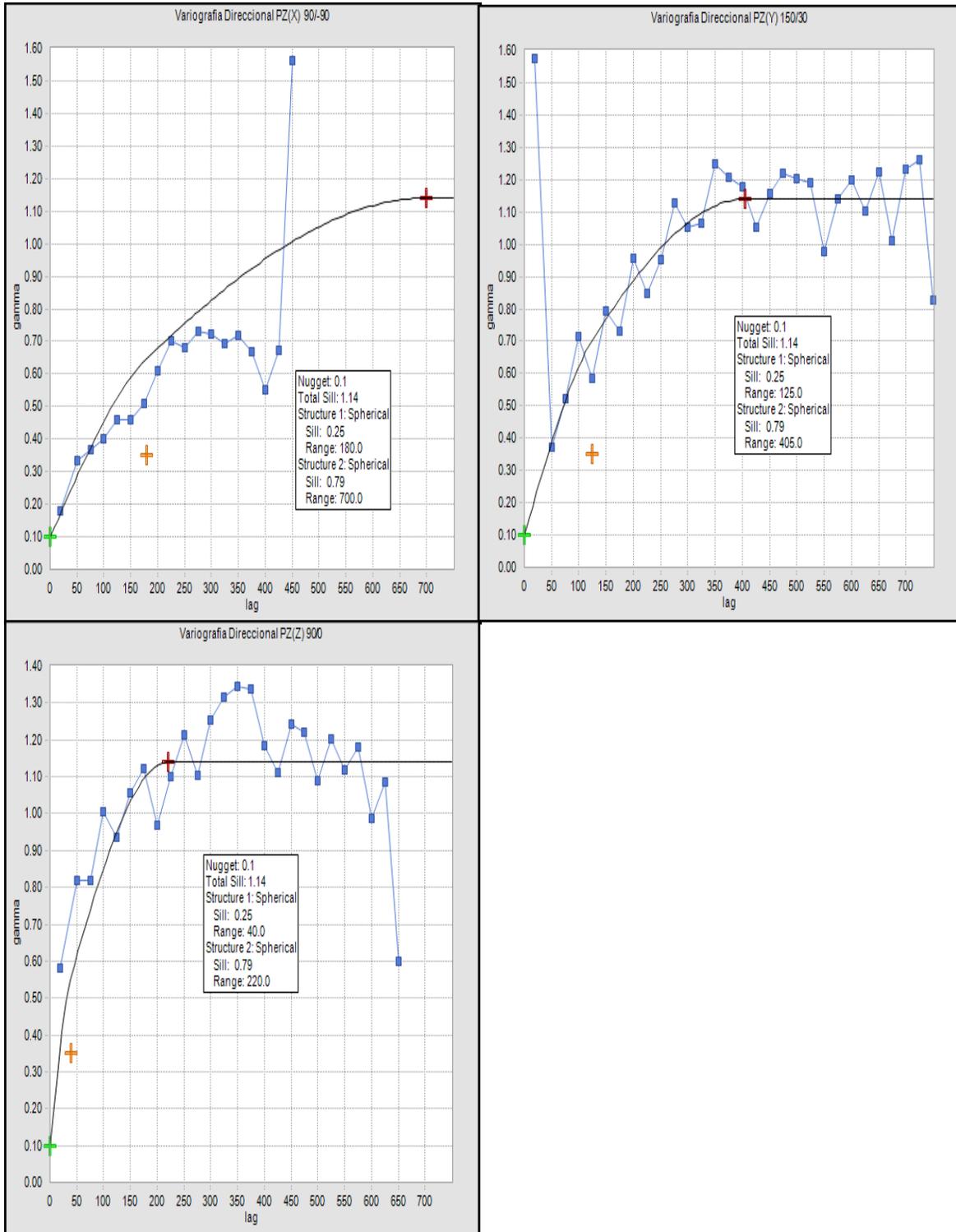


Figura 46

Despliegue de modelo de bloques en litología PZ

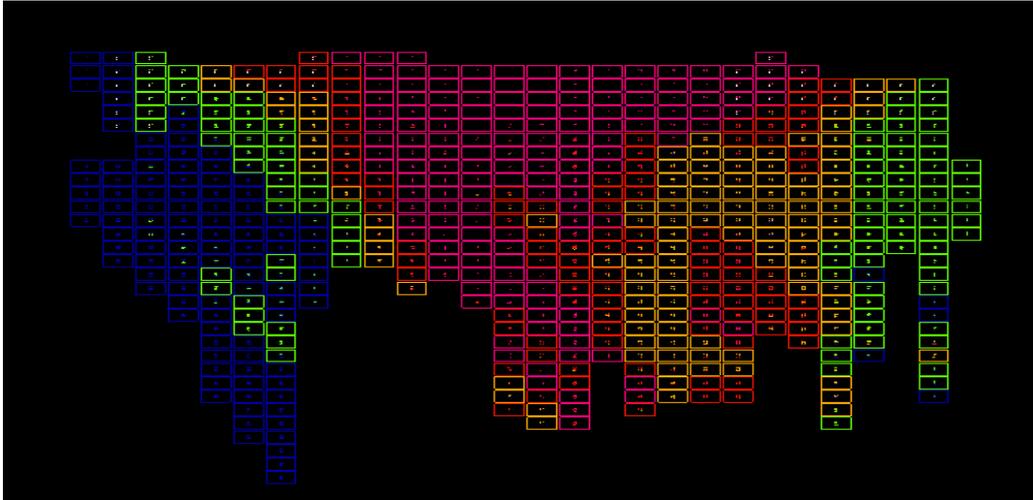
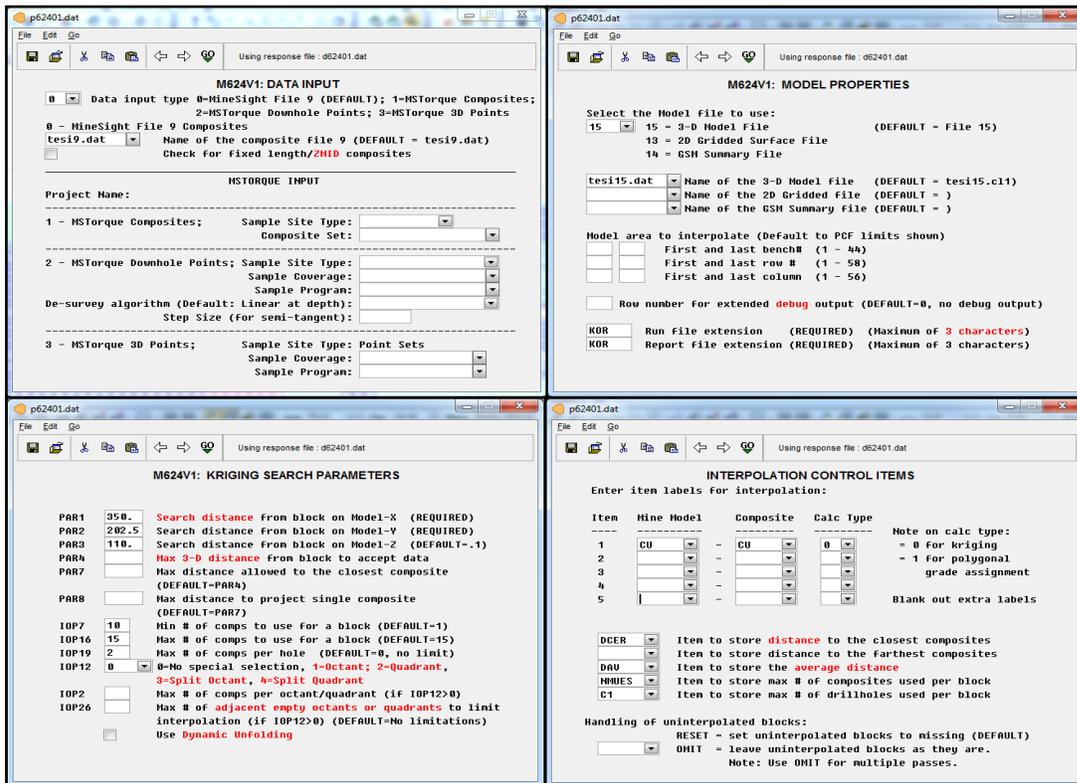
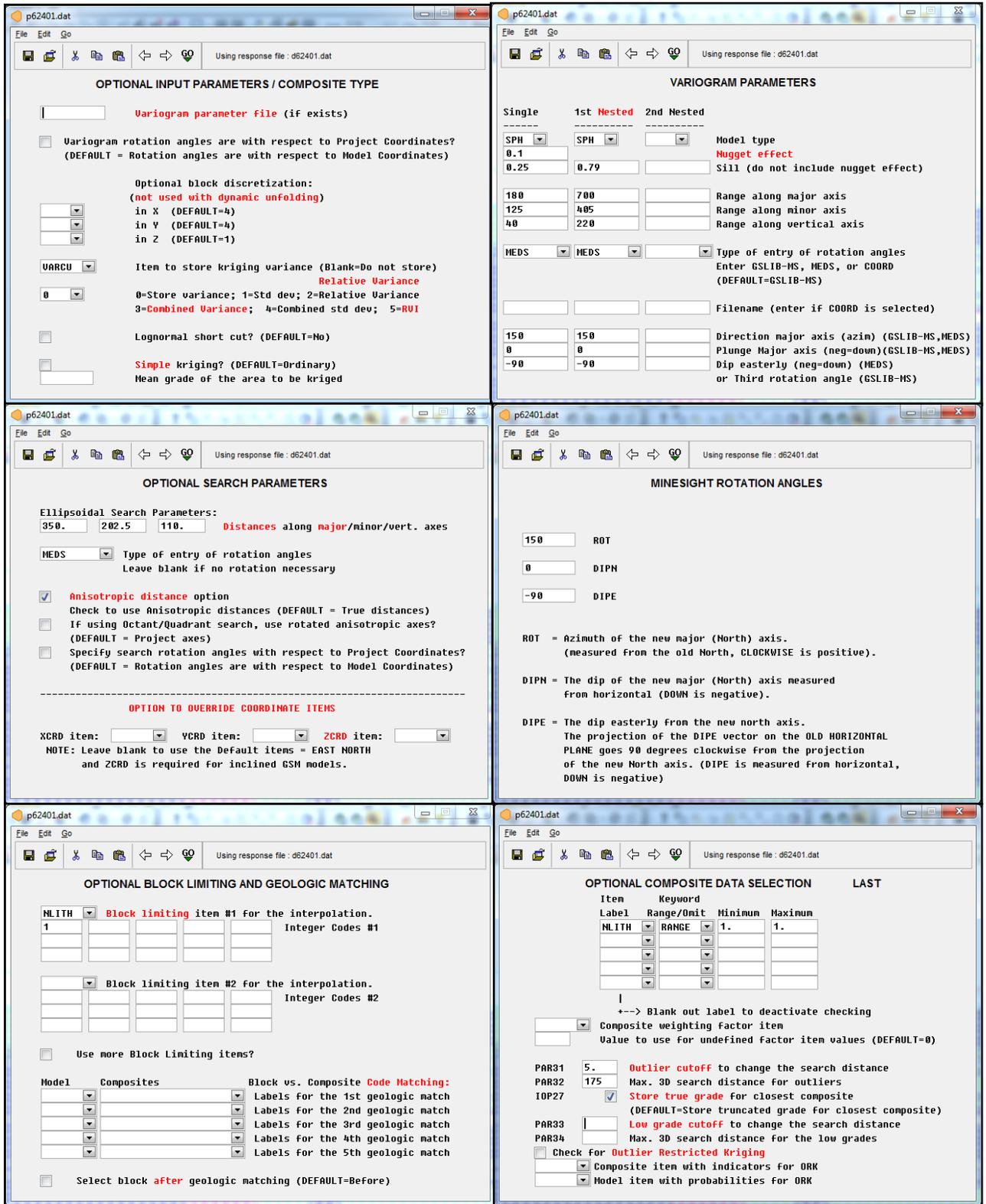


Figura 47

Parámetros del kriging a ingresar en el software Minesight





The image displays six screenshots of a software interface for geostatistical analysis, arranged in a 3x2 grid. Each window is titled 'p62401.dat' and has a menu bar with 'File', 'Edit', and 'Go'. The main area contains various input fields, checkboxes, and dropdown menus for configuring the analysis.

Top Left: OPTIONAL INPUT PARAMETERS / COMPOSITE TYPE

- Variogram parameter file (if exists)
- Variogram rotation angles are with respect to Project Coordinates? (DEFAULT = Rotation angles are with respect to Model Coordinates)
- Optional block discretization: (not used with dynamic unfolding)
 - in X (DEFAULT=4)
 - in Y (DEFAULT=4)
 - in Z (DEFAULT=1)
- VARCU: Item to store kriging variance (Blank=Do not store)
 - 0=Store variance; 1=Std dev; 2=Relative Variance
 - 3=Combined Variance; 4=Combined std dev; 5=RVI
- Lognormal short cut? (DEFAULT=No)
- Simple kriging? (DEFAULT=Ordinary)
- Mean grade of the area to be kriged

Top Right: VARIOGRAM PARAMETERS

Single	1st Nested	2nd Nested	Model type
SPH	SPH		Nugget effect
0.1	0.25	0.79	Sill (do not include nugget effect)
180	700		Range along major axis
125	405		Range along minor axis
40	220		Range along vertical axis
MEDS	MEDS		Type of entry of rotation angles
			Enter GSLIB-MS, MEDS, or COORD (DEFAULT=GSLIB-MS)
			Filename (enter if COORD is selected)
150	150		Direction major axis (azin) (GSLIB-MS, MEDS)
0	0		Plunge Major axis (neg=down) (GSLIB-MS, MEDS)
-90	-90		Dip easterly (neg=down) (MEDS) or Third rotation angle (GSLIB-MS)

Middle Left: OPTIONAL SEARCH PARAMETERS

Ellipsoidal Search Parameters:
350. 202.5 110. Distances along major/minor/vert. axes

MEDS Type of entry of rotation angles
Leave blank if no rotation necessary

Anisotropic distance option
Check to use Anisotropic distances (DEFAULT = True distances)

If using Octant/Quadrant search, use rotated anisotropic axes? (DEFAULT = Project axes)

Specify search rotation angles with respect to Project Coordinates? (DEFAULT = Rotation angles are with respect to Model Coordinates)

OPTION TO OVERRIDE COORDINATE ITEMS

XCRD item: VCRD item: ZCRD item:

NOTE: Leave blank to use the Default items = EAST NORTH and ZCRD is required for inclined GSM models.

Middle Right: MINESIGHT ROTATION ANGLES

150 ROT
0 DIPN
-90 DIPE

ROT = Azimuth of the new major (North) axis. (measured from the old North, CLOCKWISE is positive).

DIPN = The dip of the new major (North) axis measured from horizontal (DOWN is negative).

DIPE = The dip easterly from the new north axis. The projection of the DIPE vector on the OLD HORIZONTAL PLANE goes 90 degrees clockwise from the projection of the new North axis. (DIPE is measured from horizontal, DOWN is negative)

Bottom Left: OPTIONAL BLOCK LIMITING AND GEOLOGIC MATCHING

Block limiting item #1 for the interpolation.
1 Integer Codes #1

Block limiting item #2 for the interpolation.
Integer Codes #2

Use more Block Limiting items?

Model Composites

Block vs. Composite Code Matching:

- Labels for the 1st geologic match
- Labels for the 2nd geologic match
- Labels for the 3rd geologic match
- Labels for the 4th geologic match
- Labels for the 5th geologic match

Select block after geologic matching (DEFAULT=Before)

Bottom Right: OPTIONAL COMPOSITE DATA SELECTION LAST

Item	Label	Keyword	Range/Unit	Minimum	Maximum
NLITH		RANGE		1.	1.

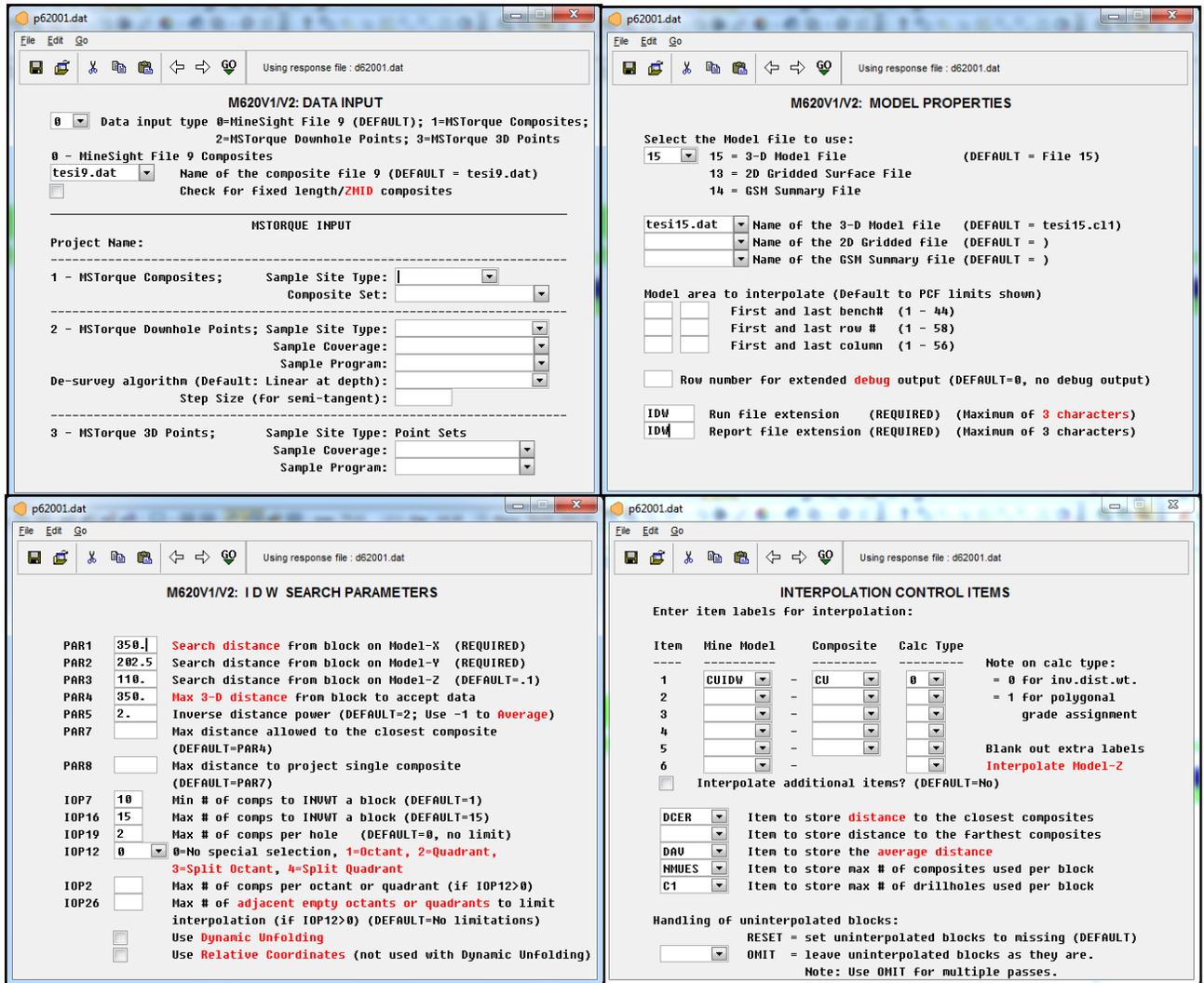
Blank out label to deactivate checking
Composite weighting factor item
Value to use for undefined factor item values (DEFAULT=0)

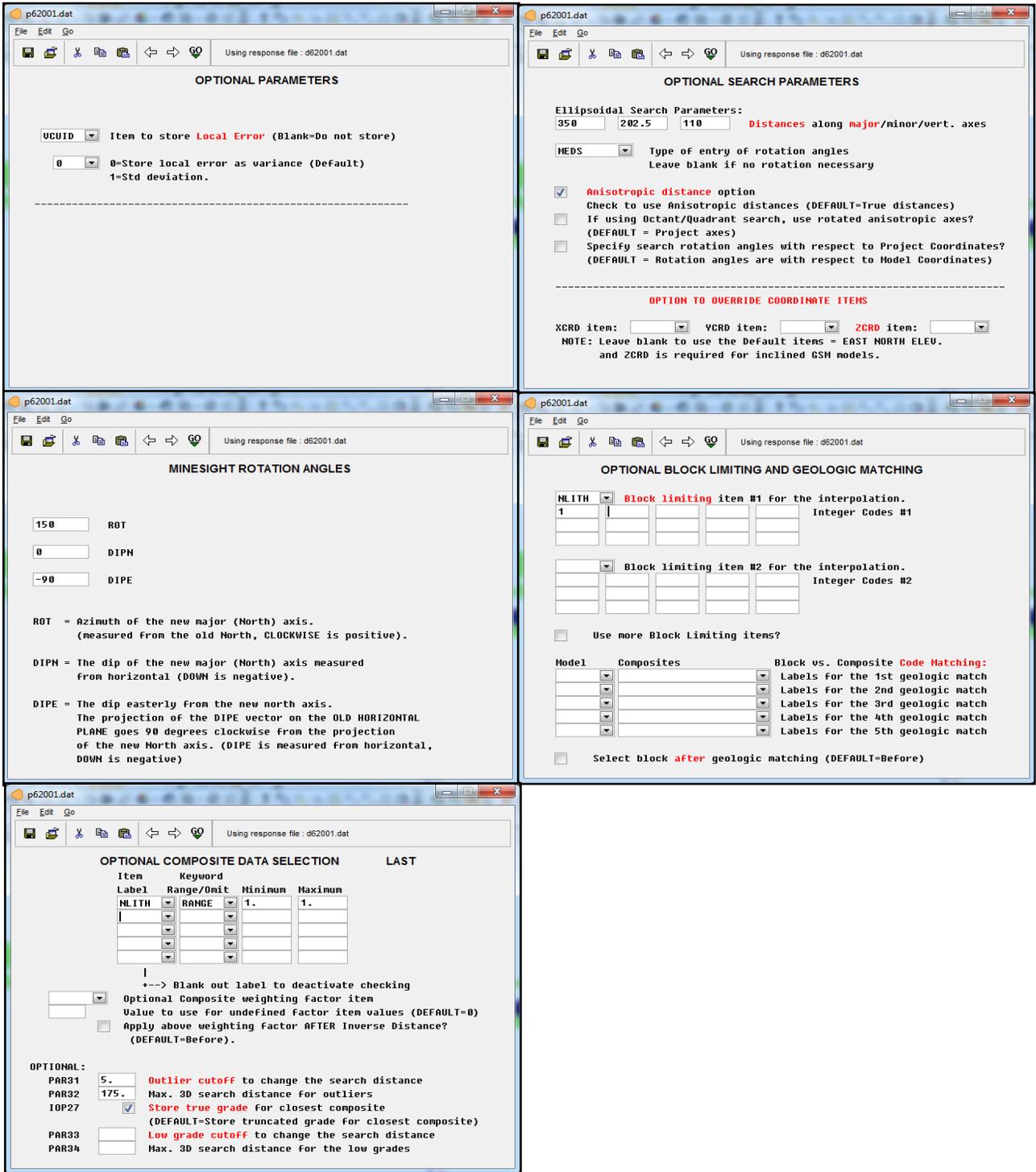
PAR31 5. Outlier cutoff to change the search distance
PAR32 175 Max. 3D search distance for outliers
IOP27 Store true grade for closest composite (DEFAULT=Store truncated grade for closest composite)
PAR33 Low grade cutoff to change the search distance
PAR34 Max. 3D search distance for the low grades

Check for Outlier Restricted Kriging
 Composite item with indicators for ORK
 Model item with probabilities for ORK

Figura 48

Parámetros del inverso a cuadrado a ingresar en el software Minesight



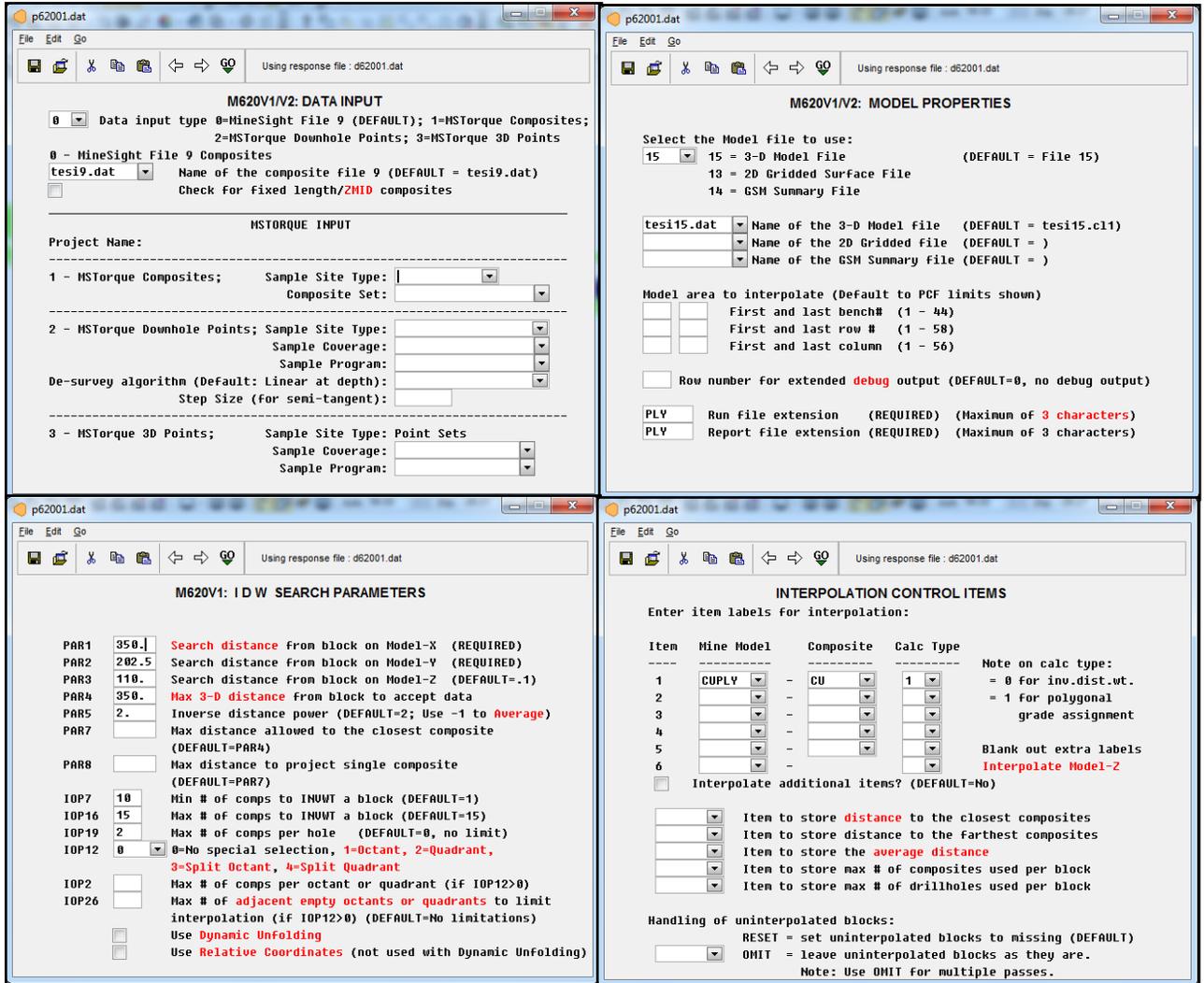


The image displays six panels from a software application, each with a title bar and menu options (File, Edit, Go). The panels are:

- OPTIONAL PARAMETERS:** Contains a dropdown for 'UCUID' and a text field for 'Item to store Local Error'. Below, a dropdown is set to '0' with the text '0-Store local error as variance (Default) 1-Std deviation.'
- OPTIONAL SEARCH PARAMETERS:** Includes 'Ellipsoidal Search Parameters' with input fields for 350, 202.5, and 110. It also has a 'MEDS' dropdown and several checkboxes for 'Anisotropic distance option', 'Octant/Quadrant search', and 'Specify search rotation angles'.
- MINESIGHT ROTATION ANGLES:** Features input fields for 'ROT' (150), 'DIPN' (0), and 'DIPE' (-90). It includes definitions for ROT, DIPN, and DIPE.
- OPTIONAL BLOCK LIMITING AND GEOLOGIC MATCHING:** Contains 'Block limiting item #1' and '#2' sections with 'Integer Codes' and a 'Block vs. Composite Code Matching' table with five rows.
- OPTIONAL COMPOSITE DATA SELECTION:** Shows a table with columns 'Item', 'Keyword', 'Label', 'Range/Omit', 'Minimum', and 'Maximum'. Below the table are checkboxes for 'Optional Composite weighting factor item' and 'Apply above weighting factor AFTER Inverse Distance?'. It also lists 'OPTIONAL' parameters like PAR31, PAR32, IOP27, PAR33, and PAR34.

Figura 49

Parámetros del polígono a ingresar en el software Minesight



OPTIONAL PARAMETERS

CUPLY Item to store **Local Error** (Blank=Do not store)

0=Store local error as variance (Default)
1=Std deviation.

OPTIONAL SEARCH PARAMETERS

Ellipsoidal Search Parameters:
350 202.5 110 Distances along major/minor/vert. axes

MEDS Type of entry of rotation angles
Leave blank if no rotation necessary

Anisotropic distance option
Check to use Anisotropic distances (DEFAULT=True distances)
 If using Octant/Quadrant search, use rotated anisotropic axes? (DEFAULT = Project axes)
 Specify search rotation angles with respect to Project Coordinates? (DEFAULT = Rotation angles are with respect to Model Coordinates)

OPTION TO OVERRIDE COORDINATE ITEMS

XCRD item: YCRD item: ZCRD item:
NOTE: Leave blank to use the Default items = EAST NORTH ELEV. and ZCRD is required for inclined GSM models.

MINESIGHT ROTATION ANGLES

150 ROT
0 DIPN
-90 DIPE

ROT = Azimuth of the new major (North) axis.
(measured from the old North, CLOCKWISE is positive).

DIPN = The dip of the new major (North) axis measured from horizontal (DOWN is negative).

DIPE = The dip easterly from the new north axis.
The projection of the DIPE vector on the OLD HORIZONTAL PLANE goes 90 degrees clockwise from the projection of the new North axis. (DIPE is measured from horizontal, DOWN is negative)

OPTIONAL BLOCK LIMITING AND GEOLOGIC MATCHING

NLITH Block limiting item #1 for the interpolation.
Integer Codes #1

Block limiting item #2 for the interpolation.
Integer Codes #2

Use more Block Limiting items?

Model Composites Block vs. Composite Code Matching:

Labels for the 1st geologic match
 Labels for the 2nd geologic match
 Labels for the 3rd geologic match
 Labels for the 4th geologic match
 Labels for the 5th geologic match

Select block **after** geologic matching (DEFAULT=Before)

OPTIONAL COMPOSITE DATA SELECTION LAST

Item	Label	Keyword	Range/Unit	Minimum	Maximum
NLITH	<input type="text" value="1"/>	RANGE	<input type="text" value=""/>	<input type="text" value="1."/>	<input type="text" value="1."/>
	<input type="text" value=""/>		<input type="text" value=""/>	<input type="text" value=""/>	<input type="text" value=""/>
	<input type="text" value=""/>		<input type="text" value=""/>	<input type="text" value=""/>	<input type="text" value=""/>
	<input type="text" value=""/>		<input type="text" value=""/>	<input type="text" value=""/>	<input type="text" value=""/>

+--> Blank out label to deactivate checking

Optional Composite weighting factor item
Value to use for undefined factor item values (DEFAULT=0)

Apply above weighting factor AFTER Inverse Distance? (DEFAULT=Before).

OPTIONAL:

PAR31 **Outlier cutoff** to change the search distance

PAR32 Max. 3D search distance for outliers

IOF27 **Store true grade** for closest composite (DEFAULT=Store truncated grade for closest composite)

PAR33 **Low grade cutoff** to change the search distance

PAR34 Max. 3D search distance for the low grades