

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD  
CATÓLICA DEL PERÚ**

**Escuela de Posgrado**



Gestión para la predicción de recursos y reservas de un yacimiento minero, utilizando programaciones en Matlab

Trabajo de investigación para obtener el grado académico de Magíster en Regulación, Gestión y Economía Minera que presenta:

*Emerson Klim Mariscal Sucno*

Asesor:

*Alfredo Juan Carlos Dammert Lira*

Lima, 2022

## Agradecimiento

*Agradezco a los profesionales que compartieron sus conocimientos en la Maestría de Regulación, Gestión y Economía Minera, ellos siempre alentándonos a seguir creciendo como profesionales y con calidad de personas, para poder manejar situaciones a través del manejo de emociones.*

*En especial al Doctor Alfredo Dammert, por su asesoramiento continuo en la elaboración de este trabajo de investigación, gracias a sus sugerencias que me sirvieron para completar este documento.*

*Agradezco al Ing. Wiber Yucra Huillca, por su apoyo en el uso del MinePlan 3D para predecir de manera cuantitativa los recursos del proyecto y así poder realizar las comparaciones pertinentes.*

*Agradezco a Magaly Miranda, por ser siempre atenta con cada alumno de la maestría, siendo el nexo entre los docentes con los alumnos, y siempre dispuesta a ayudarnos.*



## **Dedicatoria**

Dedico el presente trabajo a mis seres queridos; padres, hermanos y hermanas, en especial a mi madre Lorenza Sucno por sus enseñanzas de bondad y siempre con su aliento a seguir aprendiendo de los mejores profesionales y en una de las mejores Universidades del País, ella siempre orgullosa de cada logro de sus hijos, una persona muy bendecida por Dios con valores de amor al prójimo y respeto a la vida.

## RESUMEN

Este trabajo de investigación plantea realizar predicciones de tonelajes y leyes de mineral de un proyecto minero con el uso de programas en Matlab, es un software libre en las redes del internet y según el código JORC clasificarlos en recursos medidos, recursos indicados y recursos inferidos aplicando los criterios de Diehl & David (1982), los resultados obtenidos al usar Matlab se realizará un comparativo cuantitativo a los resultados que se obtengan al utilizar un programa comercial como es el MinePlan 3D, con el apoyo de un profesional experimentado en el uso de este programa, este software minero circula en el mercado con precios elevados, así como el MinePlan 3D también existen otros softwares que tienen aplicaciones geoestadísticas como el Vulcan, Gems, Micromine, Leapfrog, ISATIS , pero todos estos softwares tienen costos de adquisición, mantenimientos y capacitaciones que superan fácilmente los 50,000 dólares Americanos.

Una compañía minera tiene presupuesto para poder adquirir el programa que vea por conveniente y cumplir sus trabajos de predicción de recursos o caso contrario contratan a consultoras especialistas en el tema para simplificar el trabajo. Pero las empresas Junior, trabajadores independientes, consultoras de empresas a escala pequeña, no cuentan con los presupuestos suficientes para adquirir las licencias de estos programas para poder predecir sus recursos mineros, entonces ahí está el problema.

Pero, si un programa libre como el Matlab puede realizar este tipo de trabajos con una confianza aceptable en la predicción de recursos mineros, y su clasificación posterior, mediante metodologías dinámicas y sencillas de uso, este programa sería una alternativa de solución para estas empresas Junior, trabajadores independientes, consultores, universidades.

**Palabras clave:** Recursos Mineros, Matlab, MinePlan 3D, Comparación, Aceptación

## ABSTRACT

This research work proposes to make predictions of tonnages and ore grades of a mining project with the use of Matlab programs, it is a free software in the internet networks and according to the JORC code classify them in measured resources, indicated resources and inferred resources applying the criteria of Diehl & David (1982), the results obtained by using Matlab will be made a quantitative comparison to the results obtained by using a commercial program such as MinePlan 3D, With the support of a professional experienced in the use of this program, this mining software circulates in the market with high prices, as well as MinePlan 3D there are also other softwares that have geostatistical applications such as Vulcan, Gems, Micromine, Leapfrog, ISATIS, but all these softwares have acquisition costs, maintenance and training that easily exceed 50,000 U.S. dollars.

A mining company has the budget to be able to acquire the program it sees fit and fulfill its work of resource prediction or otherwise hire specialist consultants in the field to simplify the work. But junior companies, independent workers, small-scale consulting companies, do not have sufficient budgets to acquire the licenses of these programs to be able to predict their mining resources, so therein lies the problem.

But, if a free program like Matlab can perform this type of work with an acceptable confidence in the prediction of mining resources, and its subsequent classification, through dynamic and simple to use methodologies, this program would be an alternative solution for these junior companies, independent workers, consultants, universities.

Keywords: Mineral Resources, Matlab, MinePlan 3D, Comparison, Acceptance, Acceptance.

# ÍNDICE

<b>Agradecimiento</b>	<b>i</b>
<b>Dedicatoria</b>	<b>ii</b>
<b>RESUMEN</b>	<b>iii</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>iv</b>
<b>ÍNDICE</b>	<b>v</b>
<b>LISTA DE TABLAS</b>	<b>viii</b>
<b>LISTA DE FIGURAS</b>	<b>ix</b>
<b>INTRODUCCIÓN</b>	<b>xi</b>
<b>CAPÍTULO I</b>	<b>1</b>
<b>PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA</b>	<b>1</b>
<b>1.1 Descripción del Problema</b>	<b>1</b>
<b>1.2 Enunciado del Problema</b>	<b>2</b>
1.2.1 Problema General	2
1.2.2 Problemas Específicos	3
<b>1.2.3 Justificación de la Investigación</b>	<b>3</b>
<b>CAPÍTULO II</b>	<b>4</b>
<b>OBJETIVOS E HIPÓTESIS</b>	<b>4</b>
<b>2.1 Pregunta general</b>	<b>4</b>
<b>2.2 Objetivos de la Investigación</b>	<b>4</b>
2.2.1 Objetivo General	4
2.2.2 Objetivos Específicos	4
<b>2.3 Hipótesis de la Investigación</b>	<b>5</b>
2.3.1 Hipótesis General	5
2.3.2 Hipótesis Específicas	5
<b>2.4 Operacionalización de Variables</b>	<b>5</b>
<b>CAPÍTULO III</b>	<b>6</b>
<b>ESTADO DEL ARTE</b>	<b>6</b>
<b>3.1 Antecedentes</b>	<b>6</b>
<b>3.2 Importancia de la Predicción y Evaluación de un Yacimiento Minero</b>	<b>7</b>
3.2.1 ¿Qué Entendemos por Predicción de Yacimientos?	7
3.2.2 ¿Para Qué Sirve Evaluar los Recursos y Reservas?	7
3.2.3 ¿Qué es lo Importante a la Hora de Evaluar un Yacimiento?	8
3.2.4 Secuenciamiento para la predicción de recursos y evaluación de reservas	10
<b>3.3 Geoestadística</b>	<b>16</b>
3.3.1 Variable Regionalizada	18

<b>3.4 Estudio exploratorio de datos</b>	<b>19</b>
3.4.1 Distribución Estadística Cuantitativa	20
3.4.2 Análisis Multivariable	22
3.4.3 Comportamiento espacial	22
<b>3.5 Modelos probabilísticos</b>	<b>23</b>
3.5.1 Límites de la Estadística Clásica	23
3.5.2 Modelo Geoestadístico	24
<b>3.6 Variograma Experimental</b>	<b>25</b>
3.6.1 Definición e Interpretación	26
3.6.2 Ejemplo de Aplicación	26
3.6.3 Tolerancia en los Parámetros de Cálculo en Mallas Irregulares	27
3.6.4 Parámetros a Definir para Calcular un Variograma Experimental	28
<b>3.7 Modelamiento de Variograma</b>	<b>29</b>
3.7.1 Propiedades del Variograma Teórico	29
3.7.2 Modelos Elementales de Variograma	31
3.7.3 Modelamiento de un Variograma Experimental	34
<b>3.8 Estimación Local por Interpolación</b>	<b>38</b>
3.8.1 Kriging	38
3.8.2 Plan de Kriging	39
3.8.3 Kriging Ordinario	41
3.8.4 Propiedades del Kriging	44
<b>3.9 Conciliación del Modelo</b>	<b>44</b>
<b>3.10 Definición de Términos Básicos</b>	<b>46</b>
<b>CAPÍTULO IV</b>	<b>49</b>
<b>METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN</b>	<b>49</b>
4.1 Enfoque	49
4.2 Diseño de la investigación	49
4.3 Población y muestra	50
4.4 Técnica e instrumentos para recolectar datos	51
4.5 Análisis Para Predecir Recursos	52
<b>CAPÍTULO V</b>	<b>56</b>
<b>CASO PRÁCTICO</b>	<b>56</b>
5.1 Conociendo el Programa Matlab	56
5.2 Estudio Exploratorio de Datos	57
5.2.1 Base de Datos del Proyecto	58
5.2.2 Ubicación de Datos	60
5.2.3 Análisis Estadístico	62
5.2.4 Histogramas	63
5.2.5 Diagrama de Cajas	64
5.3 Análisis Variográfico	65
5.4 Validación de Modelo Variográfico	68

<b>5.5</b>	<b>Construcción y Modelamiento del Kriging</b>	<b>70</b>
<b>5.6</b>	<b>Clasificación de Recursos y Reservas del Proyecto</b>	<b>71</b>
5.6.1	Recursos del proyecto	71
5.6.2	Reservas del proyecto	74
<b>CAPÍTULO VI</b>		<b>81</b>
<b>DISCUSIÓN DE RESULTADOS</b>		<b>81</b>
6.1	Discusión	81
<b>CAPÍTULO VII</b>		<b>85</b>
<b>CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES</b>		<b>85</b>
7.1	Conclusiones	85
7.2	Recomendaciones	87
<b>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b>		<b>89</b>
<b>ANEXOS</b>		<b>92</b>



## LISTA DE TABLAS

<i>Tabla 1. Categorización de Reservas Según los Autores: Diehl &amp; David (1982)</i>	43
<i>Tabla 2. Parámetros Para Determinar la Ley de Corte</i>	52
<i>Tabla 3. Ubicación de los Sondajes (Collar)</i>	58
<i>Tabla 4. Formato de Datos Para Matlab</i>	59
<i>Tabla 5. Estadística Aplicando Declustering</i>	63
<i>Tabla 6. Parámetros del Variograma de Cu y Au</i>	65
<i>Tabla 7. Clasificación de Recursos del Proyecto en Matlab</i>	73
<i>Tabla 8. Parámetros de Costos</i>	75
<i>Tabla 9. Determinación de Ley de Corte del Cu</i>	75
<i>Tabla 10. Clasificación de Reservas con la Leyes Promedio</i>	76
<i>Tabla 11. Variación del Precio del Metal y el Ajuste a la Ley de Corte</i>	77
<i>Tabla 12. Reservas Según Varianza de los Precios y Ley de Corte</i>	78
<i>Tabla 13. Reservas Expresadas en Cu</i>	79
<i>Tabla 14. Recursos Del Proyecto Según el MinePlan 3D</i>	82
<i>Tabla 15. Resumen de Clasificación de Recursos Según el MinePlan 3D</i>	83
<i>Tabla 16. Comparación de Resultados MinePlan3D vs Matlab</i>	83
<i>Tabla 17. Comparación de costos del Matlab vs un Programa del Mercado Actual</i>	84

## LISTA DE FIGURAS

<i>Figura 3.1: Diseño de Explotación en Mina a Tajo Abierto</i>	8
<i>Figura 3.2 La Conversión de Recursos en Reservas</i>	8
<i>Figura 3.3: Representación de Bloques en 2D y las Muestras Tomadas</i>	9
<i>Figura 3.4: Secuencias para predecir los recursos y reservas de un yacimiento minero</i>	10
<i>Figura 3.5: Obtención de Inversión en un Yacimiento Minero</i>	10
<i>Figura 3.6: Modelo Geológico Interpretado de Datos de Sondajes</i>	11
<i>Figura 3.7: Países Miembros del CRIRSCO (Setiembre 2019)</i>	13
<i>Figura 3.8: Recursos Medidos, Indicados e Inferidos</i>	14
<i>Figura 3.9: Reservas a Partir de los Recursos</i>	15
<i>Figura 3.10: Destino de las Unidades Selectivas de Explotación</i>	18
<i>Figura 3.11: Variable Regionalizada en un Espacio Único</i>	18
<i>Figura 3.12: Desagrupamiento por Celdas</i>	21
<i>Figura 3.13: Diagrama de Caja para Leyes de plomo</i>	22
<i>Figura 3.14: La interpretación clásica carece de realismo</i>	23
<i>Figura 3.15: La Interpretación Realista</i>	24
<i>Figura 3.16: Región de Tolerancia <math>T(h)</math> en un vector <math>h</math> (bidimensional)</i>	27
<i>Figura 3.17: Tolerancia en un Nodo de Malla Irregular</i>	27
<i>Figura 3.18: Tolerancia en un Siguiete Nodo de Malla Irregular</i>	28
<i>Figura 3.19: Variograma Experimental con Tolerancia Angular de <math>90^\circ</math></i>	28
<i>Figura 3.20: Variograma con Meseta</i>	30
<i>Figura 3.21: Variograma sin Meseta</i>	30
<i>Figura 3.22: Variograma Pepítico y variable Regionalizada Asociada</i>	31
<i>Figura 3.23: Variograma Esférico y Variable Regionalizada Asociada</i>	32
<i>Figura 3.24: Variograma Exponencial y Variable Regionalizada Asociada</i>	32
<i>Figura 3.25: Variograma Gaussiano y Variable Regionalizada Asociada</i>	33
<i>Figura 3.26: Variograma Potencia y Variable Regionalizada Asociada</i>	33
<i>Figura 3.27: Variograma Anidados Obtenidos por la Suma de un Efecto Pepita y dos Modelos Esféricos</i>	34
<i>Figura 3.28: Génesis de un Efecto Pepita</i>	35
<i>Figura 3.29: Variograma con una Anisotropía Geométrica</i>	36
<i>Figura 3.30: Variograma con una Anisotropía Zonal</i>	36
<i>Figura 3.31: Variograma con 3 variables</i>	37
<i>Figura 3.32: Variograma Ajustado de 3 Variables</i>	37
<i>Figura 3.33: Interpolación de un Bloque</i>	38
<i>Figura 3.34: Vecindad Elíptica Dividida en Cuadrantes</i>	40
<i>Figura 4.1: Flujo de Secuencia Para la Predicción de Recursos y Reservas</i>	49

<i>Figura 4.2: Resultados de los Sondajes Diamantinos</i>	<u>50</u>
<i>Figura 4.3: Formato de Información para Matlab</i>	<u>51</u>
<i>Figura 4.4: Diagrama de Flujo Para Predecir los Recursos</i>	<u>52</u>
<i>Figura 4.5: Esquema General para Predecir Recursos</i>	<u>53</u>
<i>Figura 5.1: Vista en 3D del Proyecto</i>	<u>57</u>
<i>Figura 5.2: Programa Para Generar Planos en 2D y 3D</i>	<u>61</u>
<i>Figura 5.3: Vista de los Sondajes en 3D, Planta, Perfil y Alzado, con las leyes de Cu</i>	<u>61</u>
<i>Figura 5.4: Vista de los Sondajes en 3D, con las leyes de Au</i>	<u>62</u>
<i>Figura 5.5: Histograma de Leyes de Cobre con su Litología</i>	<u>63</u>
<i>Figura 5.6: Histograma de leyes de Au con su Litología</i>	<u>64</u>
<i>Figura 5.7: Box plots de Cu y su Litología</i>	<u>64</u>
<i>Figura 5.8: Box plots de Au y su Litología</i>	<u>65</u>
<i>Figura 5.9: Variograma Experimental de Cu</i>	<u>66</u>
<i>Figura 5.10: Variograma Experimental de Au</i>	<u>67</u>
<i>Figura 5.11: Muestra de Criterios de Modelamiento</i>	<u>67</u>
<i>Figura 5.12: Variogramas Ajustados</i>	<u>68</u>
<i>Figura 5.13: Errores Estadísticos</i>	<u>69</u>
<i>Figura 5.14: Errores de Cu</i>	<u>69</u>
<i>Figura 5.15: Resultados del Kriging</i>	<u>71</u>
<i>Figura 5.16: Bloques con leyes de Cu</i>	<u>72</u>
<i>Figura 5.17: Bloques con leyes de Au</i>	<u>72</u>
<i>Figura 5.18: Bloques con leyes de Cu</i>	<u>74</u>
<i>Figura 5.19: Sensibilidad de la Ley de Corte por la variación de Precios</i>	<u>77</u>
<i>Figura 5.20: Curva Tonelaje – Ley de corte y Ley Media en Cu</i>	<u>79</u>
<i>Figura 6.1: Archivos con Extensión csv Para MinePlan</i>	<u>81</u>
<i>Figura 6.2: Aplicación del MinePlan 3D Para Predecir Recursos</i>	<u>82</u>

## INTRODUCCIÓN

Las inversiones para que un proyecto minero entre en construcción o para seguir ampliando sus programas de exploración son de riesgos altos, los montos pueden ser desde miles de dólares a millones de dólares de inversión, para realizar inyecciones de dinero en un proyecto minero, se necesita conocer mejor la incertidumbre de los recursos con los que cuenta el proyecto con cierto nivel de confianza, o si está buscándose el financiamiento por un banco, la garantía son las reservas con los que cuenta el proyecto. Entonces en este trabajo de investigación una vez que se tiene algunas muestras (sondajes, calicatas, trincheras, muestras de afloramientos, etc.) con la ayuda de un software libre en el internet, como es el Matlab se realizarán predicciones de cantidad y leyes de mineral de Cu y Au aplicando los criterios del kriging, sin tener que realizar gastos elevados en la adquisición y mantenimiento de licencias originales de programas mineros comerciales.

El presente trabajo de investigación se explica en seis capítulos y estos son:

Capítulo I, Planteamiento de Problema. - Muchas empresas de menor envergadura (Junior), profesionales independientes, universidades no cuentan con presupuesto para adquirir softwares diseñados para cálculos geoestadísticos y así saber los recursos con los que cuentan sus proyectos en estudio con un nivel de confianza aceptable.

Capítulo II, Objetivos e Hipótesis. - ¿Es posible, poder predecir los recursos y reservas de un yacimiento minero sin tener que gastar cuantiosas sumas de dinero? Con la aplicación del Matlab y siguiendo los conocimientos de la geoestadístico se va a obtener resultados medibles sin tener que gastar sumas de dinero elevadas.

Capítulo III, Estado del Arte. - Se presentan las principales características del conocimiento geoestadístico y herramientas utilizadas en las distintas etapas de predicción de recursos mineros.

Capítulo IV, Metodología de la Investigación. – El enfoque es una obtención de resultados cuantitativos con diseño experimental a un nivel explicativo, existen muchos programas que realizan este tipo de trabajos, pero las licencias demandan costos, pero un programa fácil de encontrar y descargar en el internet y programarlo, realizará los mismos cálculos que un programa comercial.

Capítulo V, Estudio de un Caso Práctico. – Con el uso del Matlab se realiza una exploración de datos, se hace un análisis variográfico con los ajustes según el modelo del variograma, construcción y modelamiento del kriging.

Capítulo VI, Discusión de Resultados. – Los resultados obtenidos con el Matlab tienen una variación menor al 5% en comparación con los resultados obtenidos en un programa comercial (MinePlan 3D), el nivel de confianza es aceptable para que los profesionales de las empresas Junior puedan utilizarlo para predecir recursos y puedan mejorar el flujo de caja del proyecto minero.



# CAPÍTULO I

## PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

### 1.1 Descripción del Problema

El propósito de este estudio es predecir los recursos según el código JORC y reservas de cobre aplicando una ley de corte con el uso de un programa libre en el mercado como es el Matlab.

En la actualidad los precios de los minerales en el mercado internacional están en auge como el oro (Au) que logró superar los 2,000 USD/onza troy, el cobre (Cu) que logró superar los 4.5 ¢USD/lb, etc. Esto hizo que empresas mineras desde la gran escala hasta los de menor escala, inviertan en proyectos Greenfield y Brownfield (campañas de perforación diamantina) para poder ampliar sus recursos en proyectos ya en marcha o encontrar nuevos recursos. Una vez que se tiene datos de perforaciones diamantinas como; assay, survey, geolgy, collar. estos datos y el apoyo de softwares mineros conocidos y usados para la estimación de recursos como son; Leapfrog, Vulcan, MinePlan, Micromine, Gems, Datamine e ISATIS. Sea cual fuese la elección del cliente todos estos programas sofisticados tienen costos de adquisición y mantenimiento elevados, para las empresas mineras de gran envergadura como; Cía. Buenaventura, Cía. Minera Volcan, Cía. Minera Ares, Cía. Minera Antapaccay, etc. No tendrán algún problema porque cuentan con los presupuestos necesarios para comprar las licencias y el mantenimiento del programa que elijan, contratar personal capacitado, contratar personal experto en el uso del programa de la misma empresa que adquirieron para capacitar a sus profesionales o contratan a empresas consultoras grandes que son especialistas en estimación de recursos y reservas.

Pero ¿qué pasa con las empresas junior, profesionales independientes, consultoras a nivel de pequeña minería y minería artesanal, estudiantes universitarios?, que también necesitan programas para poder realizar las predicciones de los recursos con los que cuenta un yacimiento, o su estudio del proyecto para su aprendizaje, principalmente se requiere conocer sus leyes de mineral (sea Cu, Au, Ag...) con los que cuentan, las toneladas de mineral existente (probado, probable, inferido). Y de esta manera se pueda realizar la evaluación económica y financiera de un proyecto minero apoyándonos de indicadores de rentabilidad como el VAN, TIR, PRI (payback), IVAN y otros que se conocen. Se sabe que estas pequeñas empresas no cuentan con

presupuestos para poder adquirir las licencias de estos programas mineros de predicción de recursos, mucho menos poder contratar consultoras especializadas en predicción de recursos mineros, los montos están encima de 100,000 USD a más según sea el tamaño del proyecto.

Actualmente las empresas juniors buscan optimizar y mejorar sus costos para no invertir cuantiosas sumas de dinero que llegan a miles de dólares para implementar tecnologías como los programas ya antes mencionados. El uso del Matlab es una alternativa para este tipo de empresas, consultoras, trabajadores independientes y no sólo para ellos también se puede utilizar en los laboratorios de geoestadística de las universidades o institutos que no cuenten con programas con licencia.

El Matlab es libre en la red, y sus programaciones para la aplicación en geoestadística son mucho más sencillas y dinámicas para usarlas, no se requiere personas muy capacitadas para su funcionamiento como lo es en el uso de los softwares mineros antes mencionados. Con el uso del Matlab podremos obtener las leyes promedio, toneladas del yacimiento, etc.

## **1.2 Enunciado del Problema**

### **1.2.1 Problema General**

Invertir en un proyecto minero es alto riesgo para ello se requiere conocer las leyes, recursos y reservas del proyecto minero, pero se necesita invertir cuantiosas sumas de dinero en la adquisición y mantenimiento de programas especializados (Leapfrog, Vulcan, MinePlan 3D, ...) presupuesto para capacitar a profesionales en el uso de estos softwares, en una industria como la minería está en constantes mejoras en sus procesos con la finalidad de poder reducir sus costos. Entonces ¿qué pasa con las empresas Junior, o a escala menor como; pequeña minería o minería artesanal que no cuentan con mucho presupuesto para invertir en la adquisición de los softwares costosos y capacitación de sus profesionales porque el uso de estos programas requiere de adiestramiento por ser más complejos, Un directorio siempre quiere tener los resultados de sus reservas (calidad y cantidad) y con esta información toman decisiones de venta o incrementar más su valor a través de nuevas plataformas de perforación en el sub suelo.

### **1.2.2 Problemas Específicos**

- ❖ Muchas empresas Junior, trabajadores independientes, consultoras para la pequeña y minería artesanal, universidades no cuentan con presupuestos para adquirir programas mineros como; Leapfrog, Vulcan... para realizar sus estimaciones o predicciones como leyes, tonelajes, etc.
- ❖ Muchas empresas Junior, empresas de pequeña envergadura como la pequeña y minería artesanal, disponen de poco presupuesto por lo que es complicado para ellos poder contratar los servicios profesionales de una consultora especialista para realizar sus estimaciones o predicciones como leyes, tonelajes, etc. En sus proyectos minero, para que así tengan mejor panorama para que puedan invertir dinero (CAPEX).
- ❖ El uso de los programas mineros para la geoestadística, son complejos y se debe tener profesionales muy capacitados, una empresa tiene que destinar presupuesto para capacitar a sus profesionales, esto demanda mayor costo.

### **1.2.3 Justificación de la Investigación**

Muchas empresas Junior, universidades, trabajadores independientes, empresas de pequeña minería y minería artesanal... podrán realizar sus análisis geoestadísticos según las metodologías que vean por conveniente y obtener resultados confiables sin gastar mucho dinero con el uso del Matlab, estos resultados pueden ser comparados con los resultados que arroja un programa como el MinePlan 3D, Vulcan... y los resultados estarán dentro de lo permisible según su desviación estándar. Con la ayuda de este programa se eliminarán algunos costos y se darán oportunidades para que tengan mejor panorama de sus proyectos sabiendo algunos datos importantes para evaluar un proyecto minero.

Con las leyes promedio, recuperación metalúrgica y tonelajes de un yacimiento se pueden tener algunos cálculos para saber si el proyecto genera beneficio o no, entonces de esta manera vamos reduciendo la incertidumbre y un inversionista podrá tomar una mejor decisión.

## CAPÍTULO II

### OBJETIVOS E HIPÓTESIS

#### 2.1 Pregunta general

¿Es posible, poder predecir los recursos y reservas de un yacimiento minero sin tener que gastar cuantiosas sumas de dinero?

#### 2.2 Objetivos de la Investigación

##### 2.2.1 Objetivo General

A partir de datos de muestras tomadas en campo y llevados a laboratorio para su análisis correspondiente según el mineral que contengan, esos datos con extensión “.txt” poder procesarlos con ayuda del Matlab y obtener datos cuantitativos como son las leyes, tonelajes a través de bloques y cada bloque poder categorizarlos según su confiabilidad para obtener los recursos y reservas de un yacimiento minero.

##### 2.2.2 Objetivos Específicos

Con el uso de los programas en Matlab:

- ❖ Realizar el análisis variográfico y los ajustes según algún modelo.
- ❖ Construir y modelar el kriging, de este modelo de bloques obtendremos resultados cuantitativos de su tonelaje y leyes promedio de Cu, Au de cada bloque.
- ❖ Predecir los recursos de un yacimiento minero y clasificarlos en: medido, indicado e inferido según Diehl & David (1982).
- ❖ Con el apoyo de una hoja de cálculo, representar la ley de corte mínima según ciertos parámetros.
- ❖ Considerando la ley de corte, estimar las reservas probadas y probables del yacimiento con sus respectivas leyes de Cu y Au, utilizando los criterios de clasificación de reservas Diehl & David (1982).
- ❖ Realizar un comparativo de resultados entre el Matlab y uno que se encuentra en el mercado (MInePlan 3D).
- ❖ Generar la Curva tonelaje vs ley.

- ❖ Crear un orden metodológico para el uso del Matlab que sirva como guía para su uso en geoestadística.

## **2.3 Hipótesis de la Investigación**

### **2.3.1 Hipótesis General**

El uso de los programas en Matlab con algoritmos matemáticos enfocados en geoestadística hoy en día nos permite dar solución eficiente y a menor costo posible, los cálculos manuales son complicados por la cantidad de información que existe en los sondeos diamantinos.

Con uso de este programa podemos hacer las predicciones de los recursos con los que cuenta un proyecto a la vez evaluar sus reservas de mineral existente, los resultados obtenidos con el Matlab se comparan con los resultados obtenidos con un programa que está en el mercado como el MinePlan 3D.

### **2.3.2 Hipótesis Específicas**

- ❖ Si se aplica el programa Matlab para el uso en geoestadística, los resultados que se obtienen son confiables para poder evaluar técnica, económica y financieramente.
- ❖ Si se aplica el Matlab para usos geoestadísticos mejorará la confianza de los inversionistas de la pequeña, y minería artesanal, ya que tendrán resultados cuantitativos que les va a permitir comprender mejor y reducir el riesgo de inversión.

## **2.4 Operacionalización de Variables**

Las variables son las leyes de cobre promedio de los recursos, la ley promedio de las reservas del yacimiento, la cantidad de tonelaje existente como recurso y como reservas del proyecto minero.

## CAPÍTULO III

### ESTADO DEL ARTE

#### 3.1 Antecedentes

Actualmente existen programas y profesionales que realizan estas estimaciones con apoyo de programas como el Datamine, Mine Plan 3D, Leapfrog, Vulcan, etc. Existe información para el uso de estos programas en estimación de recursos mineros a nivel nacional e internacional. Para utilizar el Matlab para predecir recursos mineros, no se cuenta con información nacional o internacional, ya que es algo nuevo en el mercado.

Detallaré algunos proyectos de investigación que se realizaron en algunas empresas mineras del Perú, utilizando un programa del mercado y sus resultados obtenidos:

- a. (Torres Usca, 2015) Metodología para la estimación de reservas minerales en minera Bateas.

En el capítulo I se describe el método de explotación subterránea que se utiliza.

En el capítulo II se detalla la manera de cálculos de la dilución considerando los equipos de minado.

En el capítulo III se presenta los valores de mineral, considerando las distancias de cada cuerpo mineralizado.

En el capítulo IV se presenta el cálculo del modelo de bloques del yacimiento, indicando sus leyes y cantidades.

En el capítulo V Con el uso del programa Datamine se logra obtener las cantidades de mineral 2.7 Mt y las leyes asociadas a ellos de los siguientes minerales de plomo 2.95%, plata 64 g/t, zinc 4.21 %, y oro 0.2 g/t.

- b. (Centeno Velasquez, 2014) Optimización en la estimación de recursos y límite de explotación en el proyecto Michiquillay.

Una de las principales interrogantes en la minería corresponde a la estimación de recurso geológico que en etapas previas a la operación minera.

Capítulo I, Planteamiento Metodológico de la Investigación.

Capítulo II, Aspectos Generales.

Capítulo III, Marco Teórico (conceptos geoestadísticos, variogramas)

Capítulo IV, Metodología de la Investigación

Capítulo V, Análisis de Resultados (Con el uso del programa Mine Sight se estimó un recurso mineral cuprífero de 1.048 Mt con ley promedio de 0,64 % Cu y una ley de corte de 0,40 % Cu).

- c. (Soto Córdova, 2012) Estimación de recursos por métodos geoestadísticos en la mina Cerro Lindo.

Se utiliza el software Mine Plan 3D a partir de cual se obtiene una interpretación geológica en forma tridimensional. El método de interpolación utilizado fue la técnica del Kriging Ordinario e Inverso a la distancia al Cuadrado. El desarrollo e interpretación determinada por los estudios experimentales de Matheron (1962). La estimación de recursos fue de 25 Mt con leyes de 1.41% Zn, 0.19% Pb, 0.58% Cu y 15.87 g/t Ag

## 3.2 Importancia de la Predicción y Evaluación de un Yacimiento Minero

### 3.2.1 ¿Qué Entendemos por Predicción de Yacimientos?

Básicamente sería la predicción de **recursos geológicos y reservas mineras** en un yacimiento minero, y de esta manera poder tomar decisiones con respecto a su exploración, explotación, planificación y a la rentabilidad que generaría el proyecto minero. La idea es generar modelos predictivos de diferentes propiedades del depósito que son: la *cantidad* (volumen, gravedad específica), *calidad* (propiedades geológicas, geoquímicas, geotécnicas, geo-metalúrgicas) y *ubicación* de los recursos o reservas. Tradicionalmente antes se priorizaba sólo las leyes de los minerales, como, por ejemplo; las leyes de cobre (%), las leyes de oro (gr u oz/Ton), las leyes de plomo (%), las leyes de zinc (%), etc. Hoy en día también se priorizan los contaminantes (As, Hg, Fe), recuperaciones metalúrgicas, calidad geotécnica del macizo rocoso, etc. Entonces se puede extender más variables hoy en día para poder modelar.

### 3.2.2 ¿Para Qué Sirve Evaluar los Recursos y Reservas?

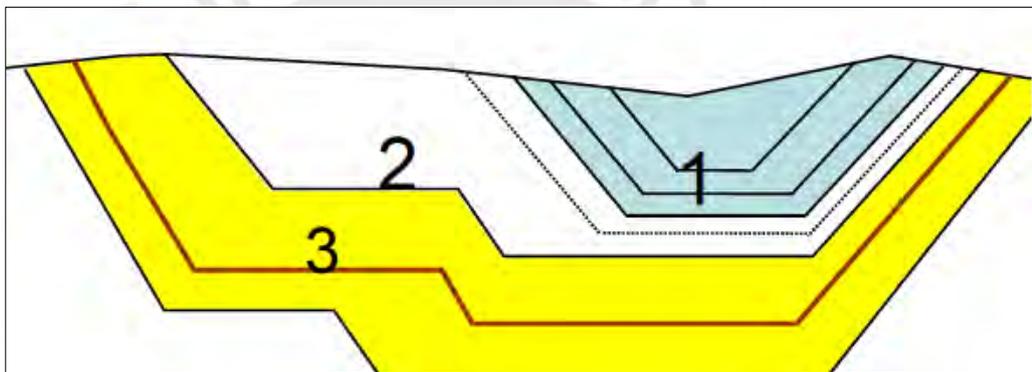
El resultado final que se espera con una modelación es de obtener un modelo de bloques de un yacimiento minero que sirva para:

- ❖ Categorización y reporte de recursos / reservas.

- ❖ Evaluación económica de un proyecto minero (perfil, pre-factibilidad y factibilidad).
- ❖ Selección del método de explotación (tajo abierto o subterráneo).
- ❖ Planificación minera (corto plazo, mediano y largo plazo).
- ❖ Diseño de la explotación minera (envolvente económica, diseño de bancos, rampas).
- ❖ En el proceso de producción: selección entre mineral y estéril.

En la figura 3.1 se puede observar el (Universidad de Chile, 2003) diseño de una mina superficial con sus fases respectivas, fase 1, fase 2 y fase 3 y esto es sólo como ejemplo ya que existen más fases en un diseño de mina a Tajo Abierto.

Figura 3.1: *Diseño de Explotación en Mina a Tajo Abierto*



Fuente: Universidad de Chile (2003)

### 3.2.3 ¿Qué es lo Importante a la Hora de Evaluar un Yacimiento?

Para saber la importancia a la hora de evaluar un yacimiento se debe responder las siguientes preguntas; ¿cuánto?, ¿dónde? y ¿con cuánta incertidumbre?

- ❖ **Cuánto:** Valor cuantitativo de las leyes.
- ❖ **Dónde:** Ubicación de estas leyes en espacio tridimensional X,Y,Z .
- ❖ ¿Con cuánta **incertidumbre**? Es probado, probable o inferido el recurso.

Figura 3.2 *La Conversión de Recursos en Reservas*



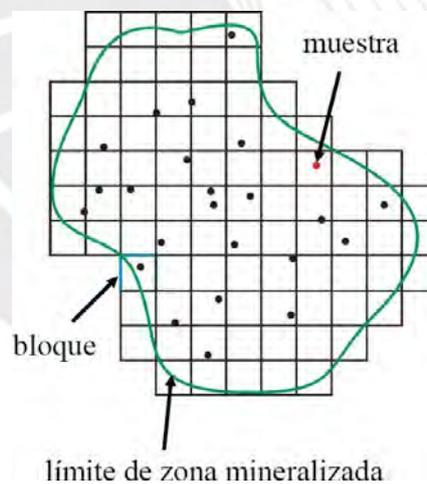
Fuente: Elaboración propia

En la figura 3.2 podemos entender que; cuando un proyecto está a nivel prospecto el riesgo es mayor, entonces a medida que vamos avanzando a factibilidad el riesgo disminuye, dándonos así una mejor certeza.

Un yacimiento minero se ve como una reunión de **bloques**, que serán estimados a partir de datos cercanos (**muestras** de sondajes, pozos de voladura, canales).

En las muestras medimos todos los atributos de interés: leyes (cobre, oro, plata, molibdeno, plomo, zinc...), densidad de la roca, tipo de roca, recuperación metalúrgica...etc. La ilustración podemos ver en la siguiente figura:

Figura 3.3: Representación de Bloques en 2D y las Muestras Tomadas

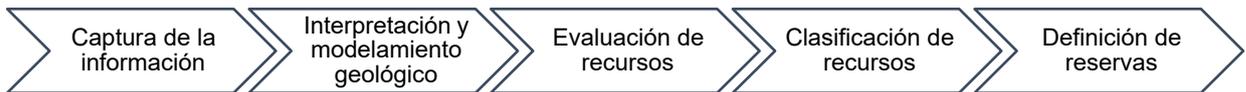


Fuente: Dr. Xavier Emery (2007).

### 3.2.4 Secuenciamiento para la predicción de recursos y evaluación de reservas

Para poder predecir las reservas de un yacimiento minero con una certeza aceptada, se tiene 5 secuencias que se debe cumplir estrictamente, tal como podemos ver en la figura número 3.4.

Figura 3.4: *Secuencias para predecir los recursos y reservas de un yacimiento minero*



Fuente: Elaboración propia

#### a) **Captura de la información (toma de muestras)**

La toma de muestras es el inicio para la evaluación de un proyecto por lo que deben cumplir con el aseguramiento y control de calidad (QA y QC), si ésta se toma mal se va a obtener errores grandes, también hay empresas que falsificaron la información para ello existen estándares internacionales que tiene cumplimiento estricto en las empresas mineras, para que su información sea confiable y los inversionistas pueden inyectar capital para que el proyecto se haga realidad. La toma de muestras tiene un destino final que es la determinación de la inversión tal como se puede ver en la figura 3.5 que se muestra a continuación:

Figura 3.5: *Obtención de Inversión en un Yacimiento Minero*



Fuente: *Elaboración propia*

La obtención de las muestras se puede hacer a través de perforaciones diamantinas, estas consisten en muestras de testigos cilíndricos con un diámetro determinado que se obtienen de la corteza por medio de equipos de perforación, sonda de aire reverso se obtiene de perforaciones pero no se recupera el testigo cilíndricamente sino como detritos y perforación para la voladura en esta apertura del taladro son de diámetros mayores para almacenar explosivo, estas muestras también se encuentran como detritos y se toman para corroborar las leyes de la

predicción obtenidas anteriormente y realizar el ajuste del planeamiento a corto plazo.

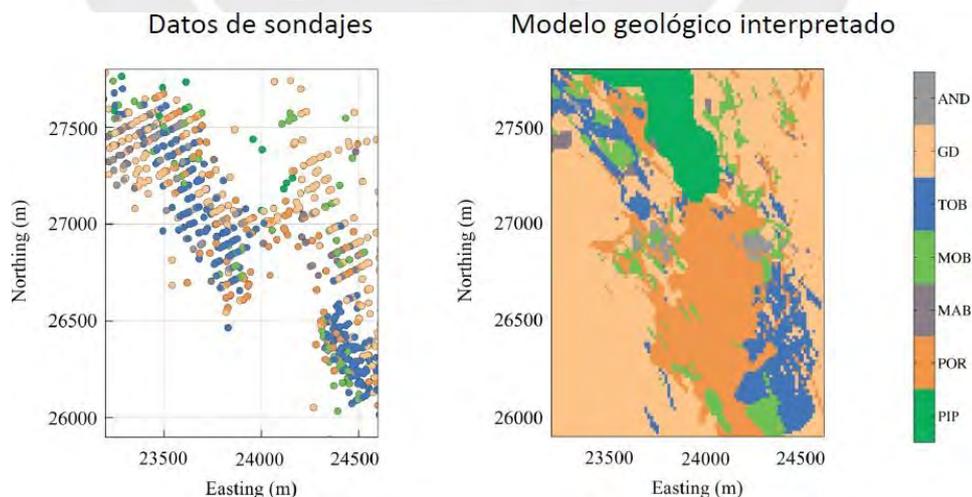
### **b) Interpretación de modelamiento geológico**

A partir de la información obtenida en el muestreo, es necesario modelar la heterogeneidad geológica para conocer la distribución espacial de los recursos en el subsuelo:

- ❖ Características geológicas: tipos de roca, tipos de mineral, tipos de alteraciones
- ❖ Características geoquímicas: leyes de elementos de interés (Cu, Mo, Au, Ag...) y contaminantes (As, Pb...)
- ❖ Características petrofísicas: dureza, densidad...
- ❖ Características geotécnicas: frecuencia de fracturas, intensidad de fracturamiento, RQD, RMR...
- ❖ Características geo-metalúrgicas: granulometría, índices de fragmentación, de abrasión, de chancabilidad o moliendabilidad, solubilidad, consumo de ácido, textura, recuperación másica, recuperación metálica...

Todo ello es indispensable para el proyecto minero, en la figura 3.6 se puede ver un ejemplo de un modelo geológico (litología) de un yacimiento.

Figura 3.6: Modelo Geológico Interpretado de Datos de Sondajes



Fuente: Xavier Emery (2007)

### **c) Evaluación de recursos**

Las técnicas de kriging permiten construir modelos de recursos a partir de la información de muestreo.

Según Emery, estas técnicas se basan en la interpretación de la variable a modelar como una realización de una función aleatoria, gracias a lo cual se construye un predictor que minimiza el error cuadrático esperado. El kriging busca predecir el valor de un atributo (por ejemplo; la ley de cobre) en una posición donde no conocemos el valor verdadero, a partir de una ponderación de las leyes medidas en muestras cercanas (2017, p. 66)

#### **¿Qué factores deberían considerarse en la asignación de la ponderación?**

- ❖ Cercanía de la muestra a la posición que está siendo predicha.
- ❖ Redundancia entre los valores de muestras cercanas entre sí.
- ❖ Continuidad espacial de las leyes.

El modelo de leyes suele complementarse con modelos de otras propiedades de interés:

- ❖ Modelo de otras variables geológicas, en particular, la gravedad específica.
- ❖ Modelo geotécnico: se debe estudiar los sistemas de discontinuidades geológicas y evaluar la fragilidad de la roca.
- ❖ Modelo geometalúrgico: se debe evaluar las leyes y cantidades de metal que serán efectivamente recuperadas después de un proceso complejo cuyo desempeño depende numerosas variables como la litología, mineralogía, alteración, textura o la granulometría del mineral.

### **d) Clasificación de recursos**

El reporte de recursos distingue tres categorías:

- ❖ Recursos “medidos”, predichos con una confianza significativa.
- ❖ Recursos “indicados”, predichos con una confianza razonable.
- ❖ Recursos “inferidos”.

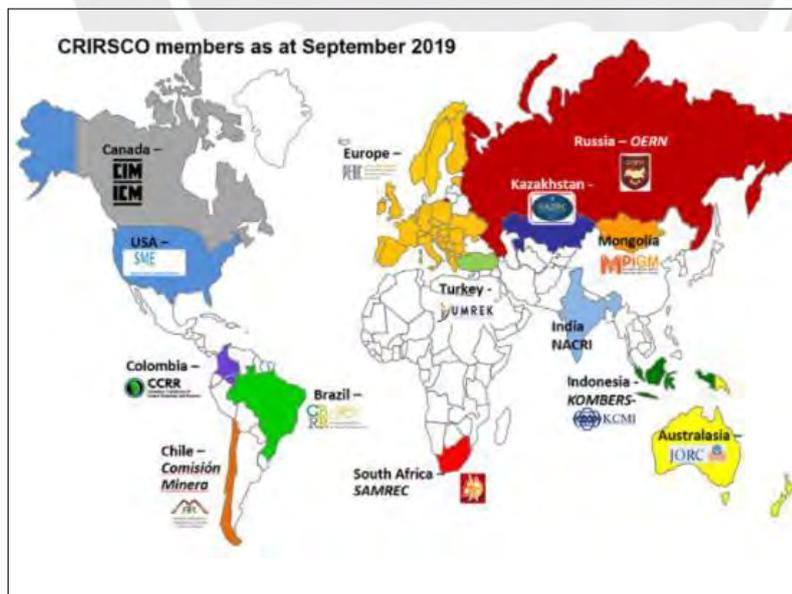
La clasificación de recursos es una de las etapas más críticas en la evaluación de un proyecto minero, Para poder captar una inversión todos los inversionistas revisan los recursos medidos e indicados mas no los inferidos, los inferidos tienen mayor riesgo, Para poder obtener un financiamiento de inversores depende de la cantidad de mineral (tonelaje) que exista en el yacimiento y sus leyes de mineral (Cu, Au, Ag, Mo, ...).

Existen varios códigos internacionales para guiar la categorización de los recursos los cuales son:

- ❖ Código Australiano: JORC (2012)
- ❖ Códigos Canadienses: CIM Guidelines (1996)
- ❖ Código Estadounidense: Circular 531 USGS (1980), SME
- ❖ Código Sudafricano: SAMREC (2016)
- ❖ Código Ruso
- ❖ Código Chino
- ❖ Código Chileno (2003)

En la figura 3.7, se puede visualizar a nivel mundial los códigos internacionales que se aplican para estimar los recursos.

Figura 3.7: Países Miembros del CRIRSCO (Setiembre 2019)



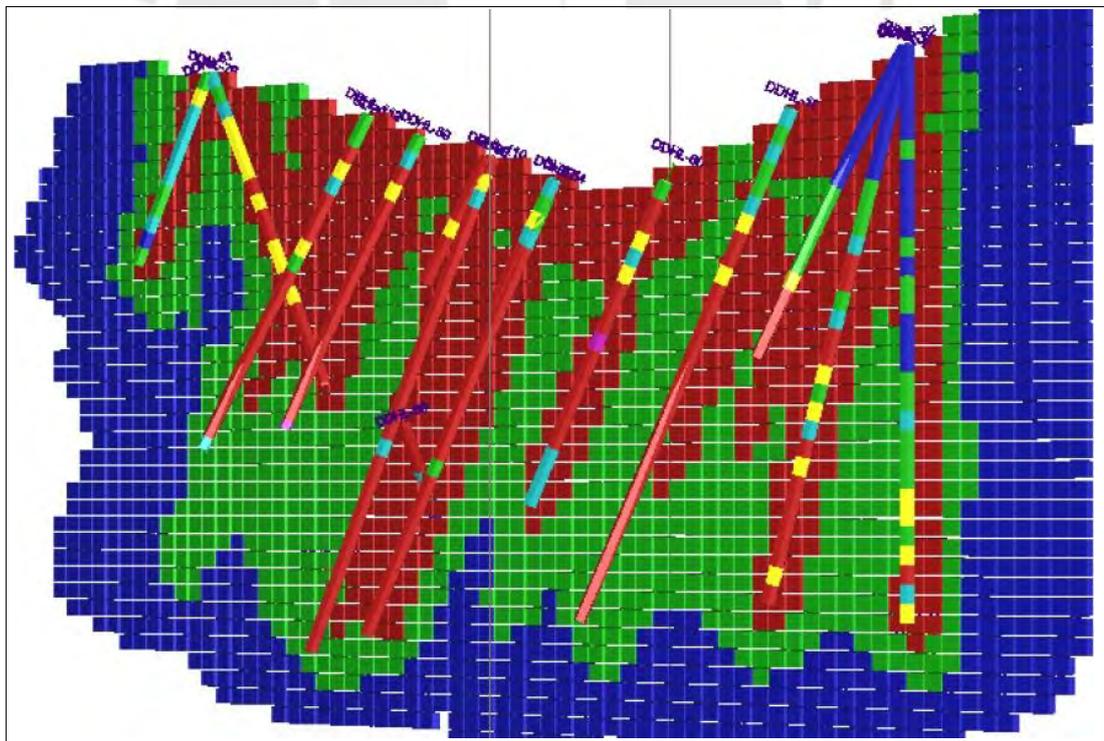
Fuente: Países miembros de CRIRSCO (Setiembre 2019), original de <http://www.crirSCO.com>

El Perú cuenta con el Código N° 774/03 que fue aprobado en sesión de directorio de la BVL – Venture Exchange.

Este Código fue preparado teniendo como ejemplo y base el CÓDIGO JORC de Australia de 1999, con el fin de establecer las pautas a cumplirse en todo el informe de dominio público relacionado a las exploraciones mineras y los resultados de las evaluaciones geológicas, y a los códigos y traducciones semejantes y en uso como Canadá, Estados Unidos de Norte América, África del Sur, Inglaterra y Australia. ( Bolsa de Valores de Lima - Código N° 774/03, s.f., p. 2).

En la figura 3.8, podemos ver como se pueden distribuir los recursos de mineral (recursos medidos, indicados e inferidos), después de unos análisis de muestras de sondajes diamantinos, los bloques de color rojo son los recursos medidos, los bloques de color verde son los recursos indicados y los bloques de color azul son los recursos inferidos

Figura 3.8: Recursos Medidos, Indicados e Inferidos



Fuente: Xavier Xamery (2007)

### e) Definición de reservas

El modelo de recursos es uno de los principales insumos de la planificación minera estratégica, encargada de convertir los recursos en **reservas mineras**. Las principales etapas son:

- ❖ Ley de corte óptimo (Cut off), ley de equilibrio entre pérdida y ganancia.
- ❖ Valorización económica de los bloques expresado en USD.
- ❖ Determinación del contorno geométrico de la mina al final de su vida económica (para tajo abierto).
- ❖ Elección de las fases de explotación (para tajo abierto).
- ❖ Determinación de labores de extracción y método de explotación (para mina subterránea).
- ❖ Definición de la secuencia según la cual se extraerán los bloques de la mina.

El reporte de reservas mineras distingue dos categorías:

- ❖ Reservas “probadas”, provenientes de recursos medidos.
- ❖ Reservas “probables”, provenientes de recursos indicados.

En la figura 3.9, Se observa que; para poder convertir los recursos mineros a reservas, se debe considerar una serie de “factores modificadores” de extracción como son; metalúrgicos, económicos, de mercados de commodities, aspectos legales, aspectos ambientales, sociales y políticos.

Figura 3.9: Reservas a Partir de los Recursos



Fuente: Bolsa de Valores de Lima (2003)

### 3.3 Geoestadística

**La estadística**, según Mendenhall, Beaver, & Beaver, se ocupa de los métodos científicos para recolectar, organizar, resumir, presentar, analizar e interpretar datos, así como obtener conclusiones válidas y tomar decisiones razonables en base a dicho análisis. Analiza datos en un contexto de incertidumbre gran parte de la estadística es en tomar decisiones de gran parte de una población a partir de unos datos que son fragmentos de toda una población (2006, p. 3).

Según Matheron (1969), **Geo** significa tierra, entonces geoestadística es una rama de la estadística aplicada que permite analizar datos que están estacionados en el espacio, puede ser en espacio 2D y 3D. (Citado en Garzón, 2018, p. 1)

Pone énfasis en:

- ❖ El contexto geológico de los datos.
- ❖ La relación espacial entre los datos.
- ❖ Datos medidos con un soporte volumétrico y precisión diferentes.

La geoestadística trabaja con datos numéricos, los cuales pueden corresponder a distintos tipos de variables:

- ❖ *Variables continuas* (escalares). → Cuantitativas
- ❖ *Variables discretas* (escalares enteros). → Cuantitativas
- ❖ *Variables categóricas* (nominales). → Cualitativas

La variable categórica se puede re-codificar en códigos binarios para un mejor entendimiento como por ejemplo le puedo llamar (1) a la brecha y (0) a roca andesita y así puedo evaluar cuantitativamente.

La geoestadística se aplica para estudiar variables geológicas, geotécnicas y/o geometalúrgicas que caracterizan un yacimiento:

- ❖ Leyes de elementos de interés, subproductos y contaminantes.
- ❖ Potencia y acumulación de una veta.
- ❖ Tipo de roca.
- ❖ Densidad (gravedad específica) de la roca.

- ❖ Parámetros geomecánicos RQD, RMR.
- ❖ Dureza de la roca.
- ❖ Consumo de ácido.
- ❖ Recuperación metalúrgica, etc.

Según Emery en el Diploma de Postítulo en Evaluación Geoestadística de Yacimientos (2021), indica que los análisis geoestadísticos intervienen en todas las etapas de un proyecto minero tal como se detalla a continuación:

- **Campaña de exploración**
  - ✓ Evaluar y categorizar los recursos *in situ*.
  - ✓ Justificar la producción de largo plazo.
  - ✓ ¿Dónde perforar nuevos sondajes?
  - ✓ ¿Qué malla de perforación permitirá generar recursos bancables?
- **Estudios de perfil, pre-factibilidad y factibilidad**
  - ✓ Campañas de sondajes en malla más reducida.
  - ✓ Modelamiento geológico (tipos de roca, mineralización).
  - ✓ Estimación local de recursos para determinar *reservas mineras*, planificar la producción de mediano y largo plazo, clasificar cada bloque como mineral o estéril.
  - ✓ Reporte (inventario) de los recursos y reservas, detallando su cantidad y su confiabilidad.
  - ✓ Auditoria para comprobar la evaluación.
- **Explotación**
  - ✓ Mediciones en pozos de tronadura, canales, etc.
  - ✓ Planificación de corto plazo.
  - ✓ Control de leyes: definir qué bloques mandar a planta o botadero.
  - ✓ Reconciliación mina-planta.

Uso de estimaciones locales: en la figura 3.10 podemos ver la clasificación de las leyes de explotación (bloques) en mineral o estéril, según leyes estimadas de cobre. Entonces los resultados que utilizan la geoestadística es una predicción respecto al valor real, por experiencia de expertos, Xavier Xamery recomienda realizar muchos estudios de simulaciones y que las desviaciones estándar sean lo más cercano a (0).

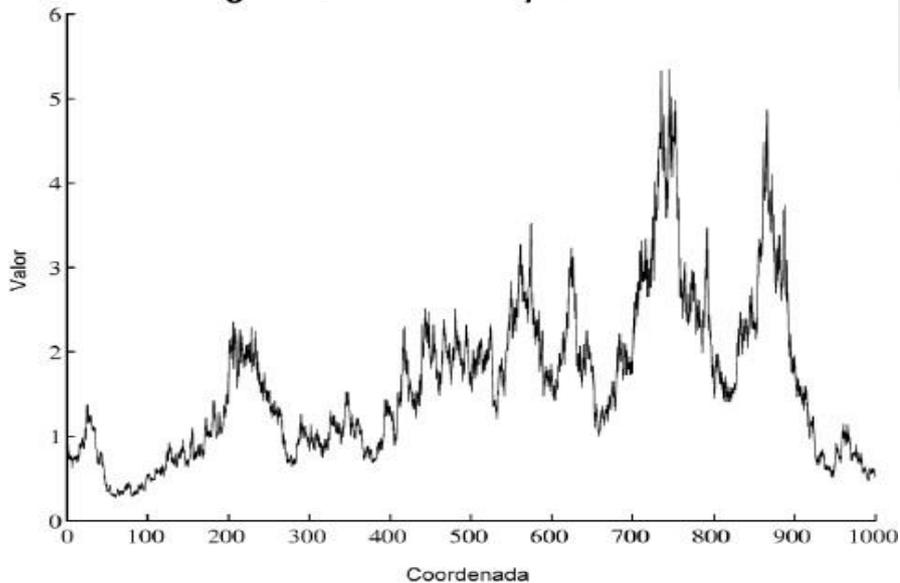
Figura 3.10: *Destino de las Unidades Selectivas de Explotación*

Fuente: Elaboración propia

### 3.3.1 Variable Regionalizada

Para Emery (2007, p. 3) “Una variable regionalizada es una función que representa el desplazamiento en el espacio de un atributo asociado a un fenómeno natural (mineralización)” Ejemplos; Leyes (Cu, Au, Pb, Ag, As, Mo...), densidad de la roca, potencia y de una veta, manto, tipo de roca, etc.

Figura 3.11: *Variable Regionalizada en un Espacio Único*



Fuente: Xavier Emery (2007)

### 3.4 Estudio exploratorio de datos

Estudiar la cantidad, calidad y ubicación de los datos disponibles para analizar una o varias variables regionalizadas

- ❖ Tipos de datos.
- ❖ Malla de muestreo.
- ❖ Análisis estadístico, uni y multivariable.
- ❖ Análisis espacial.

Definir las zonas de estudio

- ❖ Fronteras entre zonas.
- ❖ Análisis de contacto.

Definir los datos y variables a utilizar

- ❖ Soporte (tamaño de compósitos).
- ❖ Selección de datos válidos (tratamiento de valores extremos).
- ❖ Variables relevantes.

Identificar dificultades o problemas en los datos:

- ❖ Datos erróneos o inconsistentes
- ❖ Datos extremos o atípicos
- ❖ Datos bajo el límite de detección
- ❖ Datos repetidos
- ❖ Datos mal posicionados
- ❖ Datos ausentes (variables sub-muestreadas)
- ❖ Muestreo preferencial (no probabilístico / a conveniencia)
- ❖ Calidad del modelo geológico
- ❖ Fronteras entre dominios o unidades geológicas
- ❖ Relaciones complejas entre variables
- ❖ Consistencias entre distintas fuentes de información
- ❖ Derivas o tendencias sistemáticas
- ❖ Efecto proporcional

### 3.4.1 Distribución Estadística Cuantitativa

Dan representaciones de la distribución estadística de los datos, considerando cada variable individualmente.

Estas representaciones pueden depender de:

- ❖ Soporte volumétrico de la medición
- ❖ Malla de muestreo: regular, irregular o preferencial

#### 3.4.1.1 Histograma

Es un gráfico que representan la frecuencia de ocurrencia de datos en clases.

#### 3.4.1.2 Estadística Elemental

Según Emery (2007, pp 9-10 ), si utilizamos el Excel u otro programa para representar los histogramas, también podemos calcular rápidamente resúmenes estadísticos básicos de distribución de valores como son:

##### **Medidas de posición**

- ❖ Media
- ❖ Cuantiles: mediana, cuartiles, quintiles, deciles, percentiles
- ❖ Mínimo, máximo
- ❖ Moda

##### **Medidas de dispersión**

- ❖ Varianza, desviación estándar
- ❖ Coeficiente de variación
- ❖ Rango, rango Inter cuartil

##### **Medidas de forma**

- ❖ Coeficiente de asimetría, coeficiente de aplanamiento (*curtosis*)

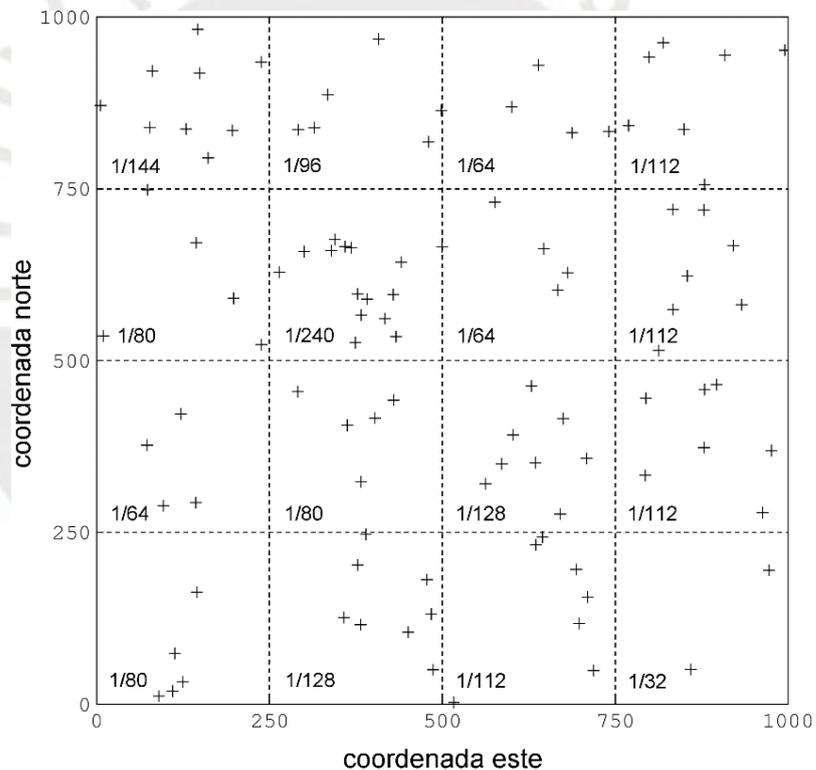
### 3.4.1.3 Desagrupamiento

La operación de *desagrupamiento* (*declustering*) consiste en ponderar los datos en función de su grado de aislamiento: los datos ubicados en las áreas más densamente muestreadas deben recibir menor ponderación que los datos en áreas menos muestreadas (Emery, 2007, p. 48)

#### Desagrupamiento por el método de las celdas

Cada celda tiene el mismo peso, el cual se reparte entre los datos contenidos en esta celda. Se recomienda elegir un tamaño según la malla de sondajes. Ver el ejemplo de la figura 3.12

Figura 3.12: *Desagrupamiento por Celdas*



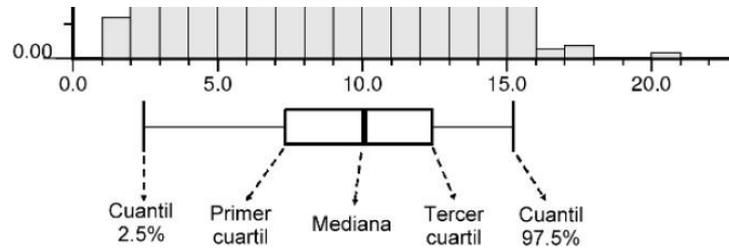
Fuente: Xavier Emery (2007)

### 3.4.1.4 Diagrama de Caja

Permite resumir algunas características de la distribución, de una variable cuantitativa tal como su simetría y su dispersión, en un gráfico

de una dimensión, en la figura 3.13 se puede ver como se representa una figura de este tipo.

Figura 3.13: *Diagrama de Caja para Leyes de plomo*



Fuente: Xavier Emery (2007)

### 3.4.1.5 Histograma Acumulado

Simplemente la sumatoria de cada histograma según su clase, al final tiene que sumar 100%.

## 3.4.2 Análisis Multivariable

### 3.4.2.1 Gráfico de dispersión o nube de correlación (“scatterplot”)

Visualiza los valores de una variable en función de otra, sirve para:

- ❖ Ver la relación par a par de ambas variables
- ❖ Detectar valores aberrantes

### 3.4.2.2 Coeficiente de correlación

También se le conoce como Pearson, es un índice entre -1 y 1 de la “similitud” entre dos variables. Es sensible a la presencia de valores aberrantes y no detecta relaciones no lineales.

## 3.4.3 Comportamiento espacial

### 3.4.3.1 Despliegues y mapas

Para Emery (2007, p. 8), El despliegue y mapa nos ayuda a verificar la ubicación de los datos en el espacio y tener una idea preliminar

de la distribución / continuidad espacial de la variable regionalizada en estudio:

- ❖ Mineralización
- ❖ Alteración
- ❖ Litología
- ❖ Leyes, densidad, potencia, etc.

### **Tipos de despliegue**

- ❖ Proyecciones en plantas y secciones; vistas 3D
- ❖ Codificar datos por colores, por indicador o por símbolos

#### **3.4.3.2 Nubes direccionales (swath plots)**

Permiten detectar *efectos proporcionales* y observaciones atípicas, así como estudiar la homogeneidad espacial de los datos (identificar tendencias o cambios en la continuidad espacial de los valores).

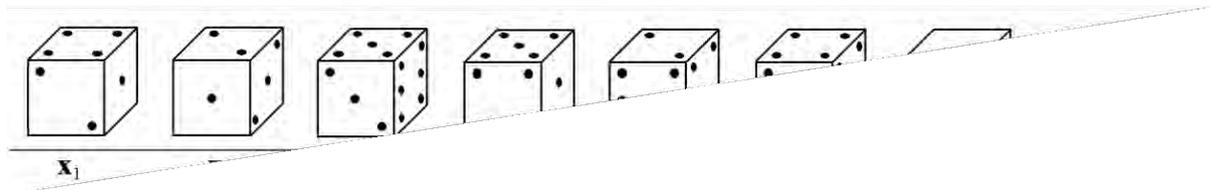
### **3.5 Modelos probabilísticos**

Según Emery (2007, p. 99), “un modelo probabilístico nos ayuda a conocer en donde no se tiene valores a partir de las muestras que se tiene de una variable regionalizada”.

#### **3.5.1 Límites de la Estadística Clásica**

Cuando los valores son independientes la predicción del valor no muestreado tiende a dar resultados poco confiables.

Figura 3.14: *La interpretación clásica carece de realismo*

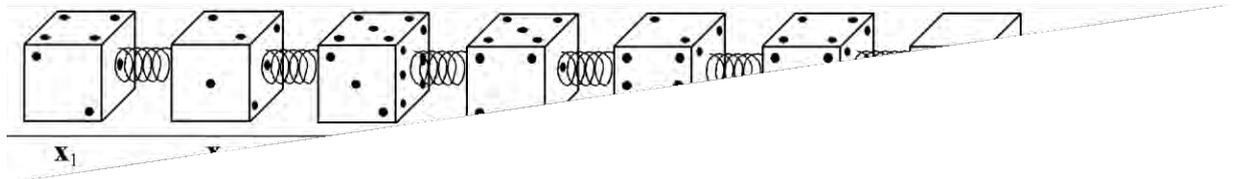


Fuente: Xavier Emery (2007)

### 3.5.2 Modelo Geoestadístico

Según Alfaro (2007), considera “interacciones” entre las observaciones, de modo de tomar en cuenta sus dependencias espaciales (p. 18).

Figura 3.15: *La Interpretación Realista*



Fuente: Xavier Emery (2007)

Según Emery (2007, p. 29), postula que las distribuciones son invariantes por traslación en el espacio (hipótesis de estacionalidad). En particular:

- ❖ La distribución de  $Z(x)$  no depende de la posición del sitio  $x$  (es la misma en todo el espacio)
- ❖ La distribución conjunta de  $Z(x)$  y  $Z(x')$  no depende de la posición absoluta de los sitios  $x$  y  $x'$ , sino de su posición relativa, es decir;  $h = x' - x$ .
- ❖ Idea de “homogeneidad espacial”, que debería ser aceptable (al menos, a escala local) en cada unidad geológica

Una segunda simplificación consiste en considerar solamente los parámetros (**momentos**) más relevantes de la función aleatoria. Estos son:

**Esperanza o media:**  $m = E\{Z(x)\}$

**Varianza:**  $\sigma^2 = \text{var}\{Z(x)\} = E\{Z^2(x)\} - m^2$

**Covarianza:**  $C(h) = \text{cov}\{Z(x+h), Z(x)\} = E\{Z(x+h) Z(x)\} - m^2$

**Variograma:**  $\gamma(h) = \text{var}\{Z(x+h) - Z(x)\} / 2 = E\{ [Z(x+h) - Z(x)]^2 \} / 2$

La covarianza y el variograma se refieren a la relación existente entre pares de valores.

### 3.6 Variograma Experimental

La variografía se compone de herramientas que sirven para analizar la distribución y correlación espacial de una variable regionalizada. Determinan la relación (contraste o desemejanza) que hay de la variable para un par de muestras que se encuentran a ciertas distancias, direcciones y tolerancias específicas. Para analizar la información de la variografía se utilizan gráficos de distancia contra valor del variograma en una o varias direcciones y, para casos multidireccionales también puede utilizarse el llamado mapa variográfico con el que se pueden apreciar mejor las tendencias de continuidad. Entre más pequeño el valor del variograma más relación hay entre los datos que se separan por la distancia analizada. Los variogramas son una herramienta potente y necesaria debido a que a partir de ellos se puede realizar la estimación por Kriging, que es la técnica de interpolación de datos más usada actualmente (Carrasco, Müller, Sullivan, Silvia, & Fuenzalida, 2004).

Puede ocurrir que dentro de los datos ciertos valores sean notoriamente diferentes al resto. Estos se conocen como outliers o valores extremos. Su presencia puede influir significativamente en los resultados de la estimación generando sobre-estimaciones o subestimaciones en un entorno cercano a ellos, por lo tanto, se debe realizar un análisis del impacto de los criterios utilizados para manejarlos antes de tomar una decisión.

#### **Objetivo del Análisis Variográfico**

*¿Cuán continua es la variable en el espacio?*

Pasos para seguir:

- 1) Calcular un variograma experimental a partir de los datos disponibles.
- 2) Modelar este variograma por una función teórica.
- 3) Validar el modelo.

### 3.6.1 Definición e Interpretación

Denotemos como  $\{x_\alpha, \alpha = 1 \dots n\}$  los sitios de muestreo y como  $z(\mathbf{x})$  la variable regionalizada.

“El variograma experimental mide la desviación cuadrática promedio entre dos datos en función de su separación” (Emery, 2021):

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

Dónde:  $N(\mathbf{h}) = \{(\alpha, \beta) \text{ tales que } x_\alpha - x_\beta = h\}$

$|N(\mathbf{h})|$  es el número de pares contenidos en el conjunto  $N(\mathbf{h})$

Se ve que el estimador anterior consiste en reemplazar la esperanza en la expresión del variograma teórico.

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E\{[Z(x+h) - Z(x)]^2\}$$

### 3.6.2 Ejemplo de Aplicación

Consideremos las siguientes observaciones espaciadas cada 100 m

5 3 6 4 2 1 1 2 4 3 2 (% leyes de zinc)

$$\hat{\gamma}(100 \text{ m}) = \frac{1}{2 \times 10} (2^2 + 3^2 + 2^2 + 2^2 + 1^2 + 0^2 + 1^2 + 2^2 + 1^2 + 1^2) = 1.45$$

$$\hat{\gamma}(200 \text{ m}) = \frac{1}{2 \times 9} (1^2 + 1^2 + 4^2 + 3^2 + 1^2 + 1^2 + 3^2 + 1^2 + 2^2) = 2.39$$

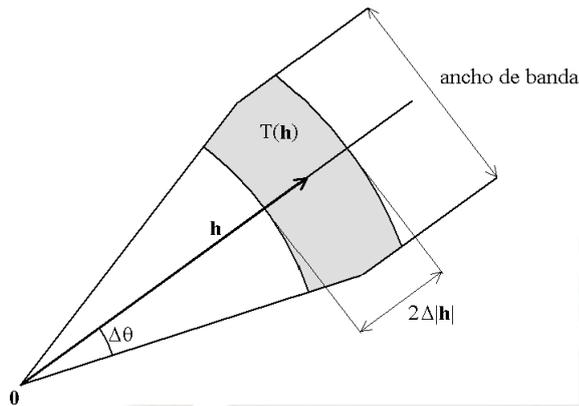
$$\hat{\gamma}(300 \text{ m}) = \frac{1}{2 \times 8} (1^2 + 1^2 + 5^2 + 3^2 + 0^2 + 3^2 + 2^2 + 0^2) = 3.06$$

$$\hat{\gamma}(1000 \text{ m}) = \frac{1}{2 \times 1} (3^2) = 4.5$$

### 3.6.3 Tolerancia en los Parámetros de Cálculo en Mallas Irregulares

Cuando la malla de muestreo es irregular, se suele definir parámetros de **tolerancia**, tanto en la longitud del vector  $\mathbf{h}$  como en su orientación.

Figura 3.16: *Región de Tolerancia  $T(\mathbf{h})$  en un vector  $\mathbf{h}$  (bidimensional)*

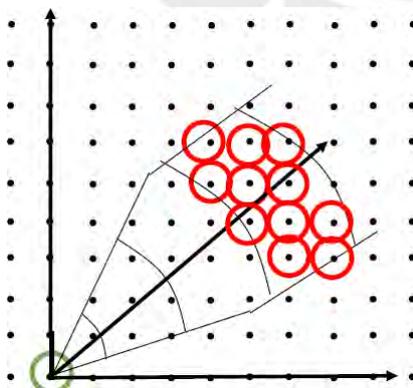


Fuente: Xavier Emery (2007)

Comenzar en un nodo y comparar su valor con todos los nodos que caigan dentro de la tolerancia de separación y tolerancia angular, tal como se puede observar en la figura 3.17.

$$\hat{\chi}(h) = \frac{1}{2|N(\mathbf{h})|} \sum_{N(\mathbf{h})} [Z(u) - Z(u + h)]^2$$

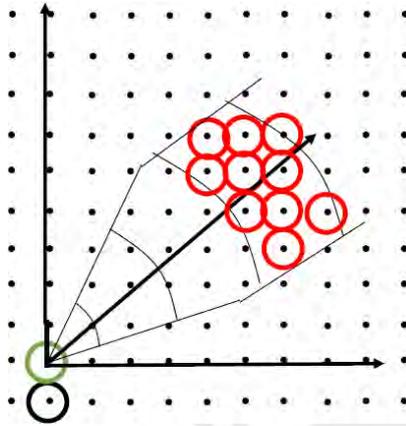
Figura 3.17: *Tolerancia en un Nodo de Malla Irregular*



Fuente: Xavier Emery (2007)

Después de eso, pasar al siguiente nodo tal como se puede ver en la figura 3.18 y así sucesivamente para todos los nodos y todas las separaciones, para poder obtener los resultados y crear el gráfico del variograma.

Figura 3.18: Tolerancia en un Siguiete Nodo de Malla Irregular

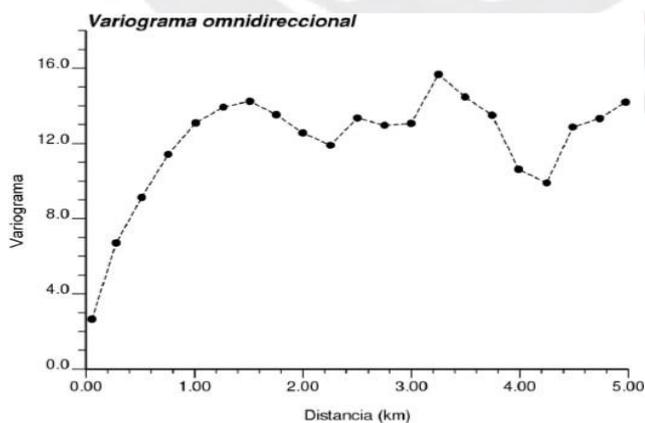


Fuente: Xavier Emery (2007)

### 3.6.4 Parámetros a Definir para Calcular un Variograma Experimental

- ❖ Dirección de interés: acimut, inclinación
- ❖ Distancias de interés: paso (distancia elemental), número de pasos
- ❖ Tolerancia en la dirección: tolerancia angular (en acimut y en inclinación), anchos de banda (horizontal y vertical)
- ❖ Tolerancia en las distancias

Figura 3.19: Variograma Experimental con Tolerancia Angular de 90°



Fuente: Xavier Emery (2007)

### 3.7 Modelamiento de Variograma

Según Emery (2007, p. 30), el variograma experimental requiere ser modelado cuando:

- ❖ Es incompleto (se hizo solo para ciertas distancias y direcciones en el espacio).
- ❖ No cumple las condiciones matemáticas de una función variograma.

El variograma experimental fue definido como:

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2|N(h)|} \sum_{N(h)} [Z(x_\alpha) - Z(x_\beta)]^2$$

El variograma teórico se comprende con la siguiente fórmula:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E\{[Z(x+h) - Z(x)]^2\}$$

#### 3.7.1 Propiedades del Variograma Teórico

- ❖ Función positiva:  $\gamma(h) \geq 0$
- ❖ Función par:  $\gamma(h) = \gamma(-h)$
- ❖ Nulidad en el origen:  $\gamma(0) = 0$
- ❖ Función de tipo negativo condicional

$$\forall \lambda_1, \dots, \lambda_k \in \mathbb{R} \text{ tales que } \sum_{i=1}^k \lambda_i = 0, \forall X_1, \dots, X_k, \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \lambda_i \lambda_j \gamma(X_i - X_j) \leq 0$$

Esta propiedad es una condición necesaria y suficiente para que  $\gamma$  sea el variograma de una función aleatoria. El adjetivo *condicional* se refiere al hecho de que la desigualdad es válida solo para una clase restringida de ponderadores  $(\lambda_1, \dots, \lambda_k)$ , a saber, los de suma total nula (Emery, 2007, p. 44).

##### 3.7.1.1 Comportamiento para distancias muy pequeñas

Según Emery (2007, p. 34), mientras más regular es el variograma en el origen (distancias cercanas a 0), más regular es la variable

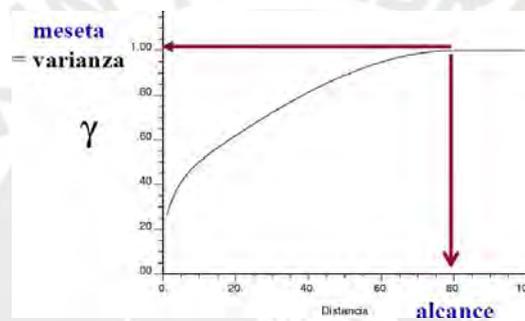
regionalizada en el espacio. Se distingue tres tipos de comportamiento para el variograma:

- ❖ **Derivable:** variable regionalizada muy suave
- ❖ **Lineal:** variable regionalizada continua
- ❖ **Discontinuo (“efecto pepita”):** variable regionalizada errática.

### 3.7.1.2 Comportamiento para distancias muy grandes

Frecuentemente, el variograma se estabiliza en torno a una meseta cuando la distancia crece infinitamente, en la figura 3.20, se explica la meseta y alcance de un variograma.

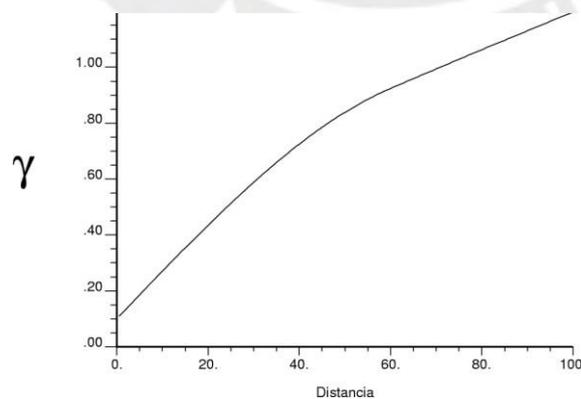
Figura 3.20: Variograma con Meseta



Fuente: Xavier Emery (2007)

A veces, el variograma sigue creciendo infinitamente, tal como se puede observar en la figura 3.21.

Figura 3.21: Variograma sin Meseta



Fuente: Xavier Emery (2007)

También existen variogramas con comportamientos direccionales, de periodicidad, efecto de hoyo.

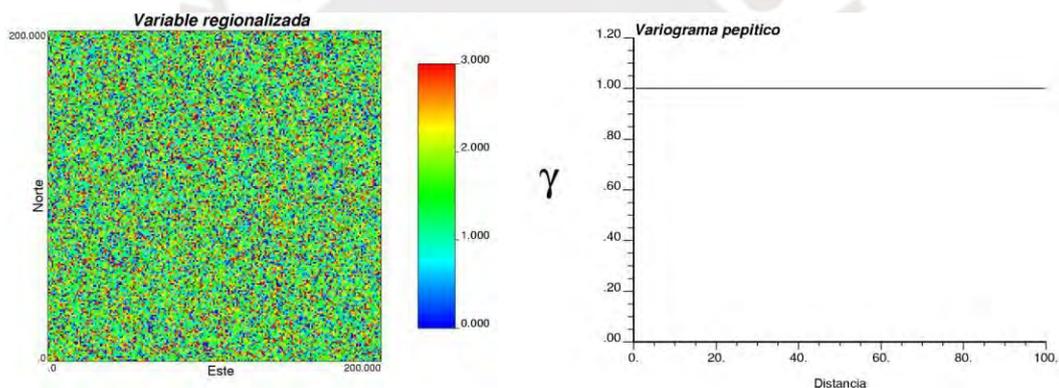
### 3.7.2 Modelos Elementales de Variograma

#### 3.7.2.1 Efecto pepita

Para Emery (207, p. 48), “este modelo se traduce en una ausencia total de correlación en el espacio: dos datos distintos tienen valores independientes”, el variograma de este efecto la meseta  $C$  se define como:

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} 0 & \text{si } \mathbf{h} = \mathbf{0} \\ C & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

Figura 3.22: Variograma Pepítico y variable Regionalizada Asociada



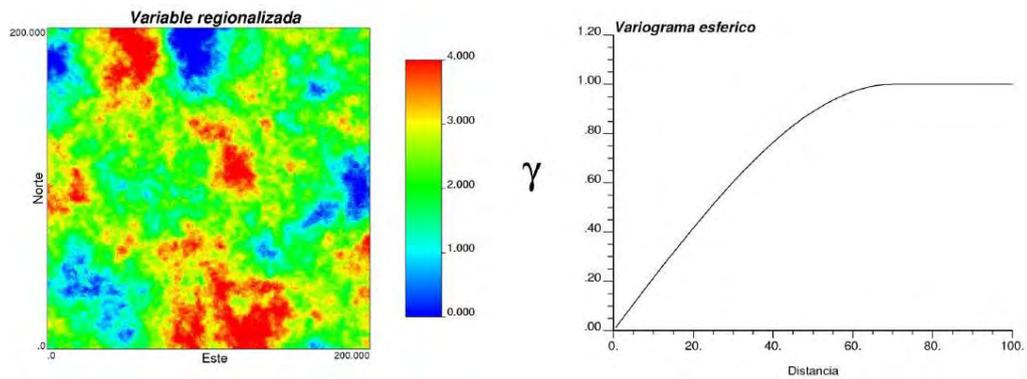
Fuente: Universidad de Chile (2021)

#### 3.7.2.2 Modelo Esférico

Para Emery (207, p. 49), “el variograma esférico de alcance  $a$  y meseta  $C$  se define como:”

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

Figura 3.23: Variograma Esférico y Variable Regionalizada Asociada

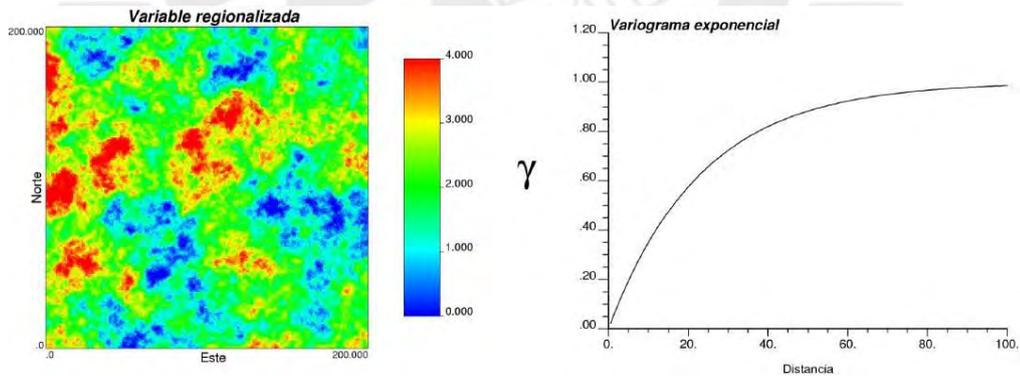


Fuente: Universidad de Chile (2021)

### 3.7.2.3 Modelo Exponencial

Para Emery (207, p. 50), “el parámetro  $a$  es el **alcance práctico**: corresponde a la distancia para la cual el variograma llega al 95% de su meseta  $C$ ”. El variograma exponencial de parámetro de alcance  $a$  y meseta  $C$  se define como:  $\gamma(\mathbf{h}) = C \left\{ 1 - \exp\left(-\frac{|\mathbf{h}|}{a}\right) \right\}$

Figura 3.24: Variograma Exponencial y Variable Regionalizada Asociada

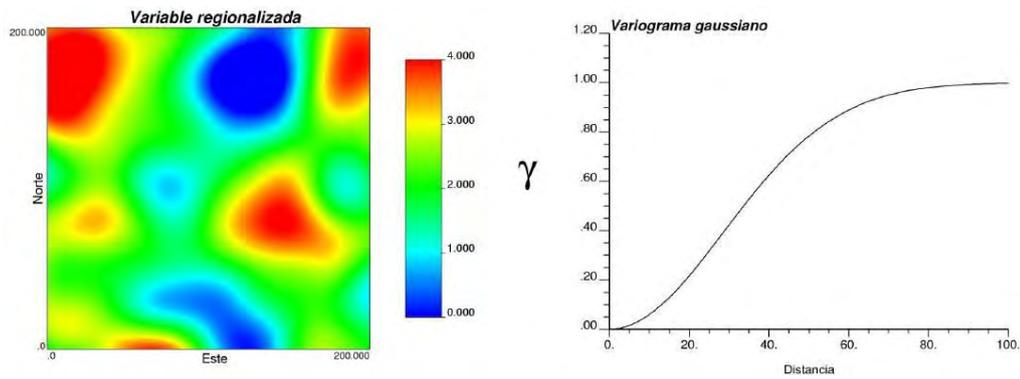


Fuente: Universidad de Chile (2021)

### 3.7.2.4 Modelo Gaussiano

Para Emery (207, p. 50), “el variograma Gaussiano de parámetro de alcance  $a$  y meseta  $C$  se define como;  $\gamma(\mathbf{h}) = C \left\{ 1 - \exp\left(-\frac{|\mathbf{h}|^2}{a^2}\right) \right\}$ ”.

Figura 3.25: Variograma Gaussiano y Variable Regionalizada Asociada



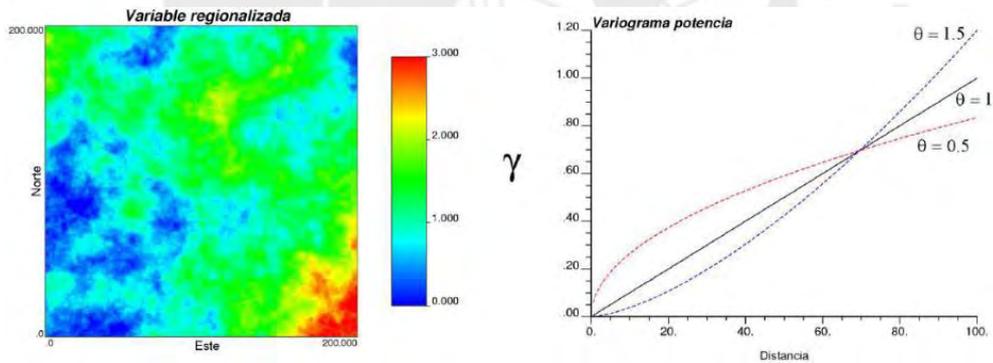
Fuente: Universidad de Chile (2021)

### 3.7.2.5 Modelo Potencia

Este variograma no posee alcance ni meseta, según Emery (207, p. 52), “el variograma potencia de pendiente  $\omega$  y exponente  $\theta$  se define como:”

$$\gamma(\mathbf{h}) = \omega|h|^\theta$$

Figura 3.26: Variograma Potencia y Variable Regionalizada Asociada



Fuente: Universidad de Chile (2021)

Emery (2008) define que “este variograma crece en forma indefinida. El exponente  $\theta$  puede variar entre 0 (variograma pepitico) y 2 (variograma parabólico). El modelo se llama *lineal* cuando el exponente vale 1” (p. 52).

## 2.7.3 Modelamiento de un Variograma Experimental

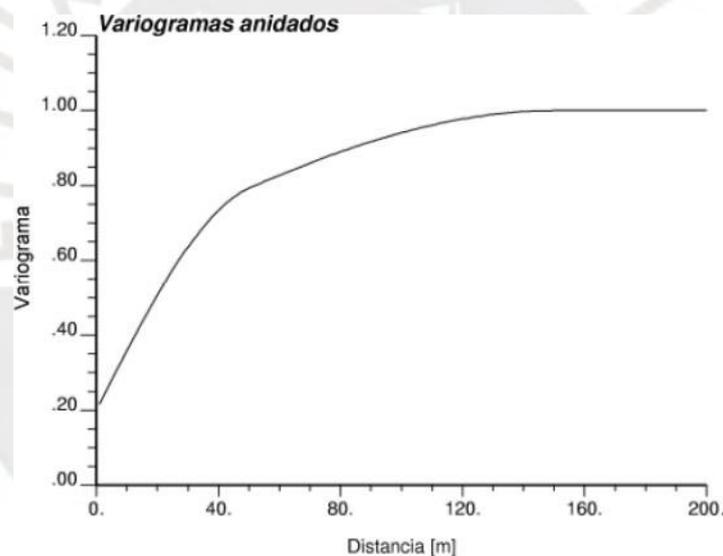
### 2.7.3.1 Modelos Anidados

Para obtener modelos más complejos, se puede sumar varios variogramas elementales. Se habla de “**variogramas anidados**”.

$$\gamma(h) = \gamma_1(h) + \gamma_2(h) + \dots + \gamma_s(h)$$

El uso de variogramas anidados permite modelar cambios de pendientes en los variogramas direccionales, tal como se puede ver en la figura 3.27.

Figura 3.27: Variograma Anidados Obtenidos por la Suma de un Efecto Pepita y dos Modelos Esféricos

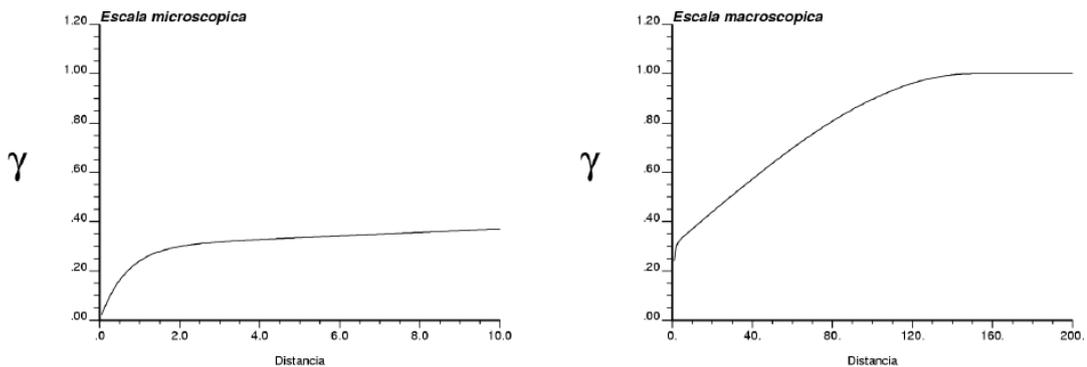


Fuente: Xavier Emery (2007)

### 2.7.3.2 Efecto Pepita

El concepto de variogramas anidados permite explicar una de las causas del **efecto pepita**: se trata de un modelo anidado de alcance muy corto con respecto a la escala de observación (“**micro-estructura**”).

Figura 3.28: Génesis de un Efecto Pepita



Fuente: Xavier Emery (2007)

Otras causas que generan un efecto pepita en el variograma experimental:

- ❖ Soporte de la medición demasiado pequeño: la amplitud del efecto pepita es inversamente proporcional al volumen (soporte) de la muestra
- ❖ Errores en la ubicación de los datos
- ❖ Muestreo preferencial en zonas de mayor variabilidad
- ❖ Soporte de la medición demasiado pequeño:

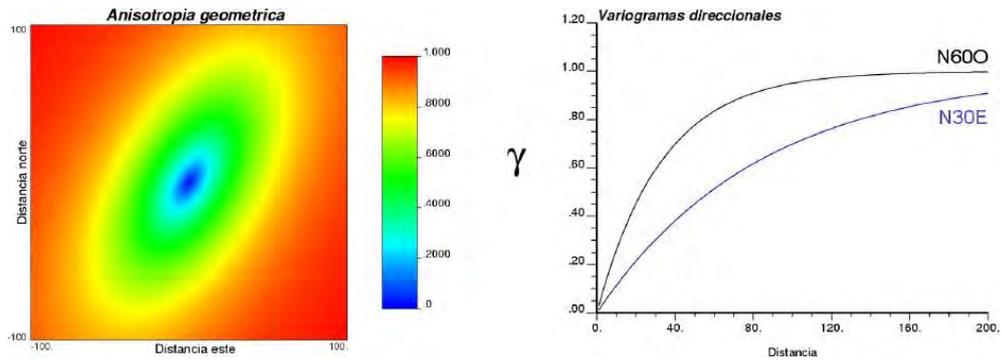
### 2.7.3.3 Anisotropías

Para Emery, “una forma para detectar las anisotropías consiste en graficar el mapa variográfico, o sea el mapa de valores del variograma experimental en función de la separación (distancia y orientación)” (2007, p. 54).

#### **Modelamiento: anisotropía geométrica**

Para Emery, “el mapa variográfico dibuja elipses (2D) o elipsoides (3D). Sólo se requiere especificar las direcciones principales (ortogonales) y los alcances correspondientes” (2007, p. 55).

Figura 3.29: Variograma con una Anisotropía Geométrica

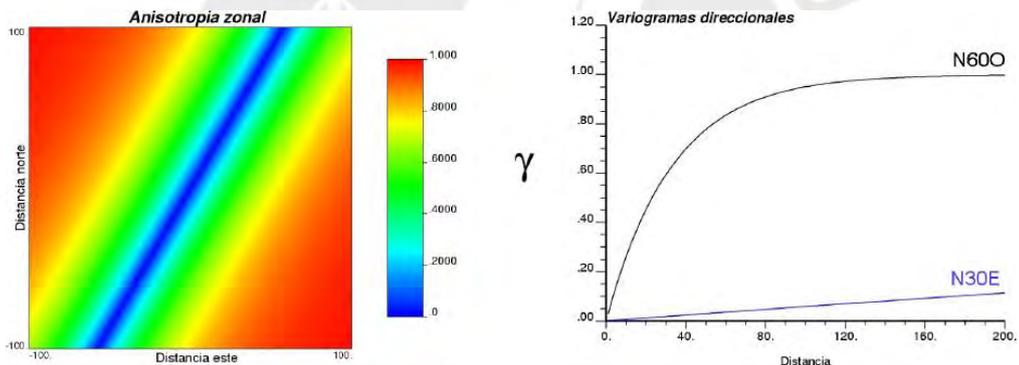


Fuente: Universidad de Chile (2021)

### Modelamiento: anisotropía zonal

El mapa variográfico dibuja bandas.

Figura 3.30: Variograma con una Anisotropía Zonal

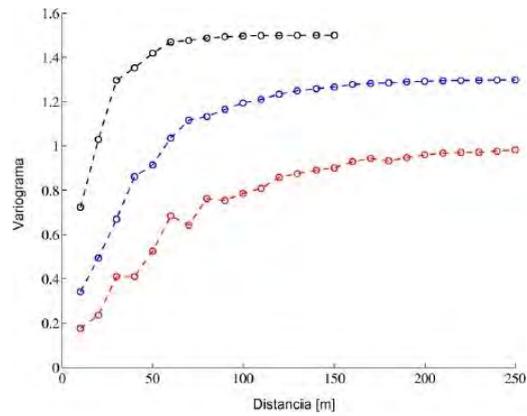


Fuente: Universidad de Chile (2021)

### 2.7.3.4 Reglas de Ajuste de Variogramas

Por ejemplo, si el modelo de variograma fuera de tipo esférico en una dirección y exponencial en otra, ¿cuál sería su expresión en una dirección diagonal?

Figura 3.31: Variograma con 3 variables



Fuente: Universidad de Chile (2021)

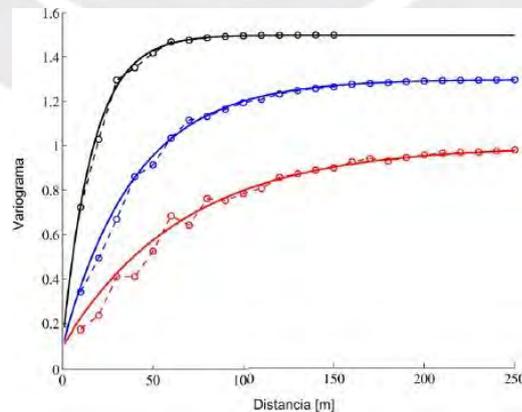
Al realizar un ajuste manual se realiza en prueba y error, se evalúa el variograma para poder;

- Determinar el efecto pepita.
- Determinar los alcances y mesetas en cada dirección.
- Determinar la cantidad y los tipos de modelos que se anidarán para el ajuste.

Considerando todo ello obteniendo así una ecuación de la varianza:

$$\gamma(\mathbf{h}) = 0.1\text{pepita} + 0.9 \exp(200m, 120m, 50m) + 0.3 \exp(\infty, 120m, 50m) + 0.2\exp(\infty, \infty, 50m)$$

Figura 3.32: Variograma Ajustado de 3 Variables

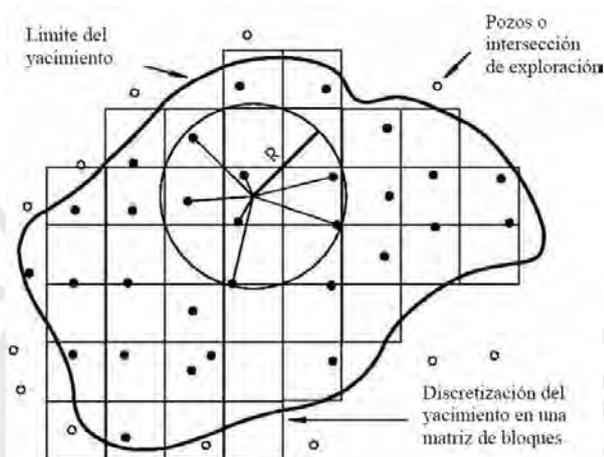


Fuente: Universidad de Chile (2021)

### 3.8 Estimación Local por Interpolación

La estimación se realiza en un soporte pequeño como las unidades o bloques dentro del yacimiento, se puede utilizar para determinar zonas de mayor interés (ricas individualmente) y para direccionar la explotación. Es tan importante como la estimación global, dado que errores locales pueden afectar al negocio en el corto plazo.

Figura 3.33: *Interpolación de un Bloque*



Fuente: Xavier Emery (2008)

Se busca estimar el valor desconocido de una variable regionalizada en un sitio dado del espacio, o el valor promedio de esta variable en un bloque, utilizando para ello los datos disponibles alrededor de este sitio o bloque. La técnica más utilizada para realizar estimaciones es el Kriging.

#### 3.8.1 Kriging

Para Emery (2007, p. 91), el **kriging** es un interpolador basado en el modelo de función aleatoria, que consiste en ponderar los datos según:

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

Según Matheron el kriging consiste en efectuar una ponderación, es decir atribuir un peso a la ley de cada muestra, estos pesos se calculan de

manera de hacer mínima la varianza de estimación resultante, considerando las características geométricas del problema (formas, dimensiones e implantación relativa del panel y de las muestras) (1969, p 47).

Según Matheron (1969, p. 47), el kriging cuantifica la **precisión** de la estimación, el sistema de kriging se obtiene al plantear tres restricciones:

**a. Restricción de linealidad**

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

La primera restricción consiste en escribir el estimador como una combinación lineal ponderada de los datos:

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

Buscar los ponderadores  $\{\lambda_a, a = 1 \dots n\}$

**b. Restricción de insesgo**

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

$$E[Z^*(X_0) - Z(X_0)] = 0$$

**c. Restricción de optimalidad**

Se busca minimizar la varianza del error cometido (*varianza de kriging*), Minimizar  $\text{var}[Z^*(X_0) - Z(X_0)]$

### 3.8.2 Plan de Kriging

#### ¿Cuáles son los datos para utilizar en la estimación?

Según Emery (2007, pp. 66-67), se puede utilizar todos los datos disponibles (**vecindad única**) o sólo una parte de ellos (**vecindad móvil**). La

palabra *vecindad* se refiere a la zona del espacio, centrada en el sitio a estimar, donde se busca los datos que servirán en la estimación.

### Forma de la vecindad móvil

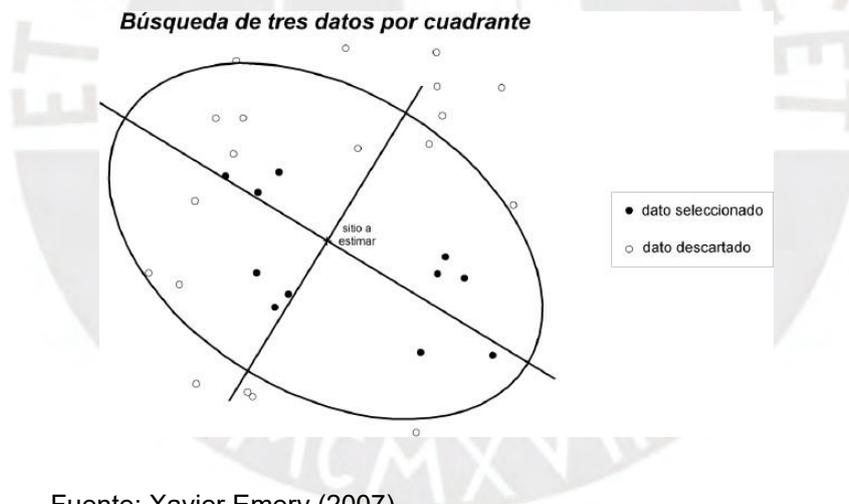
Idealmente, la vecindad debería tener la forma de las curvas de iso-correlación, para tomar en cuenta la anisotropía en la correlación espacial de los datos.

Por lo general, para simplificar, se toma una vecindad en forma de elipse (2D) o elipsoide (3D).

### División en sectores angulares

Para mejorar la repartición de los datos en torno al sitio a estimar, es recomendable dividir la vecindad en sectores angulares y buscar datos en cada sector.

Figura 3.34: *Vecindad Elíptica Dividida en Cuadrantes*



Fuente: Xavier Emery (2007)

### Validación Cruzada

Para verificar el desempeño de la estimación se utiliza la técnica de validación cruzada, con la que a partir del mismo plan de Kriging se estima cada uno de los datos en función de los demás, determinándose la diferencia entre el valor estimado y el valor real mediante un análisis estadístico.

### 3.8.3 Kriging Ordinario

Es otro tipo de Kriging donde se considera que la media de la variable a estimar no es conocida. Esta variante otorga mayor flexibilidad que el Kriging Simple, puesto que la media de la variable puede variar a escala global, siempre y cuando permanezca aproximadamente constante a escala local, permitiendo entonces enfrentar los casos de variables cuya media no es rigurosamente constante en el espacio (presencia de tendencias)

#### Hipótesis

- ❖ Se desconoce la **media** de la variable regionalizada
- ❖ Se conoce el **variograma**  $\gamma(h)$ , el cual puede o no tener meseta

Según Emery (2007, p. 92), el considerar el valor de la media como desconocido permite generalizar el estimador a situaciones donde esta media no es constante en el campo: la media puede variar de una región a otra del espacio, siempre que sea aproximadamente constante en cada vecindad de kriging. Estimador más “**robusto**”.

#### Restricción de linealidad

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

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

#### Restricción de insesgo

La esperanza del error de estimación es:

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

$$E[Z^*(X_0) - Z(X_0)] = a + \left[ \sum_{a=1}^n \lambda_a - 1 \right] m$$

Siendo  $m$  desconocida, la única alternativa es plantear

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

### Restricción de optimalidad

La varianza del error de estimación se expresa en función del variograma:

$$var[Z^*(x_0) - Z(x_0)] = \sum_{a=1}^n \sum_{\beta=1}^n \lambda_a \lambda_\beta \gamma(x_a - x_\beta) + 2 \sum_{a=1}^n \lambda_a \gamma(x_a - x_0)$$

Según Emery, "la minimización de esta expresión bajo la restricción de insesgo requiere introducir una incógnita adicional llamada **multiplicador de Lagrange**, denominada  $\mu$ " (2007, p. 130).

### Sistema de ecuaciones finales

$$\sum_{\alpha=1}^n \lambda_\alpha = 1$$

$$\alpha = 0$$

$$\forall a = 1 \dots n, \sum_{\beta=1}^n \lambda_\beta \gamma(x_a - x_\beta) - \mu = \gamma(x_a - x_0)$$

Mide las redundancias entre datos

Mide la influencia de los datos sobre el valor a estimar

### Escritura matricial del sistema de ecuaciones

$$\begin{pmatrix} \gamma(x_1 - x_1) & \dots & \gamma(x_1 - x_n) & 1 & \lambda_1 & \gamma(x_1 - x_0) \\ \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \gamma(x_n - x_1) & \dots & \gamma(x_n - x_n) & 1 & \lambda_n & \gamma(x_n - x_0) \\ 1 & \dots & 1 & 0 & -\mu & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma(x_1 - x_0) \\ \vdots \\ \gamma(x_n - x_0) \\ 1 \end{pmatrix}$$

Se resuelve por inversión matricial o pivote de Gauss.

### Precisión de la estimación

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

$$\sigma_{k_o}^2(x_0) = \sum_{a=1}^n \lambda_a \gamma(x_a - x_0) - \mu$$

En general (no siempre) se tiene

$$\sigma_{k_o}^2(x_0) \leq \sigma^2$$

Para clasificar los recursos y reservas nos basamos en el error a partir de la desviación estándar del Kriging, se muestra en la tabla 1.

Tabla 1 *Categorización de Reservas Según los Autores: Diehl & David (1982)*

<b>Autores</b>	<b>Probada</b>	<b>Probable</b>	<b>Posible</b>	<b>Inferida</b>
Diehl & David (1982)	Error: ±10% Conf.: >80%	Error: ± 20% Conf.: >60 - 80%	Error: ± 40% Conf.: > 40 - 60%	Error: ± 60% Conf.: > 20 - 40%
Wellmer (1983)	Error: ±10% Conf.: > 90%	Error: ± 20% Conf.: > 90%	Error: ±30% Conf.: >90%	Error: ± 50% Conf.: > 90%

**Nota.** La precisión se expresa en función de la desviación estándar kriging y el valor estimado kriging.

### Categorización de Recursos por Kriging

Por la varianza de estimación del Kriging

$X_B$ : Valor medio del bloque

$Y_B^2$ : Varianza del bloque

$Y_B = \sqrt{Y_B^2}$  Desviación estándar de bloques

$\frac{Y_B}{X_B} \times 100\%$  Coeficiente de variación del krigeado

Si  $Y_B \leq$  al 25% de  $X_B \rightarrow$  Medido

Si  $Y_B >$  al 25% y  $\leq$  45% de  $X_B \rightarrow$  Indicado

Si  $Y_B >$  al 45% de  $X_B \rightarrow$  Inferido

### 3.8.4 Propiedades del Kriging

**Nivel de Suavizamiento:** Hay que fijarse en el nivel de suavizamiento que presenta la estimación. Para realizar esto existen distintas herramientas como la comparación entre los resultados y las muestras. Existen otros métodos como el vecino más cercano o con un análisis de cambio de soporte.

### 3.9 Conciliación del Modelo

La conciliación del modelo se refiere a la comparación entre los resultados del proceso de estimación (pronósticos) con los nuevos datos provenientes de la explotación minera (in situ) o de nuevas campañas de sondajes. El análisis de las desviaciones sirve para generar medidas de acción en las diferentes etapas del proceso de estimación, con el fin de tener un mejoramiento de los modelos, lo que puede traducirse en un mayor cumplimiento de los planes mineros y en una mayor certeza para el valor del negocio.

Para llevar a cabo la conciliación se deben tener en cuenta las siguientes consideraciones:

**Unidad Básica de Conciliación:** Se define como el volumen sobre el que se llevará a cabo la conciliación. En general se escoge como medida el soporte del modelo de bloques, también puede ser un volumen representativo de un horizonte temporal específico o la comparación de un modelo completo actualizado con información de nuevos sondajes.

**Variable a Conciliar:** Es importante definir la variable a conciliar que no necesariamente es una ley metálica, ya que también puede ser un parámetro del

modelo geológico como la alteración, mineralización, densidad u otro parámetro geo-metalúrgico o geotécnico según la necesidad.

**Método de Explotación:** Para cada método de explotación se tendrán diferentes formas de realizar la conciliación. Esto es debido a los fenómenos particulares que los controlan, por ejemplo, en una mina subterránea de tipo block caving, es más común realizar la conciliación con el material extraído desde los puntos de extracción antes de la entrada de dilución, mientras que en rajo, se debe hacer una ponderación de los pozos de tronadura que componen la unidad de conciliación.

**Calidad de la Información:** La información con la que se realiza la conciliación debe ser de alta calidad, por lo que esta debe ser validada y analizada antes de utilizarla. También es importante considerar una medida de la densidad de roca para tener una mejor representatividad de la realidad de los finos.

**Representación de los Datos:** Para poder hacer la conciliación se pueden tomar en cuenta diferentes atributos como las unidades geológicas, la categorización, diferentes leyes de corte o zonas operacionales de la mina, con el fin de identificar cuál es el nivel de variabilidad [30].

**Horizonte Temporal:** Se debe definir bajo qué horizonte realizar la conciliación, teniendo en cuenta que para un menor horizonte temporal existe una mayor variabilidad (por ejemplo, una conciliación semanal) con respecto a un horizonte mayor (conciliación anual).

Serie de herramientas que sirven para el análisis de la conciliación de datos:

**Curvas Tonelaje Ley:** Se puede observar la sobreestimación o subestimación de las leyes y tonelajes al comparar la curva tonelaje ley determinada a través del modelo de recursos respecto a la desarrollada a partir del material realmente explotado.

**Diagrama de Dispersión con Leyes de Corte:** A partir de esta herramienta se obtiene la cantidad de material que realmente fue enviada por planificación al destino que le corresponde por su ley. Un bloque subestimado, en vez de ser enviado a procesar, puede ser enviado a botadero o bloques que no debían ser

parte de la envolvente económica del yacimiento pudieron ser considerados dentro de ésta.

**Error Relativo Según Leyes o Cronología:** Se grafica el error relativo entre los datos in-situ respecto a los resultados de la estimación por cronología (horizonte temporal) o según las leyes para poder apreciar periodos con malas conciliaciones o la existencia del efecto proporcional (mayor variabilidad en zonas de ley más alta).

### 3.10 Definición de Términos Básicos

- ❖ **Algoritmos:** Según Fadul (2004), “Es una serie de pasos organizados, que describe el proceso que se debe seguir, para dar solución a un problema específico” (Citado en Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, 2004).
- ❖ **Matlab:** “Es una plataforma de programación diseñada específicamente para que ingenieros y científicos analicen y diseñen sistemas y productos que transforman nuestro mundo, un lenguaje basado en matrices que permite la expresión más natural de las matemáticas computacionales” (MathWorks, 2018).
- ❖ **Leyes de Corte:** Leyes que delimitan a la reserva minera ya que cualquier valor menor a esta significa que el mineral no es económicamente explotable. El cálculo de este valor se considera el primer diseño en un proyecto minero del ingeniero de minas. Asegura la utilidad mínima o la no pérdida en una operación (Calder, 2001, p. 32)
- ❖ **Commodities:** “En un sentido muy básico, un commodities es un material tangible que se puede comerciar, comprar o vender. En minería es los precios de los minerales como el Oro, Plata, Cobre, ... “ (Instituto de Estudios Caja Sol, 2021).
- ❖ **Optimización:** “Ejecución de medidas para mejorar un proceso, como en el caso minero, de extracción que nos va a dar resultados económicos contabilizables, haciendo más efectivo y eficaz ha dicho proceso” (Valderrama Gutiérrez, 2018, p.12).

- ❖ **Yacimiento Mineral:** Es una formación dentro de la corteza terrestre con una concentración estadísticamente significativa de minerales. Esto, como consecuencia de procesos geológicos que han producido la acumulación de materia prima. Es decir, un yacimiento es un espacio donde naturalmente se han depositado una gran cantidad de minerales (Westreicher, 2021).  
Cabe señalar que los minerales son elementos que se extraen de la naturaleza para aprovechar sus propiedades, pudiendo servir como materia prima para distintos procesos industriales. Así, destacan el oro, el cobre, la plata, el zinc, etc.
- ❖ **Recurso Mineral:** Es una concentración u ocurrencia de material natural, sólido, inorgánico u orgánico fosilizado terrestre, de tal forma, cantidad y calidad, que existen perspectivas razonables para una eventual extracción económica. La localización, tonelajes, contenidos de los elementos o minerales de interés, características geológicas y el grado de continuidad de la mineralización es estimada, conocida o interpretada a partir de evidencias geológicas, metalúrgicas y tecnológicas específicas (Clasificación y definiciones tomadas del Código Chileno, 2016, p. 4).
- ❖ **Reserva Mineral:** Es aquella porción del Recurso Mineral Medido o del Recurso Mineral Indicado que es económicamente extraíble de acuerdo a un escenario productivo, medioambiental, económico y financiero derivado de un plan minero y en cuya evaluación se han considerado todos los factores modificantes (mineros, metalúrgicos, económicos, financieros, comerciales, legales, medioambientales, infraestructura, sociales y gubernamentales). La Reserva Mineral incluye pérdidas y diluciones con material ajeno circundante a esa porción de Recurso Mineral y que lo contamina por efectos de la extracción minera (Clasificación y definiciones tomadas del Código Chileno, 2016, p. 4).
- ❖ **Revisiones de Mapeo:** Se deben revisar las interpretaciones que realizan los geólogos sobre las muestras y confirmar que siguen los protocolos definidos en el yacimiento para que así exista una coherencia geológica. Las revisiones de mapeo deben ser un proceso de discusión, un trabajo en equipo que permita

determinar los problemas de interpretación y sus respectivas soluciones (CODELCO, 2007).

- ❖ **Blancos:** Uso de muestras de testigos o de preparación, de los que se tenga conciencia que tengan una muy baja o no detectable concentración del elemento que se quiere analizar (estéril). Se utiliza para controlar la contaminación de las muestras o de los equipos de muestreo (Smee and Associates Consulting Ltd, 2021, p. 14).
  
- ❖ **Duplicados:** Los duplicados corresponden a muestras que en teoría deberían ser idénticas. Se extraen ambas de un lote común bajo las mismas características de muestreo, y posteriormente son enviadas a análisis para comprobar cierto tipo de error. De esta forma se válida la precisión de la medición de una variable (cuando la dispersión del error de medición es pequeña). Se pueden incluir en diferentes etapas teniendo objetivos diferentes. Los duplicados externos corresponden a material pulverizado. Son enviados a diferentes laboratorios y su objetivo es determinar la exactitud analítica del laboratorio primario (Cáceres, 2015, p. 19).
  
- ❖ **Valor Actual Neto (VAN o VPN):** “El van es el valor de los flujos de ingresos y egresos futuros, actualizados a una tasa de descuento” (Gala Soldevilla, 2019)

## CAPÍTULO IV

### METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN

#### 4.1 Enfoque

El presente trabajo consiste en una investigación:

Buenas prácticas de predicción **cuantitativa** de recursos y reservas de mineral, utilizando programas en el Matlab. La predicción y algoritmos se realizan con una estrategia experimental y probar la relación Causa-Efecto, la causa es la aplicación de la Geoestadística con el apoyo del programa Matlab y como efecto la predicción del tonelaje y leyes de mineral en recursos y reservas de un yacimiento minero con dos variables (Cobre y Oro), con una ley de corte mínima que debe cubrir su costo total, todo ello según la clasificación de recursos adaptada del JORC.

#### 4.2 Diseño de la investigación

El diseño es **experimental** para obtener con el menor error posible las leyes de Cobre y Oro y sus cantidades (toneladas métricas) de un yacimiento minero, se realiza varias iteraciones de las variables para una mejor obtención de resultados, se sigue la siguiente secuencia:

Figura 4.1: Flujo de *Secuencia Para la Predicción de Recursos y Reservas*



Fuente: Elaboración propia

### 4.3 Población y muestra

Se cuenta con los datos de 31 sondajes diamantinos que se realizaron como proyecto greenfield o terreno a campo abierto. Para desarrollar la investigación se emplearon los archivos de Survey, Geology, Collar y Assays, estos contienen:

- ❖ Survey: Código de sondaje, distancia, azimut, inclinación (algunos sondajes presentan desviaciones).
- ❖ Geolgy; Código de sondaje, distancias **from & to**, litología (nombre o código).
- ❖ Collar: Código de sondaje, coordenadas de ubicación (Este, Norte y Cota).
- ❖ Assays: Código de sondaje, distancias **from & to**, ley de mineral (Cobre y oro).

Figura 4.2: Resultados de los Sondajes Diamantinos

A1	BHID	AT	BRG	DIP
1	LVD99-01	0	270	40
2	LVD99-01	94	268	45
3	LVD99-01	174.02	274	45
4	LVD99-02	0	270	70
5	LVD99-02	150	276	71
6	LVD99-02	167	276	71
7	LVD99-02	233.9	277	71
8	LVD99-06	0	270	65
9	LVD99-06	100	270	67
10	LVD99-06	162	268.5	67
11	LVD99-07A	0	270	48.5
12	LVD99-07A	72	270	52
13	LVD99-08	0	270	45
14	LVD99-09	0	270	60
15	LVD99-09	50	270	66
16	LVD99-09	150	267	61
17	LVD99-09	200	267	63.5

C19	BHID	FROM	TO	LITO
1	LVD99-01	0.00	2.30	1
2	LVD99-01	2.30	3.50	1
3	LVD99-01	3.50	4.85	1
4	LVD99-01	4.85	5.80	1
5	LVD99-01	5.80	12.00	1
6	LVD99-01	12.00	17.70	1
7	LVD99-01	17.70	20.45	1
8	LVD99-01	20.45	22.20	1
9	LVD99-01	22.20	24.85	1
10	LVD99-01	24.85	30.85	1
11	LVD99-01	30.85	36.80	1
12	LVD99-01	36.80	45.85	1
13	LVD99-01	45.85	49.50	1
14	LVD99-01	49.50	63.85	1
15	LVD99-01	63.85	66.86	1
16	LVD99-01	66.86	70.20	1
17	LVD99-01	70.20	75.00	1

D1	BHID	YCOLLAR	XCOLLAR	ZCOLLAR
1	LVD99-01	17473.12	21959.74	3689.56
2	LVD99-02	17474.38	21994.75	3678.75
3	LVD99-06	17350.21	22014.57	3659.27
4	LVD99-07A	17524.16	22177.07	3627.52
5	LVD99-08	17723.51	22081.13	3588.17
6	LVD99-09	17599.28	22119.32	3605.22
7	LVD99-12	17524.94	22129.03	3618.79
8	LVD99-14	17673.41	22097.6	3595.42
9	LVD99-16	17704.1	22076.32	3588.38
10	LVD99-22	17727.66	22030.01	3578.18
11	LVD99-23	17474.79	22087.56	3626.17
12	LVD99-25	17444.87	22082.62	3635.23
13	LVD99-26	17593.03	22020.81	3645.41
14	LVD99-27	17523.63	22026.45	3649.57
15	V97-08	17588.013	22062.775	3600.798
16	V97-09	17644.235	22041.509	3594.247
17	V97-10	17618.092	22058.417	3597.468

D27	BHID	FROM	TO	Ley de cobre	Ley de Au
1	LVD99-01	2.30	4.00	0.129	0.013
2	LVD99-01	4.00	6.00	0.115	0.039
3	LVD99-01	6.00	8.00	0.281	0.273
4	LVD99-01	8.00	10.00	2.021	0.65
5	LVD99-01	10.00	12.00	1.963	0.117
6	LVD99-01	12.00	14.00	2.897	0.026
7	LVD99-01	14.00	16.00	2.264	0.039
8	LVD99-01	16.00	18.00	2.047	0.091
9	LVD99-01	18.00	20.00	2.008	0.026
10	LVD99-01	20.00	22.00	2.341	0.013
11	LVD99-01	22.00	24.00	2.665	0.013
12	LVD99-01	24.00	26.00	2.222	0.026
13	LVD99-01	26.00	28.00	2.323	0.104
14	LVD99-01	28.00	30.00	2.594	0.117
15	LVD99-01	30.00	32.00	2.727	0.312
16	LVD99-01	32.00	34.00	2.553	0.078
17	LVD99-01	34.00	36.00	2.566	0.091

Fuente: Elaboración propia

Para poder procesar esta información con el Matlab, se requiere las coordenadas de cada ley de mineral con sus respectivas litologías, para ello; mediante conceptos matemáticos de geometría analítica (vectores en 3D), se calcula apoyados en Excel y se debe guardar en formato “.DAT”, que fácilmente podemos visualizar con **Bloc de Notas** y corregir si hay alguna información que se considere, una vez realizado los cálculos se tiene un total de 2,890 datos para ser procesados, el cual contiene las coordenadas (Este, Norte y Cota), ley de Cobre, ley de Oro y litología. En la figura 4.3 se observa la presentación de los datos

obtenidos, cabe mencionar que se descuenta los valores mínimos de las coordenadas ya que el Matlab lo reconoce con valores pequeños.

Figura 4.3: *Formato de Información para Matlab*

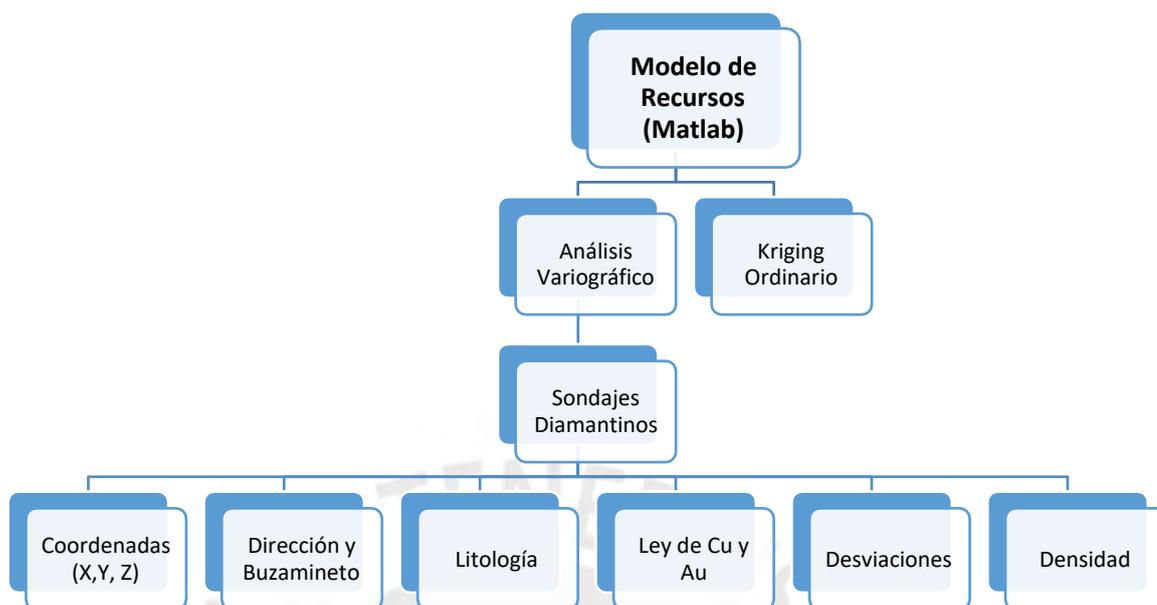
Sondajes de exploracion					
6					
Este					
Norte					
Cota					
Ley de cobre					
Ley de oro					
Tipo de roca					
127.33	128.12	306.54	0.129	0.013	1
125.91	128.12	305.35	0.115	0.039	1
124.38	128.12	304.06	0.281	0.273	1
122.85	128.12	302.77	2.021	0.65	1
121.31	128.12	301.49	1.963	0.117	1
119.78	128.12	300.20	2.897	0.026	1
118.25	128.12	298.92	2.264	0.039	1
116.72	128.12	297.63	2.047	0.091	1
115.19	128.12	296.35	2.008	0.026	1
113.65	128.12	295.06	2.341	0.013	1
112.12	128.12	293.78	2.665	0.013	1
110.59	128.12	292.49	2.222	0.026	1
109.06	128.12	291.20	2.323	0.104	1
107.52	128.12	289.92	2.594	0.117	1
105.99	128.12	288.63	2.727	0.312	1
104.46	128.12	287.35	2.553	0.078	1
102.93	128.12	286.06	2.566	0.091	1
101.40	128.12	284.78	2.082	0.104	1
99.86	128.12	283.49	2.024	0.013	1

Fuente: Elaboración propia

#### 4.4 Técnica e instrumentos para recolectar datos

La técnica para la adquisición de datos es la perforación diamantina realizadas en campo, éstas son analizadas por geólogos para recabar sus características geológicas (mapeo), y posteriormente, son enviadas a preparación mecánica con el fin de producir submuestras para realizar diferentes tipos de ensayos (analíticos, geometalúrgicos, geotécnicos, etc.). Para el estudio se requiere los resultados analíticos de los ensayos, estos datos nos llevarán al modelo de recursos y aplicando el costo operativo obtendremos el modelo de reservas. Podemos ver en la figura 4.4 los resultados que se requieren para obtener los modelos, y en la Tabla 2 los parámetros para determinar la ley de corte.

Figura 4.4: Diagrama de Flujo Para Predecir los Recursos



Fuente: Elaboración propia

Tabla 2. Parámetros Para Determinar la Ley de Corte

Parámetros	Valor	Unidad
Costo de mina		USD/t
Costo de planta		USD/t
Costo de venta de Cu		USD/lb
Precio Cu		USD/lb
Recuperación de Cu		%
Costo de venta de Au		USD/onza troy
Precio de Au		USD/onza troy
Recuperación de Au		%

Nota. Una vez seleccionado el método de explotación aplicando UBC Mining Method Selector por Nicholas D, se realiza cálculos para la obtención de costos operativos en tajo abierto.

#### 4.5 Análisis Para Predecir Recursos

Las etapas de predicción para los recursos quedan sujetas a ciertos principios de aplicación de los códigos internacionales (JORC, NI 43-101,

CRIRSCO) y del Peruano que fue adaptado del código JORC publicado por la Bolsa de Valores de Lima que son: la Transparencia, que corresponde a la presentación clara, oportuna e inequívoca de la información; la Materialidad, que trata de que toda la información relevante debe estar razonablemente dispuesta y accesible.

El profesional que pretende predecir o estimar recursos mineros los de un proyecto, sea con muestras no solamente de sondajes diamantinos sino también de muestras y resultados de algunas labores subterráneas, o mediante perforación con brocas triconos y recuperación por aire inverso (detritos), etc. Y este profesional va a necesitar el apoyo necesario de un computador y un programa que se utilice para dicho fin, deben cumplir estrictamente el esquema general para predecir recursos, tal como se muestra en la figura 4.5

Figura 4.5: Esquema General para Predecir Recursos



Fuente: Elaboración Propia

## ❖ **Adquisición y Gestión de la Información**

La adquisición y la gestión de información son partes fundamentales del proceso de predicción de recursos. Primero: Éstas son analizadas por geólogos para recabar sus características geológicas (mapeo), y posteriormente, son enviadas a preparación mecánica con el fin de producir sub - muestras para realizar diferentes tipos de ensayos (analíticos, geometalúrgicos, geotécnicos, etc.). La segunda se centra en el flujo de las muestras e información obtenida, las que deben quedar almacenadas de manera física y digital para asegurar su materialidad y trazabilidad, esta mitad de muestras quedan con la zona de almacén prevista por la empresa interesada, toda esta información se tiene en extensión “.csv” (Collars, Assays, Geology y Survey). Este tipo de información son legibles con los programas mineros, pero, para poder usar el Matlab toda esta información se recopila en una sola data con extensión “.DAT” y esta es muy sencilla de editarlo con Bloc de notas, cada compósito debe contar con sus coordenadas (X, Y, Z), variables (Ley Cu, Ley Au, tipo de roca, ...), tal como se mostró en la figura 4.3

## ❖ **Modelamiento Geológico**

Estos procesos controlan la composición química y mineralógica del yacimiento, las condiciones estructurales y por consecuencia, el comportamiento del material frente a los diferentes procesos productivos a los que será sometido. Por lo tanto, el modelo geológico sirve como base para la construcción del modelo de estimación, del geotécnico, del hidrogeológico, del geometalúrgico y del de reservas, siendo el sustento para la toma de decisiones y para toda la estrategia del planeamiento de mina, una vez que el proyecto sea rentable económica y se cuente con todas las viabilidades aprobadas.

## ❖ **Estimación de variables Cuantitativas**

Se tiene como objetivo generar un modelo que represente la distribución de las leyes de estudio, en este caso del Cu y Au, tonelajes y otras variables relevantes del yacimiento. Al igual que en el caso del modelamiento geológico, se pueden realizar modelos de estimación en

función de diferentes horizontes temporales y con distintos objetivos. Estos son principalmente evaluar proyectos en etapas tempranas, valorizar compras y ventas, su uso como base para tomar decisiones y ser el sustento de promesas de producción (tanto en el largo como en el corto plazo). Incorporando un aspecto matemático-estadístico para entregar resultados insesgados, por ello nos apoyamos de programas que cuenten con estas herramientas, como es el uso del Matlab con programación de las matemáticas, y el programa es de fácil uso y no tan complejo como el Vulcan, Datamine, ...

#### ❖ **Clasificación de Recursos**

La clasificación o categorización de recursos busca entregar una medida del nivel de confianza que se tiene de la exactitud y precisión de las leyes y tonelajes estimados de uno o más elementos de interés del yacimiento, para este caso el estudio de leyes de Cu y Au con sus respectivas toneladas. Todas estas informaciones se basan en la cantidad de información, calidad de datos (QA/QC de registro físico, muestreo, análisis químico, mapeos, perforaciones, etc.).

Existen autores que plantean unos parámetros para que las confianzas sean cercanas al 100%, todo ello depende de las varianzas para poder calcular los errores y comparar según las propuestas de clasificaciones.

Según Diehl & David, los resultados cuantitativos obtenidos en la clasificación de recursos son;

- ❖ Recursos Medidos: confianza mayor a 80%
- ❖ Recursos Indicados: confianza entre 60% – 80%
- ❖ Recursos Inferidos: confianza entre 20% - 60%

## CAPÍTULO V

### CASO PRÁCTICO

#### 5.1 Conociendo el Programa Matlab

##### Modo de Uso del Matlab

Como lo explica la Universidad de Chile (2021, pp. 3-4), cada rutina (por ejemplo, *gamv.exe*) funciona una vez que se complete el archivo de parámetros con formato ASCII (por ejemplo, *gamv.par*). Luego, se puede ejecutar la rutina, y especificar el nombre del archivo de parámetros cuando se le solicita; ¿Which parameter file do you want to use? *gamv.par*

Si no se especifica archivo de parámetros alguno, por defecto se creará un archivo con el nombre *gamv.par* (en caso de que este último no exista), o se usará el archivo por defecto *gamv.par* (en caso de que este último exista).

##### Formato de Archivos de Entrada

Si el archivo está en Excel, solo tienen que grabarlo con extensión .DAT, ejemplo; "Muestras.Dat" e inmediatamente tu archivo está guardado en extensión DAT y el archivo se abre con Bloc de notas.

##### Lista de Rutinas Principales

Los programas son los siguientes:

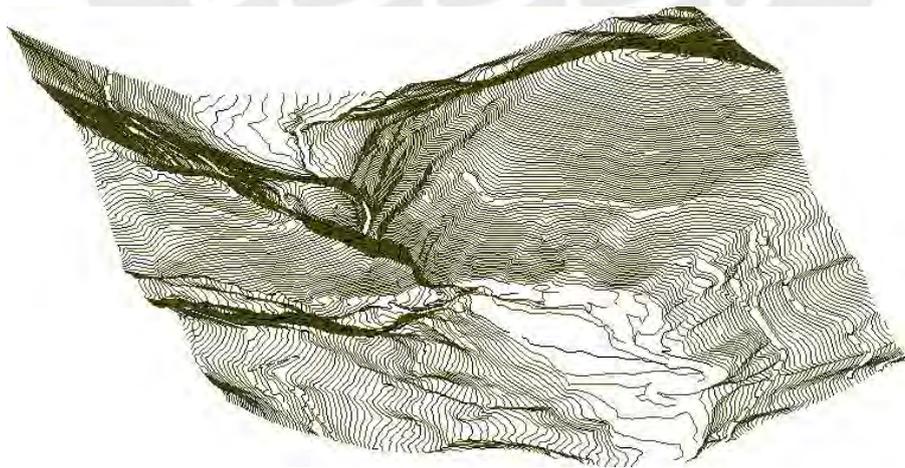
- ❖ Cokrige
- ❖ Creategrid
- ❖ Declus
- ❖ Distribution
- ❖ Gamv
- ❖ Hscatt
- ❖ Locmap
- ❖ Pixelplt
- ❖ Scatplt
- ❖ Vargfit

## Desventajas del uso del Matlab

- ❖ EL modelo de bloques solo se puede visualizar en 2D como archivo JPG.
- ❖ Para poder realizar diseños mineros, se debe importar la información del Excel en donde están las coordenadas, leyes y tonelajes, etc. Para que el programa comercial reconozca y recién pueda diseñarse la mina.
- ❖ La información no debe superar las 1'000,000 de datos. Las empresas de pequeña escala están dentro del rango, entonces los consultores para esa escala, institutos, universidades pueden realizar normalmente un trabajo geoestadístico sin problemas.
- ❖ Cuando la cantidad de información supera su límite, los resultados calculados tienen un error encima de 5% llegando hasta un 10%.
- ❖ Para determinar unas reservas económicas, el programa no considera todos los factores modificadores (Código de Jorc), tales como los permisos, licencias sociales y ambientales. El programa solo realiza cálculos cuantitativos, indicando la reserva del yacimiento minero.  
La solución de conflictos sociales y ambientales es trabajo liderado por el estado involucrando a las comunidades y empresa.

## 5.2 Estudio Exploratorio de Datos

Figura 5.1: Vista en 3D del Proyecto



Fuente: Elaboración propia

### 5.2.1 Base de Datos del Proyecto

El tamaño de la malla de sondajes del proyecto tiene una relación directa en función de la complejidad del yacimiento. Bloques rodeados de suficientes muestras tienen la confiabilidad de ser definidos como medidos o indicados, sin embargo, si se encuentran lejos de los sondajes, su clasificación solo puede ser de inferidos. También hay que considerar que las mallas no siempre son regulares como el presente estudio. El problema de este enfoque es que las dimensiones de las mallas umbrales no necesariamente deberían ser del mismo tamaño en todas las zonas del yacimiento y en algunos casos se utilizan por igual. Por ejemplo, los recursos en zonas complejas pueden clasificarse como medidos o indicados utilizando el mismo criterio o tamaño de malla que una zona de menor complejidad. Esto no es adecuado ya que una zona compleja puede requerir una mayor cantidad de información para ser representada correctamente, y de esta forma asegurar los mismos niveles de confiabilidad.

El nombre que se les asigne a cada sondaje no debe cumplir un patrón indicado, más al contrario algo que se preste para un mejor reconocimiento en campo.

La base de datos inicial es de 31 sondajes diamantinos, estos taladros recogen toda la información que se requiere en sus testigos para poder analizarlos mediante experiencia de los profesionales y resultados de laboratorios, como ejemplo se tiene la información que contiene "Collar" en cualquier proyecto minero:

*Tabla 3. Ubicación de los Sondajes (Collar)*

<b>BHID</b>	<b>YCOLLAR</b>	<b>XCOLLAR</b>	<b>ZCOLLAR</b>
LVD99-01	17,473.12	21,959.74	3,689.56
LVD99-02	17,474.38	21,994.75	3,678.75
LVD99-06	17,350.21	22,014.57	3,669.27
LVD99-07A	17,524.16	22,177.07	3,627.52
LVD99-08	17,723.51	22,081.13	3,588.17
LVD99-09	17,599.28	22,119.32	3,605.22
LVD99-12	17,524.94	22,129.03	3,618.79
LVD99-14	17,673.41	22,097.60	3,595.42

LVD99-16	17,704.10	22,076.32	3,588.38
LVD99-22	17,727.66	22,030.01	3,578.18
LVD99-23	17,474.79	22,087.56	3,626.17
LVD99-25	17,444.87	22,082.62	3,635.23
LVD99-26	17,593.03	22,020.81	3,645.41
LVD99-27	17,523.63	22,026.45	3,649.57
V97-08	17,588.01	22,062.78	3,600.80
V97-09	17,644.24	22,041.51	3,594.25
V97-10	17,618.09	22,058.42	3,597.47
V97-13	17,547.12	21,922.26	3,621.76
V97-16	17,614.10	22,118.71	3,604.89
V97-17	17,516.16	22,072.45	3,616.07
V97-18	17,645.06	22,104.71	3,601.24
V97-19	17,676.00	22,100.00	3,597.00
V97-22	17,783.59	22,062.23	3,581.34
V97-26	17,446.74	21,958.45	3,703.35
V97-27	17,376.58	21,912.22	3,710.85
V97-29	17,412.49	21,931.89	3,714.78
VRC97-02	17,551.18	21,992.96	3,660.59
VRC97-03	17,551.62	21,984.65	3,660.61
VRC97-08	17,547.03	21,915.77	3,621.86
VRC97-11	17,452.27	21,984.41	3,683.24
VRC97-14	17,783.59	22,065.23	3,581.34

Fuente: Resultados del área de geología.

Para poder trabajar en Matlab, este no reconoce coordenadas con números grandes, por lo que se resta en Este 21,830 m, en Norte se resta 17,345 m y en cota se resta 3,381 m.

Se logra calcular las coordenadas de cada compósito y cada compósito están entre 1 y 1.5 m, llegando a tener 2,890 datos en formato “.DAT” que es muy fácil de abrir en hojas Excel o Bloc de notas para poder editarlas, tal como se muestra en la tabla N° 4.

Tabla 4. Formato de Datos Para Matlab

<b>X</b>	<b>Y</b>	<b>Z</b>	<b>Ley de cobre (%)</b>	<b>Ley de oro (gr/t)</b>	<b>Tipo de roca</b>
127.33	128.12	306.54	0.129	0.013	1
125.91	128.12	305.35	0.115	0.039	1
124.38	128.12	304.06	0.281	0.273	1

122.85	128.12	302.77	2.021	0.65	1
121.31	128.12	301.49	1.963	0.117	1
119.78	128.12	300.20	2.897	0.026	1
118.25	128.12	298.92	2.264	0.039	1
116.72	128.12	297.63	2.047	0.091	1
115.19	128.12	296.35	2.008	0.026	1
113.65	128.12	295.06	2.341	0.013	1
112.12	128.12	293.78	2.665	0.013	1
110.59	128.12	292.49	2.222	0.026	1
109.06	128.12	291.20	2.323	0.104	1
107.52	128.12	289.92	2.594	0.117	1
105.99	128.12	288.63	2.727	0.312	1
104.46	128.12	287.35	2.553	0.078	1
102.93	128.12	286.06	2.566	0.091	1
101.40	128.12	284.78	2.082	0.104	1
99.86	128.12	283.49	2.024	0.013	1
98.33	128.12	282.21	1.967	0.234	1
96.80	128.12	280.92	2.484	0.052	1
95.27	128.12	279.63	2.369	0.117	1
93.74	128.12	278.35	2.277	0.221	1
92.20	128.12	277.06	2.852	1.573	1
90.67	128.12	275.78	1.99	0.091	1
89.14	128.12	274.49	1.967	0.052	1
87.61	128.12	273.21	2.737	0.052	1
86.08	128.12	271.92	2.634	0.065	1
84.54	128.12	270.64	2.116	0.052	1
83.01	128.12	269.35	2.484	0.052	1
81.48	128.12	268.06	2.875	0.065	1
79.95	128.12	266.78	2.381	0.312	1
:	:	:	:	:	:

Fuente: Elaboración propia

## 5.2.2 Ubicación de Datos

### Uso del Programa Locmap

Según la Universidad de Chile (2021, p. 16), la rutina genera mapas de datos ubicados en forma irregular en el espacio: vistas en planta y secciones (2D) y/o vistas 3D. Puede ser aplicado tanto a variables continuas como categóricas.

Esta rutina genera archivos de salida con extensión *.png*, con los mapas de las variables.

Figura 5.2: Programa Para Generar Planos en 2D y 3D

```

Parameters for LOCMAP
*****

START OF PARAMETERS:
Data.dat          % file with data
1 2 3            % columns for coordinates
4 5             % columns for continuous variables
Cu Au           % continuous variable names
6              % columns for categorical variables
RockType        % categorical variable names
-1.0 1.0e11     % trimming limits for data values
1 1 1 1        % use same scaling for X? Y? Z? XYZ? (1=yes, 0=no)
0.0 0.0 0.0    % lower limits for X, Y, Z axes
400.0 600.0 140.0 % upper limits for X, Y, Z axes
1              % continuous variables: 0=gray scale, 1=color scale
0.0 0.0       % lower limits for gray/color scales
3.0 30.0      % upper limits for gray/color scales
rockcodes.txt % categorical variables: files with category codes, names and RGB colors
10           % plot every n data points
1           % symbol size: 0.5=small, 1=regular, 2=big
locmap      % basename for output files
3          % number of filters
4          % filter no.1: column number
0.0        % lower trimming limit(s)
10.0       % upper trimming limit(s)
5          % filter no.2: column number
0.0        % lower trimming limit(s)
20.0       % upper trimming limit(s)
6          % filter no.3: column number
4 20       % lower trimming limit(s)
4 20       % upper trimming limit(s)

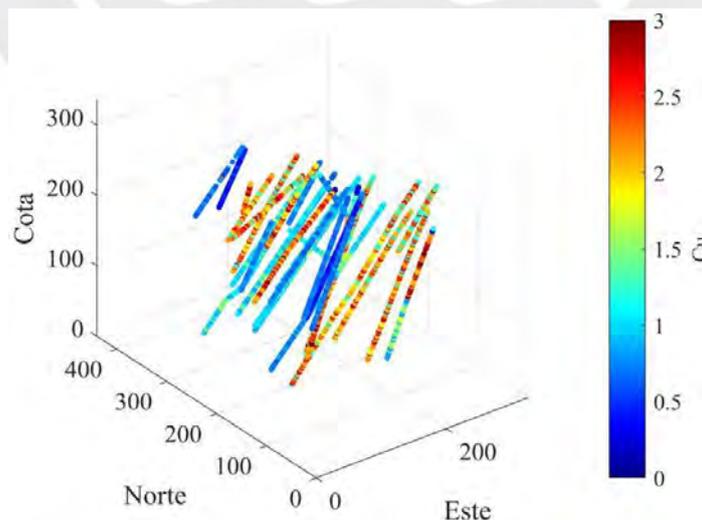
In this example: selected data are the ones such that the copper grade (column 4) is between 0.0 and 10.0
(inclusive), the gold grade (column 5) is between 0.0 and 20.0, and the rock type (column 6) is either 4 or 20

```

Fuente: Elaboración propia

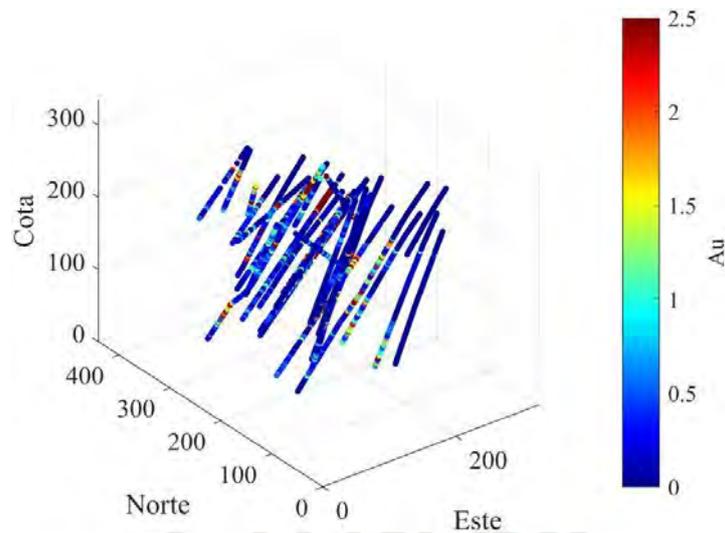
Del caso de estudio los sondeos exploratorios están contenidos en un paralelepípedo de aproximadamente. 325m (N) x 440m (E) x 335m (Cota).

Figura 5.3: Vista de los Sondeos en 3D, Planta, Perfil y Alzado, con las leyes de Cu



Fuente: Elaboración propia

Figura 5.4: Vista de los Sondajes en 3D, con las leyes de Au



Fuente: Elaboración propia

### 5.2.3 Análisis Estadístico

#### Uso del Programa Declus

Según la Universidad de Chile (2021, p. 9), “esta rutina calcula ponderadores para desagrupar a datos ubicados irregularmente en el espacio. El ponderador asignado a un dato es inversamente proporcional a la cantidad de datos ubicados en una celda rectangular centrada en el dato objetivo”. *Para ver el detalle del programa ver en Anexo 9.*

#### Uso del Programa Distribution

Según la Universidad de Chile (2021, p. 10), “esta rutina permite calcular estadísticas y herramientas gráficas de la distribución de una o más variables”. *Para ver el detalle ver en Anexo 9.*

En el caso de estudio en la Zona Mineral 1 (Granitoide) tiene las leyes más bajas de Cu y en la zona de mineral Otras Brechas se tienen la ley más alta de Cu. Se aplica el desagrupamiento (declustering) al ser la malla de muestreo irregular en el espacio.

Tabla 5. Estadística Aplicando Declustering

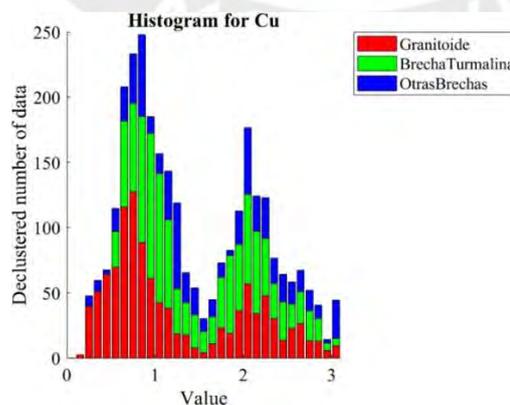
DECLUSTERED UNIVARIATE STATISTICS				
*****				
Statistics for Cu:				
	Global	Granitoide	BrechaTurmalina	OtrasBrechas
number of data:	2890	1373	975	542
mean value:	1.428	1.234	1.499	1.637
variance:	0.598	0.608	0.443	0.737
minimum:	0.115	0.115	0.541	0.235
lower quartile:	0.794	0.644	0.923	0.878
median:	1.188	0.896	1.286	1.409
upper quartile:	2.070	1.991	2.054	2.208
maximum:	5.980	5.241	3.373	5.980
Statistics for Au:				
	Global	Granitoide	BrechaTurmalina	OtrasBrechas
number of data:	2890	1373	975	542
mean value:	0.538	0.482	0.648	0.442
variance:	3.280	1.030	1.687	9.946
minimum:	0.000	0.000	0.000	0.000
lower quartile:	0.026	0.052	0.099	0.009
median:	0.130	0.156	0.273	0.013
upper quartile:	0.455	0.468	0.637	0.026
maximum:	45.240	14.079	24.687	45.240

Fuente: Elaboración propia

### 5.2.4 Histogramas

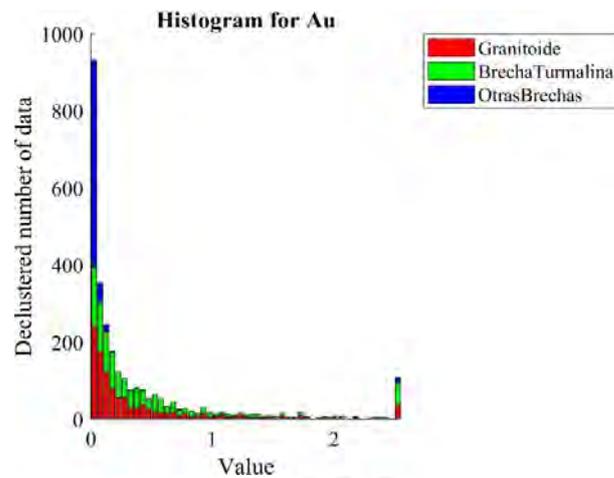
En la figura 5.5 se observa que las leyes de cobre más altas están en rocas Otras brechas y en Brechas turmalinas, mientras que en otras Granitoide las leyes son más bajas.

Figura 5.5: Histograma de Leyes de Cobre con su Litología



Fuente: Elaboración propia

Figura 5.6: *Histograma de leyes de Au con su Litología*



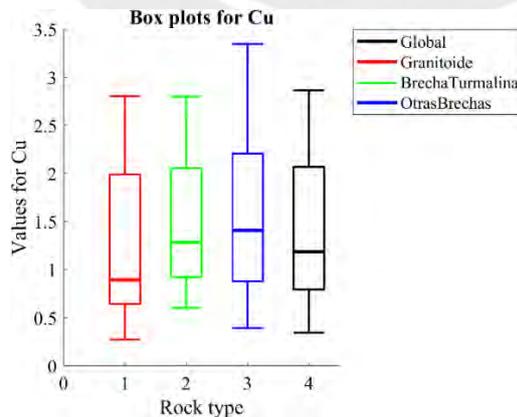
Fuente: Elaboración propia

En la figura 5.6 se observa que las leyes de oro más altas están en rocas Granitoide y en brechas turmalinas, en las demás las leyes de oro son más bajas.

### 5.2.5 Diagrama de Cajas

En la figura 5.7 se visualiza los cuartiles de las leyes y su mediana, las mejores leyes se encuentran en Otras Brechas con una ley de 1.64% de Cu y la ley más baja está en rocas Granitoide con una ley media de 1.23%, y como global tenemos una ley de 1.43% de ley de Cu, las cajas nos ayudan a visualizar su representatividad de leyes según el tipo de roca.

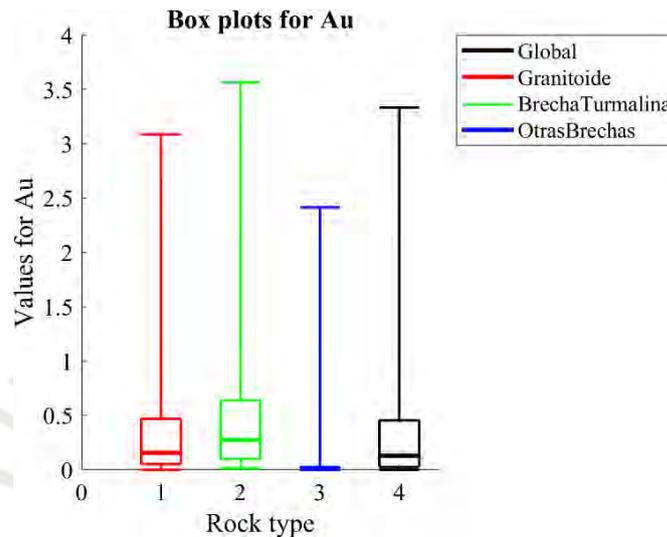
Figura 5.7: *Box plots de Cu y su Litología*



Fuente: Elaboración propia

En la figura 5.8 se visualiza los cuartiles de las leyes y su mediana, las mejores leyes de oro se encuentran en brecha turmalina con una ley de 0.45 g/t de Au y la ley más baja de Au está en rocas Otras brechas con una ley media de 0.05 g/t, y como global tenemos una ley de 0.2 g/t de Au, las cajas nos ayudan a visualizar su representatividad de leyes según el tipo de roca.

Figura 5.8: *Box plots de Au y su Litología*



Fuente: Elaboración propia

### 5.3 Análisis Variográfico

#### Uso del Programa Gamv

Según la Universidad de Chile (2021, p. 14), “esta rutina permite calcular covarianzas o variogramas experimentales, directos y cruzados, de las variables que se indiquen como entrada”. *Para ver el detalle ver en Anexo 9.*

#### Variograma Experimental de dos variables (Cu y Au)

Tabla 6. *Parámetros del Variograma de Cu y Au*

Start of Parameters:	
declus.out	% file with data
1 2 3	% columns for coordinates
4 5	% columns for data values
7	% column for declustering weights (0=not used)
Cu Au	% variable names
-1.0 1.0e21	% trimming limits and top-cut values for data

---

```

4                                % number of directions
0.0  90.0 60.0 40.0 5.0 32 2.5    % direction 1: azm,atol,dip,dtol,lag,nlag,lagtol
45.0 90.0 70.0 50.0 6.0 26 3.0    % direction 2: azm,atol,dip,dtol,lag,nlag,lagtol
90.0 90.0 60.0 50.0 7.0 22 3.5    % direction 3: azm,atol,dip,dtol,lag,nlag,lagtol
135.0 90.0 70.0 30.0 8.0 20 4.0    % direction 4: azm,atol,dip,dtol,lag,nlag,lagtol
1 0 0 0 0 0 0 0 0 0                % compute variogram types 1, 2, ..., 11? (1=yes, 0=no)
3                                    % 0=no display, 1=display direct and cross variograms in a single figure, 2=display in
multiple figures; 3=display only direct variograms
0 6                                  % display numbers of pairs? (1=yes, 0=no), font size for display
gamv                                  % basename for output files

```

Available variogram types:

1: Traditional variogram

Fuente: Al usar Gamv se realiza 4 variables con direcciones y dip diferentes

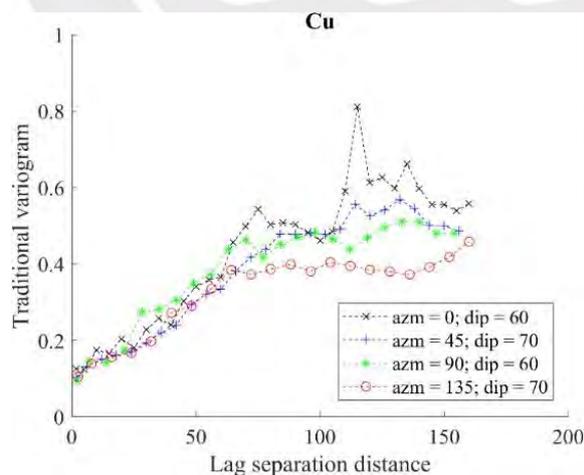
---

Los variogramas correspondientes a 4 direcciones en el plano horizontal y 4 en el eje vertical, según parámetros definidos en la tabla N° 6.

Los variogramas muestran alcance y mesetas similares (éstas últimas similares a Varianza de Cu= 0,45). Se induce que el yacimiento puede tener comportamiento Isotrópico.

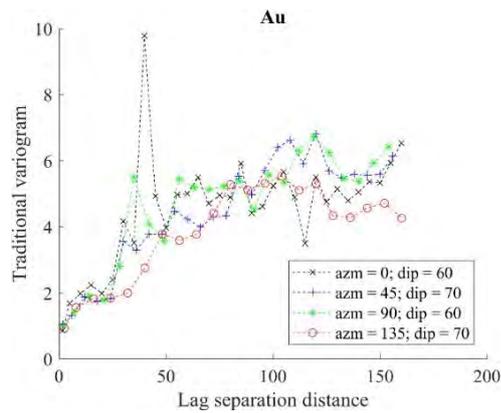
Entre más pequeño es el valor del variograma más relación hay entre los datos que se separan por la distancia analizada. El variograma es la herramienta potente y necesaria debido a que a partir de ello se va a realizar la estimación por Kriging, que es la técnica de interpolación de datos que vamos a usar y actualmente es la más usada en las técnicas de estimación de recursos de minerales.

Figura 5.9: Variograma Experimental de Cu



Fuente: Elaboración propia

Figura 5.10: Variograma Experimental de Au



Fuente: Elaboración propia

### Uso del Programa Vargfit

Según la Universidad de Chile (2021, p. 20), Permite el ajuste de un modelo lineal de coregionalización a partir de un conjunto de variogramas o covarianzas experimentales. Su funcionamiento está basado en un ajuste automático que calcula las mesetas con el objetivo de minimizar la suma de los errores cuadráticos entre los variogramas o covarianzas experimentales y el modelo de ajuste. *Para ver el detalle del funcionamiento del programa ver en Anexo 9.*

Para realizar el ajuste del variograma se considera un modelo gaussiano, con los parámetros que se muestran en la figura 5.11.

Figura 5.11: Muestra de Criterios de Modelamiento

```

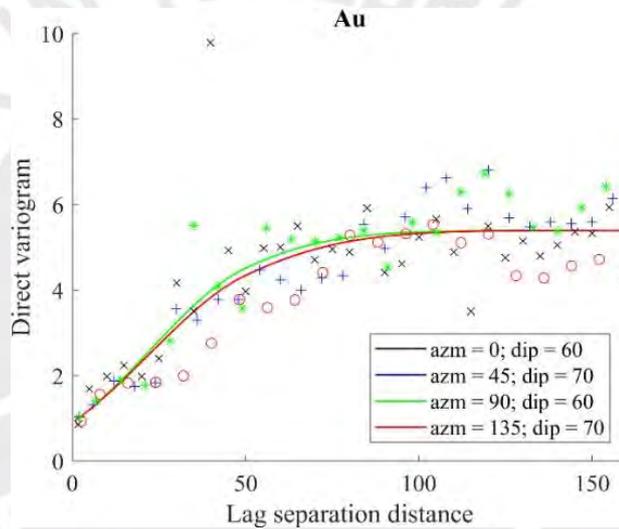
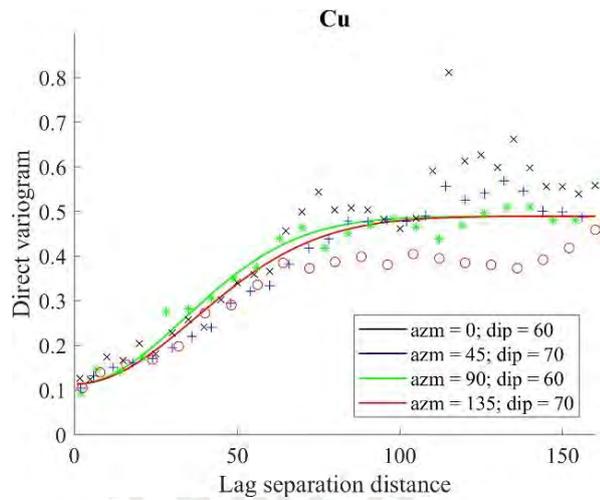
Parameters for VARGFIT
*****

START OF PARAMETERS:
gamv_variogram.out      % file with experimental variograms/covariances
4                       % number of nested structures
4 50 10 50 0 0 0       % 1st structure: it a1 a2 a3 ang1 ang2 ang3
4 80 80 50 0 0 0       % 2nd structure: it a1 a2 a3 ang1 ang2 ang3
4 60 60 100 0 0 0      % 3rd structure: it a1 a2 a3 ang1 ang2 ang3
1 50 50 50 0 0 0       % 4th structure: it a1 a2 a3 ang1 ang2 ang3
1                       % consider a nugget effect for fitting? 1=yes, 0=no
1                       % automatic sill fitting? 1=yes, 0=no
0.12 0.8               % if automatic=1: variance of each variable
2                       % weighting option: 0=none; 1=proportional to nb of pairs; 2=inv. proporti
1                       % variogram type: 1=traditional variogram; 2=pseudo variogram; 3=covariance
3                       % display resulting fit? 0=no; 1=yes in a single figure, 2=yes in multiple figures, 3=disp
vargfit                 % basename for output files
Cu Au                   % variable names

Available model types:
1: spherical
2: exponential
3: cubic
4: Gaussian
    
```

Fuente: Universidad de Chile (2021)

Figura 5.12: Variogramas Ajustados



Fuente: Elaboración propia

#### 5.4 Validación de Modelo Variográfico

##### Principales consideraciones

Para la validación cruzada por Cokriging se toman bloques de 10 x 10 x 5 m<sup>3</sup> con una vecindad de búsqueda de 150 m considerando el dominio de las direcciones Norte y Este, sin rotación por isotropía y se suman 10 puntos por octante.

## Análisis de Errores Estadísticos

- ❖ Media de Errores y Errores Std de Cu y Au muy buena  $\leq 0,003$
- ❖ Varianza de los Errores Cu buena  $\leq 0,11$ . Modelo razonablemente preciso.
- ❖ Varianza de los Errores Au buena  $\leq 1.8$ . Modelo razonablemente preciso.
- ❖ Varianza de Errores Std de Cu relativamente bueno = 0.9 y de Au = 1.5.  
Variograma Preciso, Insegado y cuantifica adecuadamente la incertidumbre, ver figura 5.13

Figura 5.13: *Errores Estadísticos*

Statistics for ErrorCu:		Global	Statistics for StdErrorCu:		Global
number of data:		2890	number of data:		2890
mean value:		-0.001	mean value:		-0.003
variance:		0.118	variance:		0.955
minimum:		-1.509	minimum:		-4.330
lower quartile:		-0.145	lower quartile:		-0.416
median:		-0.020	median:		-0.059
upper quartile:		0.126	upper quartile:		0.361
maximum:		3.602	maximum:		10.332

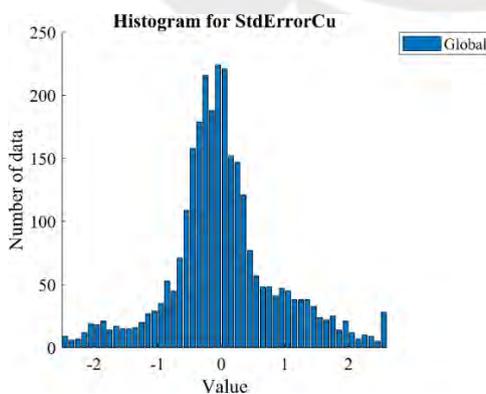
Statistics for ErrorAu:		Global	Statistics for StdErrorAu:		Global
number of data:		2890	number of data:		2890
mean value:		0.001	mean value:		0.001
variance:		1.826	variance:		1.556
minimum:		-12.100	minimum:		-11.298
lower quartile:		-0.173	lower quartile:		-0.162
median:		-0.029	median:		-0.027
upper quartile:		0.029	upper quartile:		0.027
maximum:		23.624	maximum:		21.570

Fuente: Elaboración propia

## Histograma de Errores Estadísticos

El error estándar es la desviación estándar de la distribución muestral de leyes de cobre, y estas deben ser más cercanos a cero.

Figura 5.14: *Errores de Cu*



Fuente: Elaboración propia

## 5.5 Construcción y Modelamiento del Kriging

### Uso del Programa Cretegrid

Según la Universidad de Chile (2021, p. 8), “esta rutina genera un archivo con las coordenadas de los nodos de una grilla regular 3D”. *Para ver el detalle del funcionamiento del programa ver en Anexos.*

### Uso del Programa Cokrige

Según la Universidad de Chile (2021, p. 7), “esta rutina realiza kriging o cokriging para la predicción de variables regionalizadas en sitios o bloques de interés”. *Para ver el detalle del funcionamiento del programa ver en Anexos.*

### Criterios de Dimensionamiento de Grilla

Definimos Bloques de 10m x 10m x 5m. Se toma esas dimensiones considerando el tamaño de equipos que se va a utilizar, para una minería a tajo abierto con cargadores frontales como equipos de carguío.

Se define en bloques de 36 en Este, 46 en Norte y 66 en altura, en elevación por las dimensiones del paralelepípedo que contiene los sondajes diamantinos de exploración.

### Construcción de Grilla

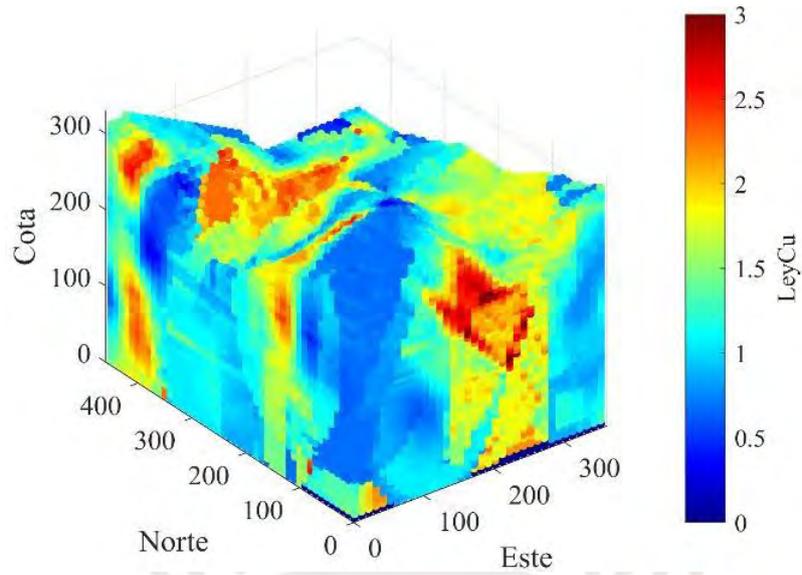
Discretizamos cada Bloque en 384 compósitos en configuración 8 x 8 x 5; en el plano horizontal tendremos un compósito app. Cada 5m y la vertical uno cada 2.5m.

De la vecindad de búsqueda se define un elipsoide de 100m x 100m x 150m poco menos de la mitad de dominio en direcciones Norte y Este, sin rotación por isotropía y se toman 10 puntos por octante.

En la figura 5.15 se observa dos archivos; Grid.DAT & Grid.OUT, al lado izquierdo se tiene los bloques creados, según las dimensiones dadas en base a las coordenadas X,Y,Z y al lado derecho la predicción de las leyes de las dos variables

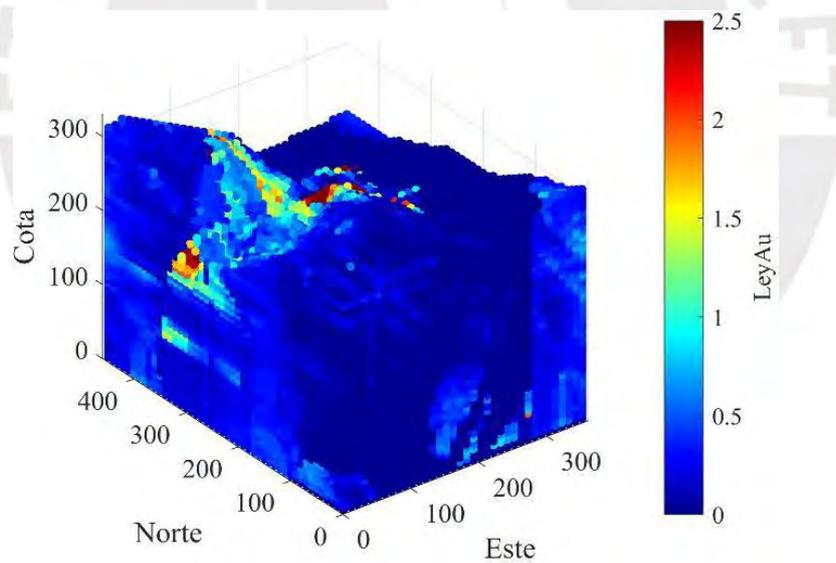


Figura 5.16: Bloques con leyes de Cu



Fuente: Elaboración propia

Figura 5.17: Bloques con leyes de Au



Fuente: Elaboración propia

Los archivos Grid.DAT & Grid.OUT abrimos en una hoja de cálculo Excel y clasificamos los recursos de en base a la desviación estándar de cada bloque

$$Y_B = \sqrt{Y_B^2} \text{Desviación estándar de bloque}$$

$$\frac{Y_B}{X_B} \times 100\% \text{ Coeficiente de variación del krigeado}$$

Si  $Y_B \leq$  al 25% de  $X_B \rightarrow$  Medido

Si  $Y_B >$  al 25% y  $\leq$  45% de  $X_B \rightarrow$  Indicado

Si  $Y_B >$  al 45% de  $X_B \rightarrow$  Inferido

Con ese criterio es como se calcula los recursos según su clasificación, tal como vemos en la tabla 7, como resultado del peso específico se tiene un promedio de 2.75 t/m<sup>3</sup> y cada bloque según las grillas es de 10m x 10m x 5m tal como está considerado en el kriging.

*Tabla 7. Clasificación de Recursos del Proyecto en Matlab*

Clasificación de recursos	Tonelaje (Cu)	Ley Cu (%)	Tonelaje (Au)	Ley Au (gr/TM)
Medido	20,635,258	0.598	560,203	1.891
Indicado	49,205,338	0.578	713,488	1.128
Inferido	39,633,743	0.404	2,857,360	0.593
Total general	109,474,338	0.519	4,131,050	0.864

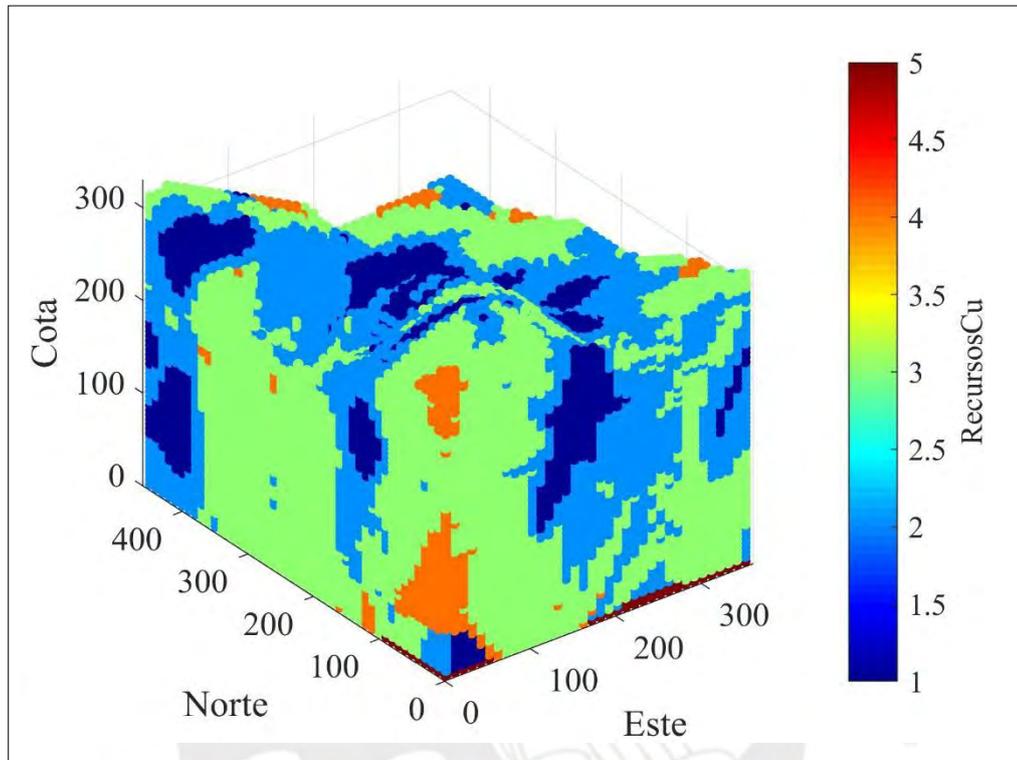
**Nota:** Teniendo la ley de corte equivalente se filtra los bloques que superan esa ley. También se puede ver este resultado por cotas en Anexos

Según el análisis de los resultados, el contenido de oro está dentro de cada bloque de cobre tal como se detalla en la tabla 8, para no duplicar el tonelaje a romper para cálculos de costos de operaciones.

Los resultados de la clasificación podemos visualizarlo en 3D, como se ve en la figura 5.18, la cual nos indica que el número 1 (color azul marino) es un recurso Medido, el número 2 (color azul) es un recurso indicado, el número 3 (color verde limón) nos indica que es un recurso Inferido, el número 4 (color rojo) es un bloque estéril o desmonte y el número 5 (color granate) nos indica que no hay información de muestras y el programa lo considera como una zona inexplorada. Más detalle de las secciones se puede visualizar en los Anexos 1 y 2, los resultados que se obtiene del Matlab son muy fáciles de abrir con el Bloc

de notas o Excel, corregir las coordenadas (sumar las que se restaron al principio para que el Matlab lo reconozca) y guardarlos con formato “.csv” . y este puede ser reconocido con cualquier otro programa.

Figura 5.18: Bloques con leyes de Cu



Fuente: Elaboración propia resultado del Matlab

### 5.6.2 Reservas del proyecto

Para poder definir las reservas considerando solo la ley de corte, requerimos calcular la ley de corte, en la tabla 2 se tenía los parámetros que necesitábamos definir, en la tabla 8 podemos ver el detalle. Para determinar la ley de corte contamos con la siguiente fórmula:

$$\text{Ley de corte (\%)} = \frac{(\text{categoría I} + \text{categoría II}) \times 100}{2,204.62 \times \frac{RM}{100} \times (\text{Precio metal} - \text{categoría III})}$$

Tabla 8. *Parámetros de Costos*

<b>Parámetros</b>	<b>Valor</b>	<b>Unidad</b>
Costo de mina	6.29	USD/t
Costo de planta	11.36	USD/t
Costo de venta de Cu	0.42	USD/lb
Precio Cu	4.00	USD/lb
Recuperación de Cu	87.8	%
Costo de venta de Au	15.6	USD/onza troy
Precio de Au	1,500.0	USD/onza troy
Recuperación de Au	55	%
Nota: Elaboración propia		

Para determinar la ley de corte equivalente en Cu podemos ver el detalle en la tabla 9.

Tabla 9. *Determinación de Ley de Corte del Cu*

<b>Consideraciones De Costos Opex</b>		
Categoría I		
1) Costo directo mina:		
Costo de perforación	0.22	US\$/Ton Mat.
Costo de voladura	0.35	US\$/Ton Mat.
Costo de carguío	0.98	US\$/Ton Mat.
Costo de transporte	1.56	US\$/Ton Mat.
Costo de servicios	0.8	US\$/Ton Mat.
Costo de administración mina Prevención de riesgos, recursos humanos, administración, servicios médicos, etc.	0.88	US\$/Ton Mat.
Total costo directo Mina	4.79	US\$/Ton Mat.
2) Depreciación de los equipos mineros	1.50	US\$/Ton Mat.
Total categoría I	6.29	US\$/Ton Mat.
Categoría II		
1) Costo de tratamiento del mineral		
Costo de procesamiento de mineral	8.80	US\$/Ton Mat.

---

2) Costo Gerencia General			
Costo administración Central	2.56	US\$/Ton Mat.	
Total Categoría II	11.36	US\$/Ton Mat.	
Categoría III			
1) Costo de transporte, puerto, créditos, seguros, tratamiento por fusión y/o refinó, etc.			
Total Categoría III	0.42	US\$/lb Cu	
Recuperación metalúrgica:	87.8	%	
Precio del metal:	4.00	US\$/lb Cu	
<b>Ley de corte crítica (%) =</b>	<b>0.255%</b>		

Nota: Fuente. Determinación de la ley de corte para un yacimiento de Cobre

---

La ley de corte también lo podemos expresar en ley de Au, utilizando la misma fórmula nos da un resultado de; **Ley de corte en Au (gr/TM) = 0.672**

Considerando esos parámetros obtenemos las reservas en la tabla 10.

Tabla 10. *Clasificación de Reservas con la Leyes Promedio*

Clasificación de reservas	Tonelaje (Cu)	Ley Cu (%)	Tonelaje (Au)	Ley Au (gr/TM)
Probadas	15'859,003	0.669	434,801	1.925
Probables	38'570,373	0.641	706,008	1.126
Total general	54'429,376	0.649	1'140,809	1.431

**Nota:** Teniendo la ley de corte equivalente se filtra los bloques que superan esa ley. También se puede ver este resultado por cotas en Anexos

### 5.6.2.1 Análisis de Sensibilidad de Precios vs Reservas del proyecto

Se realiza un análisis de sensibilidad en las cantidades de reservas con la variabilidad del precio de los metales, vamos a considerar variaciones de 5%. Para los precios de la tabla 8, vamos a considerar el mismo modelo de costos y condiciones metalúrgicas del proyecto, teniendo en consideración esos valores obtenemos leyes de corte equivalentes en Cu y Au, estos resultados podemos apreciar en la tabla 12, cabe precisar que la variación se dio para distintos precios del metal

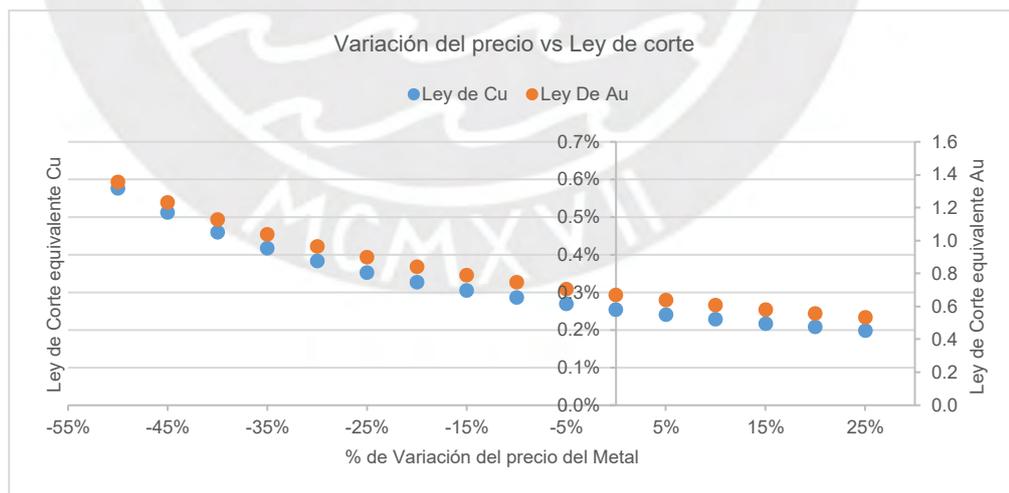
de cobre y oro, para que de esta manera el inversor o inversionistas del proyecto tengan un mejor panorama de su proyecto en estudio.

Tabla 11. Variación del Precio del Metal y el Ajuste a la Ley de Corte

Variación	Precio Cobre (US\$/lb)	Precio Oro (US\$/Oz troy )	Ley de corte equivalente Cu (%)	Ley de corte equivalente Au (gr/TM)
-50%	2.00	750.0	0.577%	1.359
-45%	2.20	825.0	0.512%	1.233
-40%	2.40	900.0	0.461%	1.129
-35%	2.60	975.0	0.418%	1.040
-30%	2.80	1,050.0	0.383%	0.965
-25%	3.00	1,125.0	0.353%	0.900
-20%	3.20	1,200.0	0.328%	0.843
-15%	3.40	1,275.0	0.306%	0.793
-10%	3.60	1,350.0	0.287%	0.748
-5%	3.80	1,425.0	0.270%	0.708
<b>0%</b>	<b>4.00</b>	<b>1,500.0</b>	<b>0.255%</b>	<b>0.672</b>
5%	4.20	1,575.0	0.241%	0.640
10%	4.40	1,650.0	0.229%	0.611
15%	4.60	1,725.0	0.218%	0.584
20%	4.80	1,800.0	0.208%	0.559
25%	5.00	1,875.0	0.199%	0.537

Fuente. Elaboración propia

Figura 5.19: Sensibilidad de la Ley de Corte por la variación de Precios



Fuente: Elaboración Propia

En la figura 5.19, a medida que la variación del precio del metal aumenta la ley de corte disminuye y si el precio del metal disminuye la ley de corte se eleva para poder cubrir los costos que involucra extraer una tonelada de mineral.

Considerando las posibles variaciones de los precios de los metales obtenemos las siguientes reservas probadas y probables

Tabla 12. Reservas Según Varianza de los Precios y Ley de Corte

Var. del precio (%)	Leyes equivalentes		Reservas Probadas				Reservas Probables			
	Ley de corte Cu (%)	Ley de corte Au (gr/TM)	Tonelaje (Cu)	Ley Cu (%)	Tonelaje (Au)	Ley Au (gr/TM)	Tonelaje (Cu)	Ley Cu (%)	Tonelaje (Au)	Ley Au (gr/TM)
-50%	0.577%	1.359	13,344,403	0.898%	320,562	1.996	28,871,343	0.679%	542,633	1.371
-45%	0.512%	1.233	13,627,714	0.871%	343,109	1.990	29,992,119	0.675%	558,062	1.348
-40%	0.461%	1.129	13,942,319	0.845%	372,287	1.981	31,110,741	0.671%	576,397	1.320
-35%	0.418%	1.040	14,252,453	0.819%	396,426	1.975	32,153,494	0.666%	593,097	1.295
-30%	0.383%	0.965	14,529,059	0.797%	334,130	1.966	33,198,834	0.661%	616,151	1.261
-25%	0.353%	0.900	14,814,047	0.771%	350,252	1.964	34,146,537	0.657%	635,030	1.232
-20%	0.328%	0.843	15,059,919	0.749%	364,938	1.954	35,344,906	0.653%	653,728	1.204
-15%	0.306%	0.793	15,370,053	0.719%	385,211	1.944	36,576,683	0.650%	668,794	1.182
-10%	0.287%	0.748	15,618,719	0.700%	401,812	1.938	37,600,470	0.645%	688,000	1.153
-5%	0.270%	0.708	15,798,119	0.670%	418,253	1.935	38,494,936	0.642%	704,011	1.129
<b>0%</b>	<b>0.255%</b>	<b>0.672</b>	<b>15,859,003</b>	<b>0.669%</b>	<b>434,801</b>	<b>1.925</b>	<b>38,570,373</b>	<b>0.641%</b>	<b>706,008</b>	<b>1.126</b>
5%	0.241%	0.640	16,689,258	0.654%	451,322	1.917	40,290,386	0.631%	707,410	1.125
10%	0.229%	0.611	17,463,541	0.640%	467,844	1.913	42,175,786	0.615%	708,964	1.124
15%	0.218%	0.584	18,202,375	0.626%	484,365	1.906	43,631,183	0.604%	710,302	1.123
20%	0.208%	0.559	19,015,839	0.611%	500,886	1.900	45,152,733	0.587%	711,447	1.122
25%	0.199%	0.537	19,590,488	0.599%	560,001	1.890	46,839,670	0.581%	712,883	1.121

Fuente: Elaboración Propia

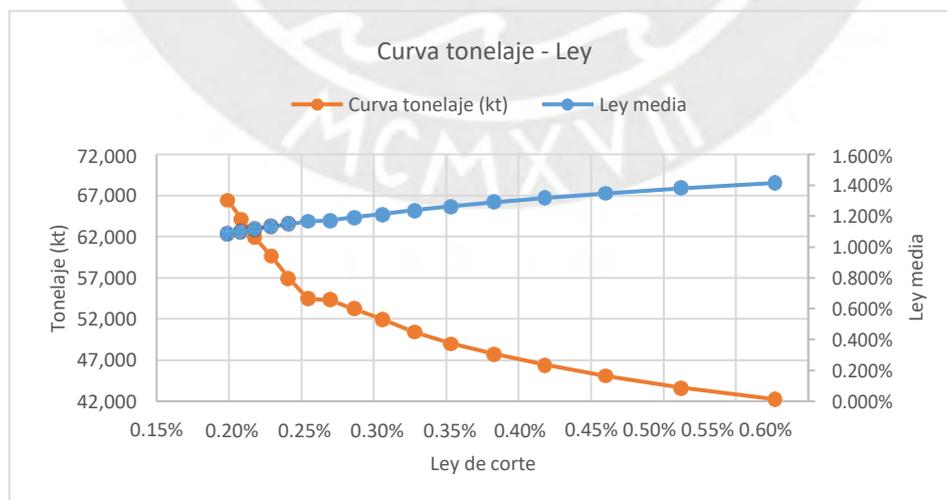
Aplicando los conceptos de cálculo para leyes equivalentes, se convierte las leyes de Oro a leyes de Cu y así tener las reservas en una sola variable que sería el Cobre, en la tabla 13 se puede verificar la ley de corte equivalente de Cu, y su ley media también expresada el porcentaje de cobre.

Tabla 13. Reservas Expresadas en Cu

Ley de corte Cu	Reservas (kt)	Ley media Cu
0.577%	42,216	1.414%
0.512%	43,620	1.380%
0.461%	45,053	1.346%
0.418%	46,406	1.318%
0.383%	47,728	1.288%
0.353%	48,961	1.262%
0.328%	50,405	1.238%
0.306%	51,947	1.213%
0.287%	53,219	1.191%
0.270%	54,293	1.170%
0.255%	54,429	1.164%
0.241%	56,980	1.149%
0.229%	59,639	1.131%
0.218%	61,834	1.116%
0.208%	64,169	1.098%
0.199%	66,430	1.086%

Fuente: Elaboración Propia

Figura 5.20: Curva Tonelaje – Ley de corte y Ley Media en Cu



Fuente: Elaboración Propia

Una vez definido las reservas (probadas y probables), en base a todos los criterios descritos en el trabajo de investigación, los resultados cuantitativos sirven para realizar evaluaciones económicas del proyecto a través de indicadores muy conocidos como el VAN o NPV, tasa interna de retorno (TIR), indicador IVAN, Tiempo de retorno de la Inversión (PRI).

Cuando se quiere realizar un planeamiento de minado se necesita elaborar el modelo económico de cada bloque, envolventes económicas utilizando el algoritmo de Lerch & Grossman o el diseño de S. Korobov (cono flotante), lo más usado en la minería es el algoritmo de L&G en 3D. (Universidad de Chile, 2003)



## CAPÍTULO VI

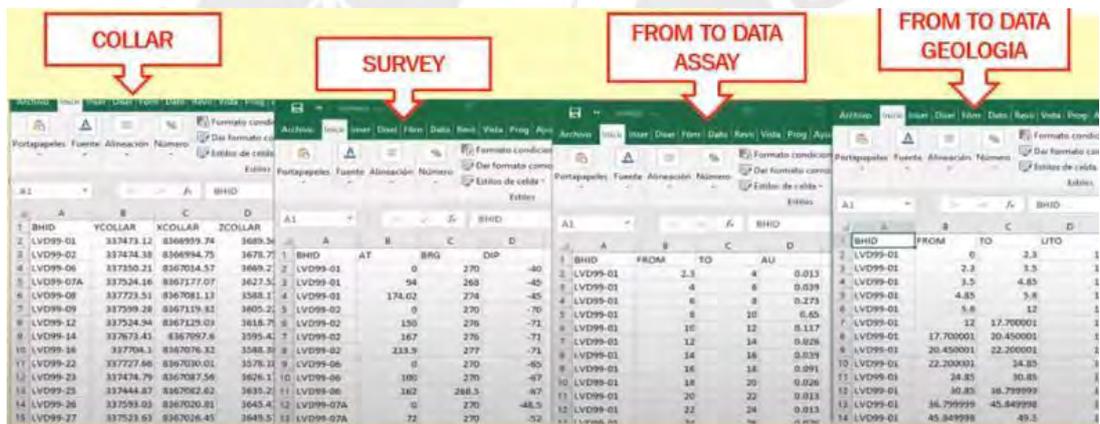
### DISCUSIÓN DE RESULTADOS

#### 6.1 Discusión

Los resultados obtenidos al aplicar los programas del Matlab para la obtención cuantitativa de resultados según la clasificación de recursos son muy aceptables en comparativa a los resultados obtenidos con un programa que está en el mercado minero (Mine Sight o Mine Plan versión 15.4). En la tabla 14 podemos ver el resumen de los recursos (Medidos, Indicados e Inferidos) del mismo proyecto, pero ahora aplicando el MinePlan.

Este tipo de programas necesitan mínimo 4 archivos de ingreso con extensión csv como son: Collar, Survey Assay y Geolgy, tal como se observa en la figura 6.1

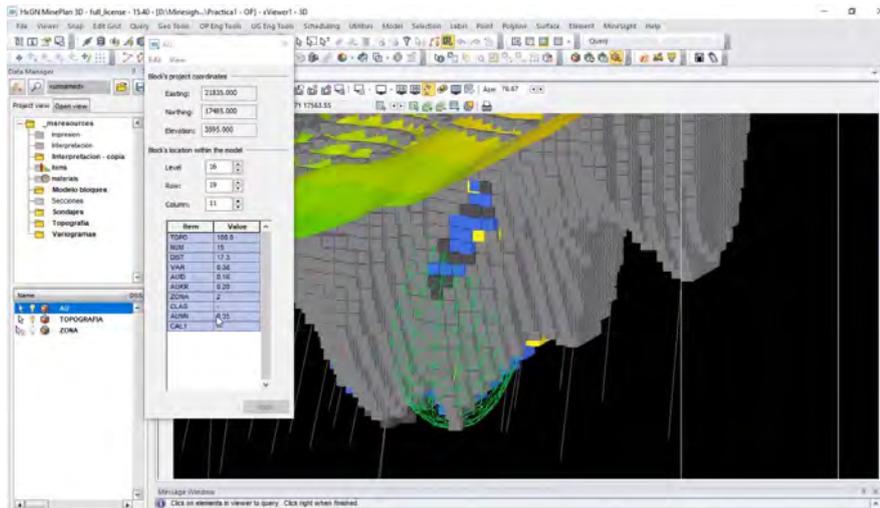
Figura 6.1: Archivos con Extensión csv Para MinePlan



Fuente: Elaboración Propia

Una vez ingresado la información y el MinePlan lo reconoce se sigue los pasos descritos en el caso práctico de este trabajo, hasta construir y generar el Kriging tal como se observa en la figura 6.2

Figura 6.2: Aplicación del MinePlan 3D Para Predecir Recursos



Fuente: Se hizo una entrevista al Ing. Wilber Yucra, (experto en uso del MinePlan 3D) y apoyó en el uso del programa.

Todo programa minero tiene la facilidad de exportar los datos obtenidos en extensión “.txt”. De esa información y considerando la misma clasificación según Diehl & David (1982), se obtiene los resultados de la tabla 14, Los cuales son los recursos del proyecto aplicando el Mine Plan 3D.

Tabla 14. Recursos Del Proyecto Según el MinePlan 3D

Clasificación de Recursos	Tonelaje en Cu/Au	Ley Cu (%)	Ley Au (gr/TM)
Cobre Medido	2,602,694	0.477	
Medido	379,038		1.786
Oro Indicado	425,420		0.945
Inferido	1,798,236		0.451
Cobre Indicado	1,181,923	0.432	
Medido	105,468		2.143
Oro Indicado	175,893		1.631
Inferido	900,562		0.634
Cobre Inferido	161,504	0.364	
Indicado	11,256		2.087
Oro Inferido	150,248		0.971

	Medido	18,245,676	0.593
Solo Cu	Indicado	49,464,980	0.607
	Inferido	38,894,863	0.430

Fuente: Estos resultados fueron hallados por el Ing. Wilber Yucra, (experto en uso del MinePlan 3D)

Para un mejor entendimiento se tiene el resumen de la tabla 15.

*Tabla 15. Resumen de Clasificación de Recursos Según el MinePlan 3D*

Clasificación de Recursos	Tonelaje en Cu	Ley Cu (%)	Tonelaje en Au	Ley Au (gr/TM)
Medido	20,848,370	0.579	484,506	1.864
Indicado	50,646,903	0.603	612,569	1.163
Inferido	39,056,367	0.429	2,849,046	0.536
Total general	110,551,639	0.537	3,946,121	0.797

Fuente: Elaboración propia

Los resultados cuantitativos (Tonelaje y leyes del cobre y oro) que se logró obtener con los programas de Matlab son muy aceptables, hay una diferencia menor al 5% en comparación con los resultados del MinePlan 3D, además el uso del Matlab es mucho más sencillo y no se requiere mucha capacitación como lo son los demás programas mineros. En la tabla 16, podemos ver la comparación de resultados entre el MinePlan 3D vs el Matlab.

*Tabla 16. Comparación de Resultados MinePlan3D vs Matlab*

Clasificación de Recursos	Resultados del MinePlan 3D				Resultados del Matlab			
	Tonelaje en Cu	Ley Cu (%)	Tonelaje en Au	Ley Au (gr/TM)	Tonelaje en Cu	Ley Cu (%)	Tonelaje en Au	Ley Au (gr/TM)
Medido	20,848,370	0.579	484,506	1.864	20,635,258	0.598	560,203	1.891
Indicado	50,646,903	0.603	612,569	1.163	49,205,338	0.578	713,488	1.128
Inferido	39,056,367	0.429	2,849,046	0.536	39,633,743	0.404	2,857,360	0.593
Total	110,551,639	0.537	3,946,121	0.797	109,474,338	0.519	4,131,050	0.864

Fuente: Elaboración propia

El uso del Matlab es muy recomendable para su aplicación en trabajos de geoestadística, principalmente para el uso de las mineras Junior, trabajadores independientes, para la predicción de recursos para una minería de menor escala como; artesanal o pequeña minería, para los estudiantes universitarios para que encuentren un mejor entendimiento de las matemáticas + estadística y los problemas muy complejos como es el resultado del kriging.

Cuando los inversionistas de proyectos mineros tienen información cuantitativa del tonelaje y leyes de mineral con el que cuenta su yacimiento, mejora la confianza para realizar inversiones en ampliar sus programas de exploración o explotación, según el grado de certeza obtenido por la cantidad de información con la que se cuenta.

**Una vez más nos realizamos la pregunta;** ¿Es posible, poder predecir los recursos y reservas de un yacimiento minero sin tener que gastar cuantiosas sumas de dinero?

Sí, es posible predecir recursos de un proyecto sin tener que gastar cuantiosas sumas de dinero con el uso del Matlab, en la tabla 17 se observa la diferencia de inversión, y con una diferencia en cantidades menor al 5%, tal como se observa en la tabla 16.

*Tabla 17. Comparación de costos del Matlab vs un Programa del Mercado Actual*

<b>Descripción</b>	<b>Matlab (USD)</b>	<b>Comercial (USD)</b>
Programa Geoestadístico	0	20,000 a 30,000
Mantenimiento del Software	0	15,000 a 30,000
Computadora	3,000	5,000
Capacitación del Personal	1,000	5,000
<b>Inversión Total</b>	<b>4,000</b>	<b>&gt;53,000</b>

Fuente: Elaboración propia

## CAPÍTULO VII

### CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

#### 7.1 Conclusiones

- ❖ Para predecir los recursos en un proyecto minero, es muy importante las tomas de muestras en campo y estas deben cumplir los dos enfoques, Quality Assurance (aseguramiento de calidad) y Quality Control (control de calidad). La información básica utilizada en la predicción de recursos es la base de todo el negocio minero, por lo que no se pueden desestimar los temas de calidad de la información. Los criterios de interpretación y mapeo deben estar unificados en el yacimiento, y su concepción junto con el diseño de la base de datos debe realizarse a partir de una discusión del equipo de trabajo con el geólogo líder.
- ❖ El uso de los programas geoestadísticos en Matlab es muy sencillos de utilizarlos, no requieren de mucho adiestramiento, Para el funcionamiento del programa, es necesario previamente instalar la aplicación MCR\_R2017b de Matlab para computadoras con procesador Intel Core i3 de 64 bits,
- ❖ Para una mejor interpretación de resultados construir 4 variogramas tradicionales con azimut de 0°, 45°, 90°, 135° y buzamientos de 60°, 70°, 60°, 70° respectivamente.
- ❖ Para realizar los ajustes de los variogramas a una curva ya estudiada y que se tiene como modelo en el programa, pueden ser para modelos Exponenciales, Esféricos, Potencia y Gaussiano, en este estudio los resultados de las varianzas se asemejan más al modelo gaussiano, es por ello que se realiza el ajuste a este modelo.
- ❖ La clasificación de recursos según JORC son 3; Recurso medido, recurso Indicado y Recurso Inferido. Para poder saber que bloque ingresa a esta clasificación la investigación cumple lo descrito por Diehl & David (1982). Es un recurso medido si la desviación estándar del kriging es menor o igual al 25% del

coeficiente de variación del krigado, y es un recurso indicado si la desviación estándar del kriging es menor o igual al 45% del coeficiente de variación del krigado. Entonces cuando se realiza la validación cruzada se tiene que realizar varias iteraciones para obtener el valor más cercano a cero.

- ❖ Los resultados obtenidos con el uso de los programas en Matlab se pueden observar en la tabla 7, los recursos medidos de cobre son de 20'635 kt y de oro es de 560kt con leyes de 0.598% y 1.891 gr/TM respectivamente con una confianza mayor a 80%. Para los recursos Indicados el cobre tiene de 49,205 kt y en oro de 613kt con leyes de 0.578% y 1.128 gr/TM respectivamente con una confianza de 60% a 80%. El cual es muy aceptable para el inversionista minero.
- ❖ Cuando se tiene los costos Opex de un proyecto, es posible calcular la ley de corte mínima, al cual los beneficios son iguales a los gastos, con ello nos aseguramos que no exista pérdidas económicas por explotar lastre, por ello realizando un Benchmarking se tiene los datos de costos en operaciones similares, estos costos y cálculos se pueden ver en las tablas 8 y 9. La ley de corte equivalente en cobre es de 0.255% y ley de corte equivalente para oro es de 0.672 gr/TM.
- ❖ Las clasificaciones de reservas importantes para la predicción y evaluación son solo dos; probadas y probables, en cambio las inferidas no se toman en cuenta para evaluaciones económicas por falta de una mejor certeza, los resultados obtenidos considerando como restricción solo la ley de corte equivalente, en cobre es de 54,429 kt con una ley de 0.649% y en Oro de 1,140kt con una ley de 1.431 gr/TM, tal como se puede visualizar en la tabla 10 del estudio.
- ❖ Los precios de los commodities no son estables, por ello es muy importante crear escenarios pesimistas, reales y optimista con la variación de precios del mineral y su influencia directa con la ley de corte mínima, en la tabla 11 se ven los resultados y en el presente caso tiene un buen soporte las leyes del yacimiento.
- ❖ La construcción de la curva tonelaje ley (ver gráfico 5.17), nos arroja resultados optimistas del proyecto la ley media debe estar por encima de la ley de corte equivalente.

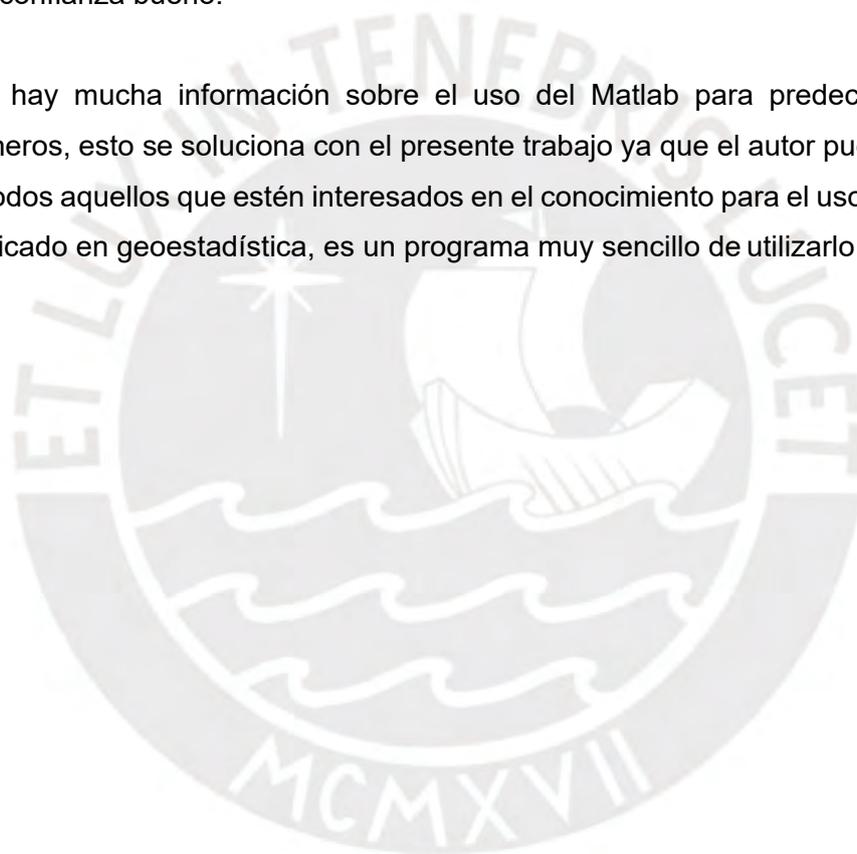
- ❖ Se contó con el apoyo de un profesional experto en el uso de MinePlan 3D (Ing. Wilber Yucra), y de la misma información de muestras y siguiendo el esquema general para predecir recursos (figura 5.0) se obtiene los resultados de la tabla 14. En recursos medidos en cobre un valor de 20,848kt con ley promedio de 0.579% y en oro de 484kt con una ley de 1.864 gr/TM, los recursos indicados en cobre un valor de 50,464kt con ley promedio de 0.603% y en oro de 612kt con una ley de 1.163 gr/TM.
- ❖ Haciendo un comparativo (tabla 16) entre los resultados obtenidos al aplicar los programas en Matlab vs el MinePlan 3D (Software del mercado), hay una variación menor al 5% la cual es aceptable. Por ello podemos decir que; las mineras Junior, profesionales independientes, consultorías a nivel artesanal o pequeña minería, pueden utilizar fácilmente el Matlab para predecir o estimar recursos con un alto nivel de confianza.

## 7.2 Recomendaciones

- ❖ Para usar el programa en Matlab, la información debe estar en extensión .DAT, como ejemplo; si tienes el archivo en Excel solo se debe guardar entre comillas el nombre del archivo y adicionar la extensión "datos.DAT", y el archivo ya cumple esa extensión y se abre fácilmente con el Bloc de notas para editar si es que se desea.
- ❖ Cuando se cuenta con informaciones como; Assay, Collar, Geology and Survey, se tiene que generar un solo archivo que contenga toda la información de los compósitos, en una hoja de cálculo de Excel se realiza los cálculos de las coordenadas y el archivo debe cumplir el orden de; Este, Norte, Cota, leyes, geología, ... y este archivo con extensión .dat es reconocido automáticamente en el Matlab.
- ❖ Un problema visto en el Matlab es que; solo reconoce coordenadas X, Y, Z hasta la cantidad de 1000, por lo que; se pide descontar a las coordenadas originales con un número fijo y así tener coordenadas con números pequeños, pero esto

es solo para que el programa del Matlab lo reconozca si no indicará que la información no se reconoce.

- ❖ Cuando se codifica la litología, no se deben tomar valores de cero (0), el programa tiene conflictos con ello (no reconoce), entonces deben ser mayores a 1.
- ❖ Para yacimientos de Cobre la malla de sondajes diamantinos debe ser menor a 50m x 50m, y en yacimientos de Oro la malla de sondajes diamantinos debe ser menor a 25m, esos sondajes más cercanos predicen un yacimiento con un nivel de confianza bueno.
- ❖ No hay mucha información sobre el uso del Matlab para predecir recursos mineros, esto se soluciona con el presente trabajo ya que el autor puede apoyar a todos aquellos que estén interesados en el conocimiento para el uso del Matlab aplicado en geoestadística, es un programa muy sencillo de utilizarlo.



## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alfaro, M. (2003). *Introducción al Muestreo Minero*. Chile: Instituto de Ingenieros de Minas de Chile.
- Alfaro, M. (2007). *Estimación de recursos Mineros*. Santiago de Chile: Springer.
- Bolsa de Valores de Lima - Código N° 774/03. (s.f.). *Código para Informar sobre Recursos Minerales y Reservas de Mena*. Obtenido de Código para Informar sobre Recursos Minerales y Reservas de Mena: <http://biblioteca.unmsm.edu.pe/redlieds/recursos/archivos/Legislacion/Peru/seccion6%20con%20el%20Link.pdf>
- Cáceres, A. (2015). Modelamiento Geológico Pasado, Presente y Futuro. *GeolInnova Consultores Ltda.*, 106.
- Calder, P. (2001). *Tópicos de Ingeniería de Minas a Rajo Abierto*. Santiago de Chile.
- Carrasco, P., Müller, G., Sullivan, J., Silvia, S., & Fuenzalida, J. (2004). *Guía Mejores Prácticas Estimación de Recursos Geológicos*.
- Centeno Velasquez, E. R. (2014). *Optimización en la Estimación y Limites de Explotación en el proyecto Michiquillay*. Obtenido de <http://repositorio.unjbg.edu.pe/handle/UNJBG/2441>
- Clasificación y definiciones tomadas del Código Chileno, 2. (2016). *Metodología de Clasificación de Recursos y Reservas*.
- CODELCO. (25 de Agosto de 2007). Guía de Mejores Prácticas para el Tratamiento de la Información Geológica, CODELCO. En G. C. Proyectos). Santiago de Chile.
- Committee for Mineral Reserves International Reporting Standards*. (Septiembre de 2019). Obtenido de Committee for Mineral Reserves International Reporting Standards: <https://www.crirsc.com/>
- Diehl, P., & David. (1982). *Classification of ore reserves/resources based on geostatistical*.

- Emery, X. (2007). *Diploma de Postítulo en Evaluación Geoestadística de Yacimientos, Apunte de Geoestadística*. Santiago de Chile.
- Emery, X. (2008). *Diploma de Postítulo en Evaluación Geoestadística de Yacimientos, Apunte de Geoestadística*. Santiago de Chile.
- Emery, X. (Julio de 2021). *Curso de Geoestadística, Enseñanza en la universidad de Chile*. Universidad de Chile, Santiago de Chile, Chile.
- Gala Soldevilla, F. (2019). Evaluación de Proyectos Mineros de Inversión. *Evaluación Económica y Financiero de un Proyecto Minero*, (pág. 16 diapositivas). Lima.
- Garzón, C. L. (2018). *Geoestadística*. Oaxaca.
- Instituto de Estudios Caja Sol. (2021). Obtenido de <https://institutocajasol.com/que-son-los-commodities/>
- Lara Melcher, R. (Mayo de 2020). *ESTIMACIÓN DE RECURSOS MINERALES EN DOMINIOS GEOMETALÚRGICOS*. Obtenido de UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN, Facultad de Ingeniería: [http://repositorio.udec.cl/bitstream/11594/5111/1/Tesis\\_estimacion\\_en\\_recursos\\_minerales.pdf](http://repositorio.udec.cl/bitstream/11594/5111/1/Tesis_estimacion_en_recursos_minerales.pdf)
- Matheron, G. (1969). *CURSO DE GEOESTADÍSTICA*. Paris: Centro de Geoestadística de la Escuela de Minas de París.
- MathWorks. (2018). *What Is MATLAB?* Obtenido de <https://la.mathworks.com/discovery/what-is-matlab.html>
- Mendenhall, W., Beaver, R., & Beaver, B. (2006). *Introducción a la probabilidad y Estadística*. México: Cengage Learning Editores, S.A. de C.V.
- Nicholas, D. (1992). *SME Mining Engineering handbook*. United States.
- Smee and Associates Consulting Ltd, Q. C. (14 de Octubre de 2021). *Controlling the Quality of Information from Field to Data Base*. Obtenido de [https://www.appliedgeochemists.org/images/stories/Exploration\\_07/B\\_Smee.pdf](https://www.appliedgeochemists.org/images/stories/Exploration_07/B_Smee.pdf)

Soto Córdova, C. (2012). *Estimación de recursos por métodos geoestadísticos en la mina Cerro Lindo*. Obtenido de <http://cybertesis.uni.edu.pe/handle/uni/10906>

Torres Usca, J. A. (2015). *Metodología para la estimación de reservas minerales en minera Bateas*. Obtenido de <http://cybertesis.uni.edu.pe/handle/uni/2513>

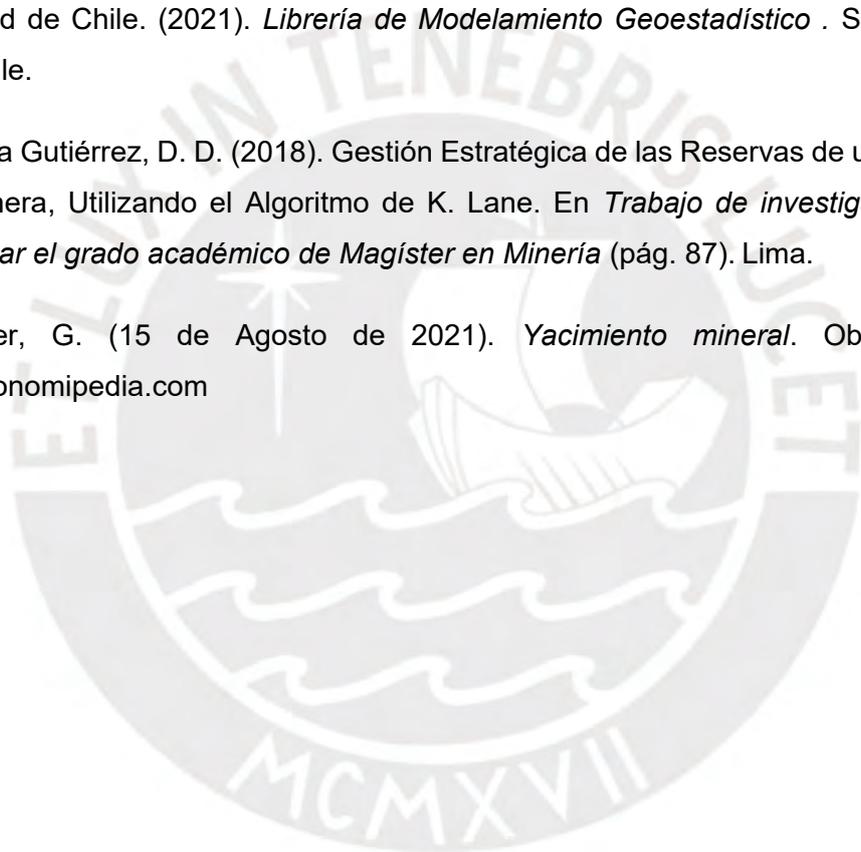
Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo. (2004). *ALGORITMOS*. Obtenido de <https://www.uaeh.edu.mx/scige/boletin/prepa4/n10/e1.html>

Universidad de Chile. (2003). *Diseño de Explotación en Mina a Tajo Abierto*. Santiago de Chile.

Universidad de Chile. (2021). *Librería de Modelamiento Geoestadístico*. Santiago de Chile.

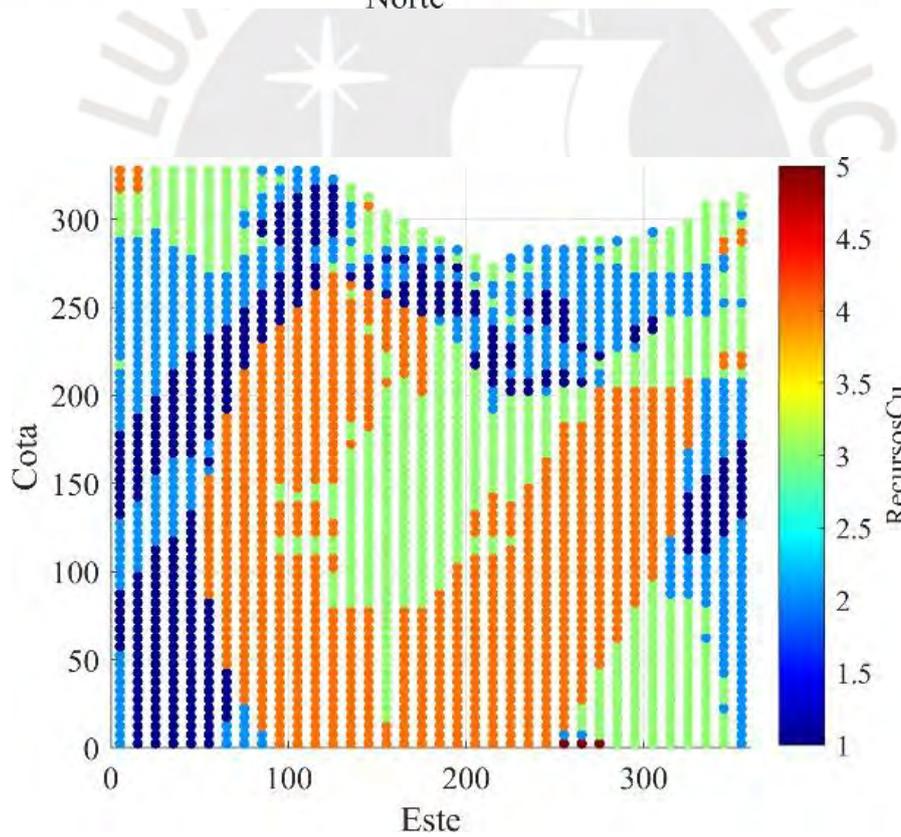
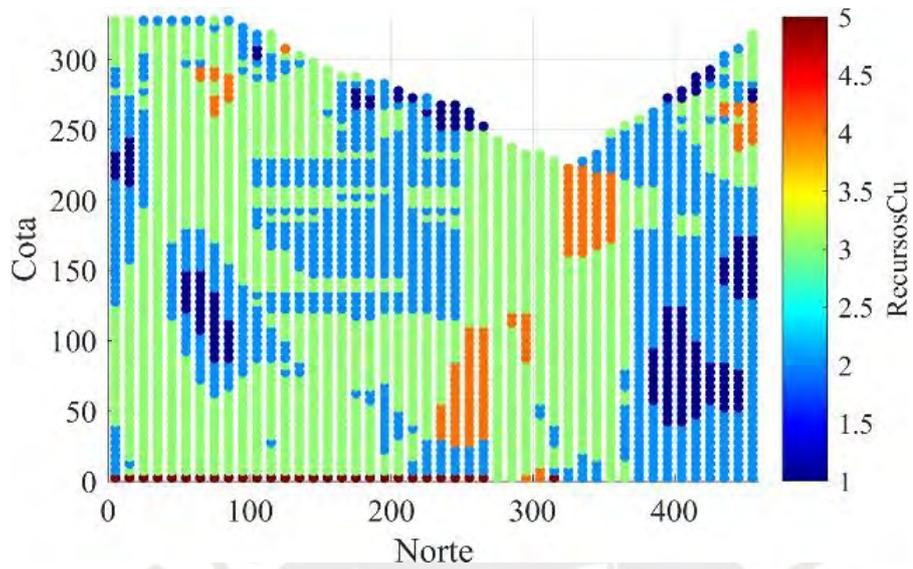
Valderrama Gutiérrez, D. D. (2018). Gestión Estratégica de las Reservas de una Unidad Minera, Utilizando el Algoritmo de K. Lane. En *Trabajo de investigación para optar el grado académico de Magíster en Minería* (pág. 87). Lima.

Westreicher, G. (15 de Agosto de 2021). *Yacimiento mineral*. Obtenido de Economipedia.com



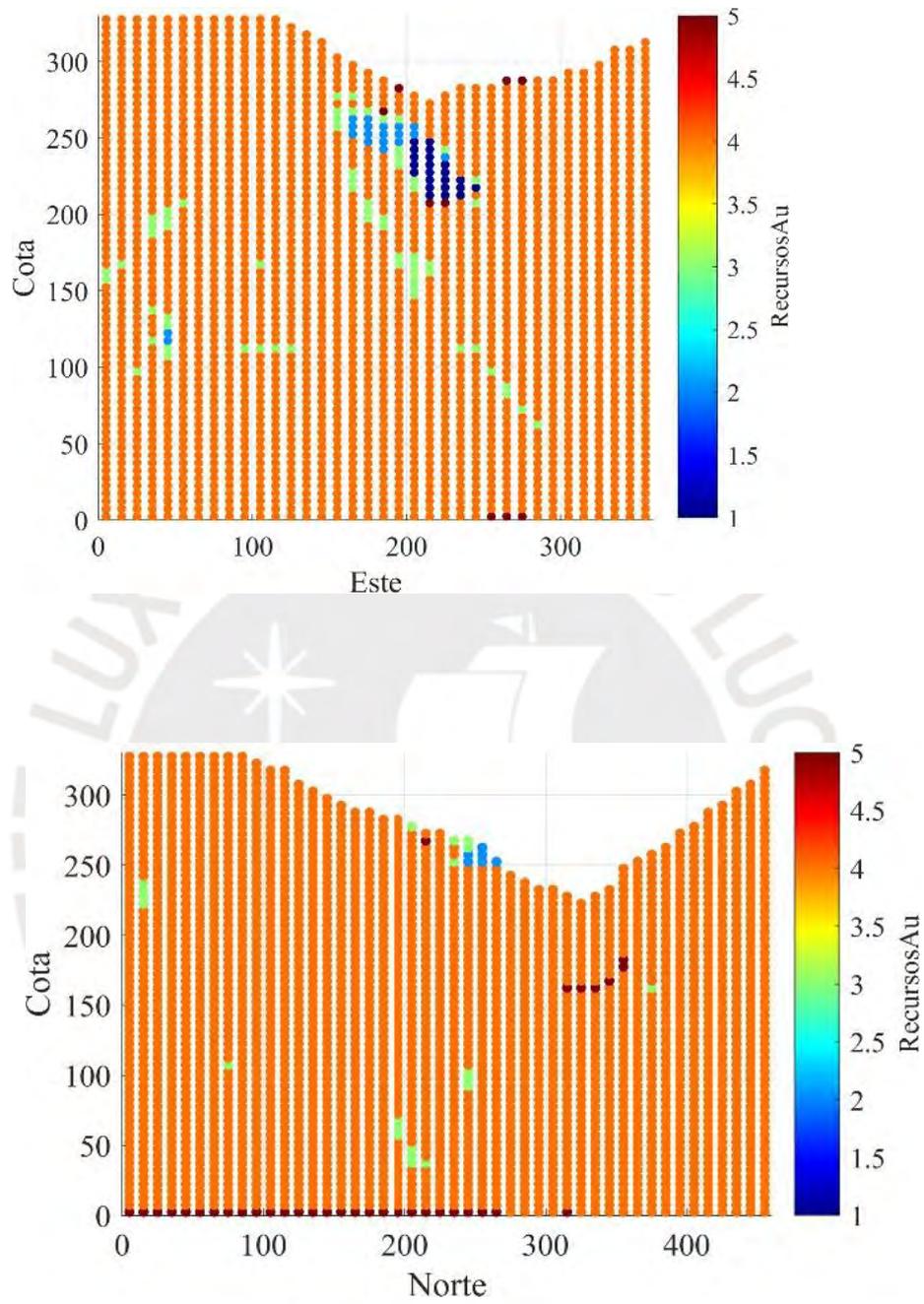


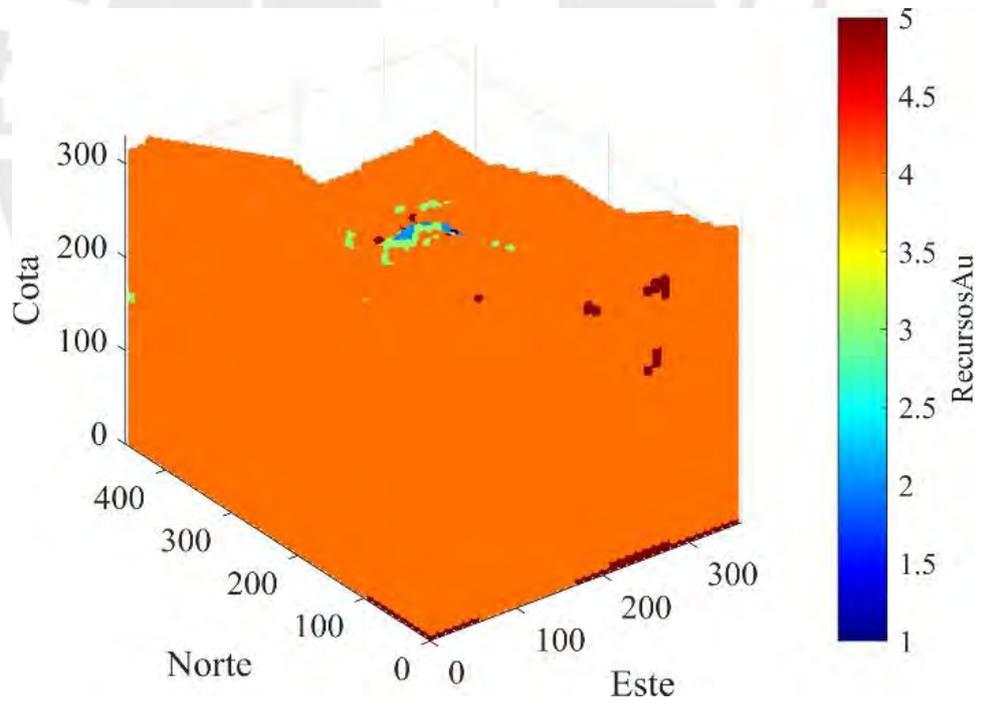
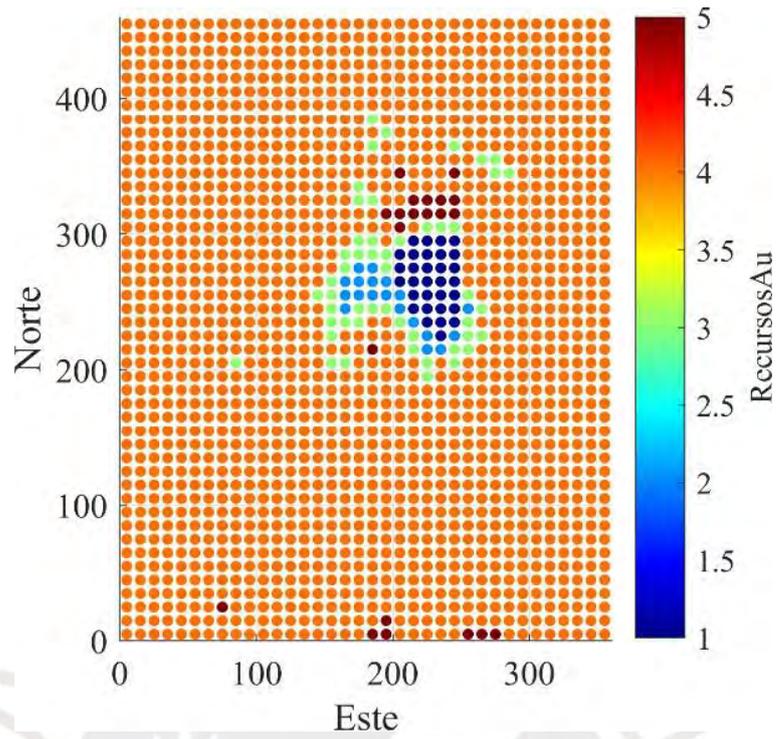
Anexo 1: Clasificación de Recursos de Cobre vista de perfil



Fuente: Elaboración propia

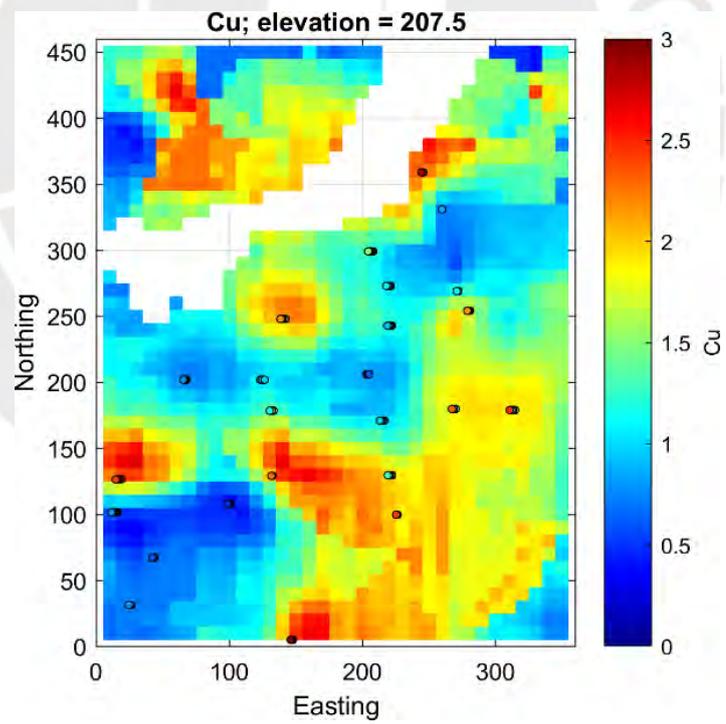
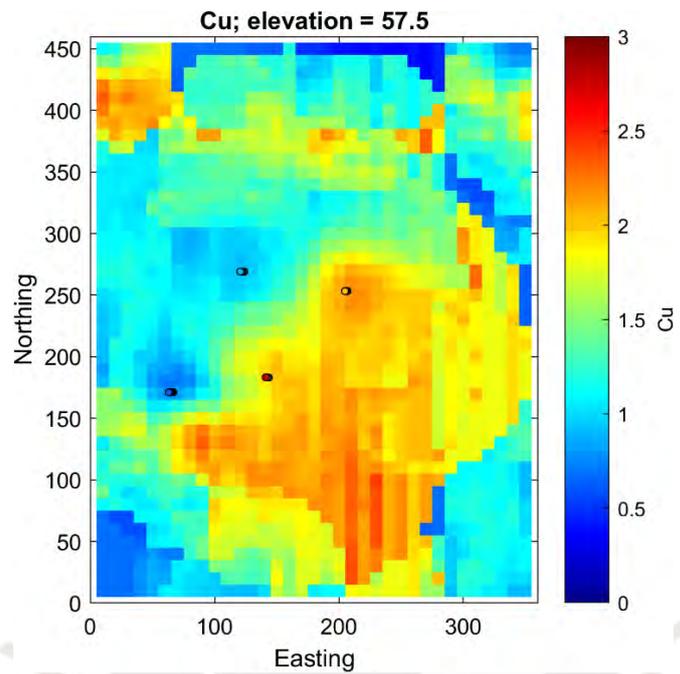
## Anexo 2: Clasificación de Recursos de Oro

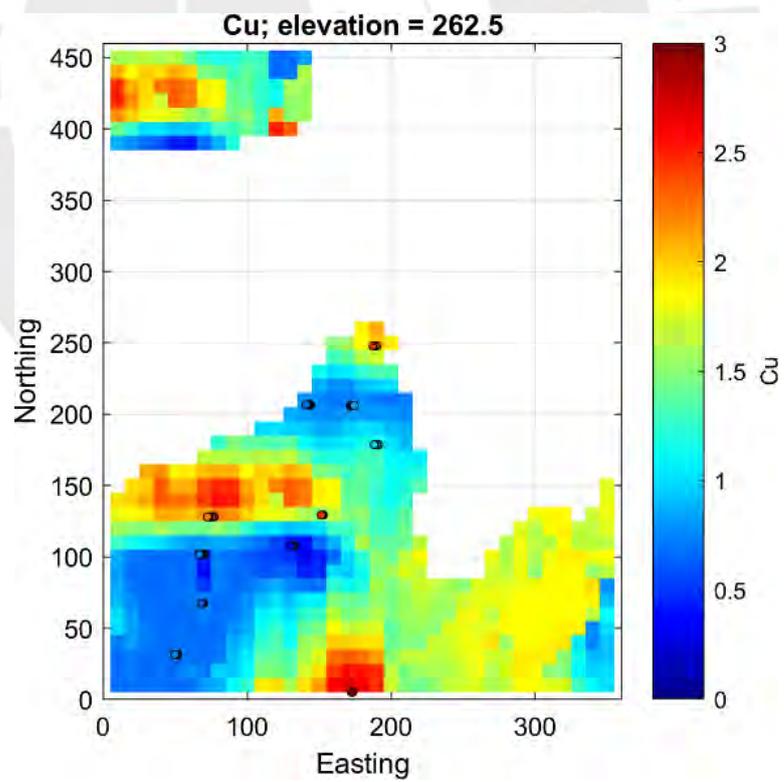
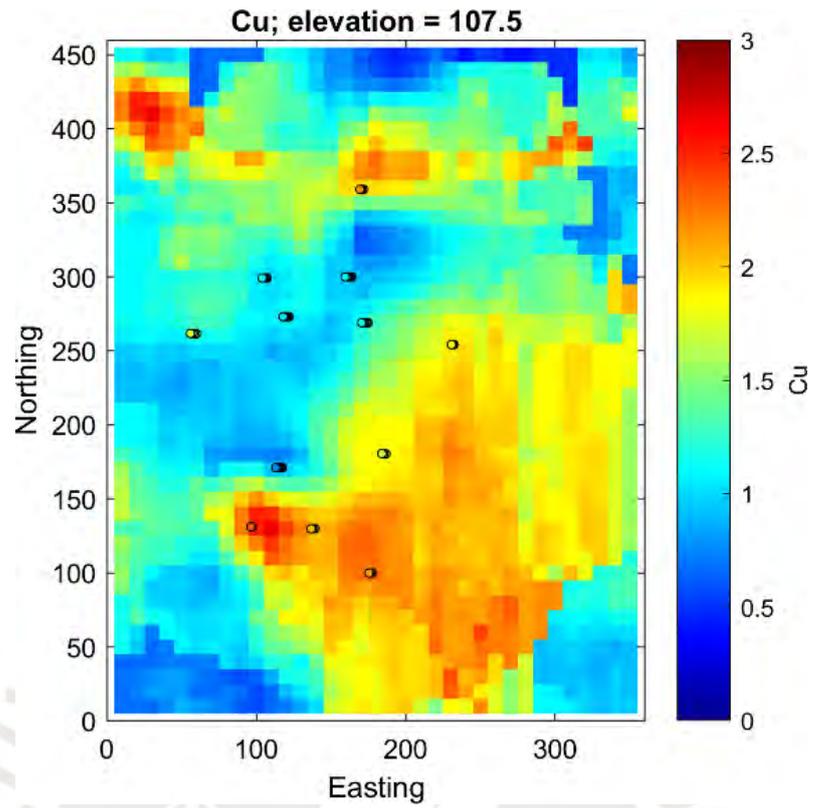




Fuente: Elaboración propia

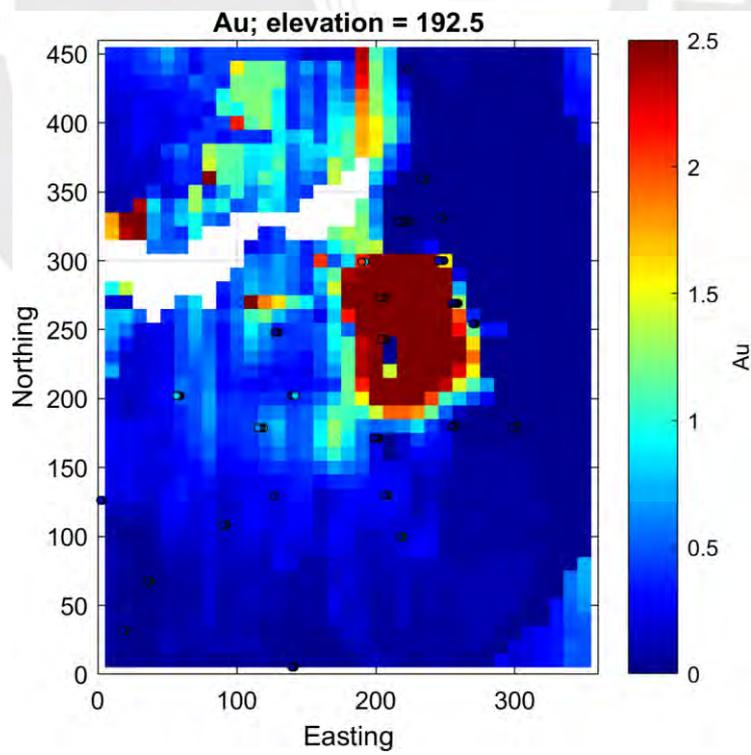
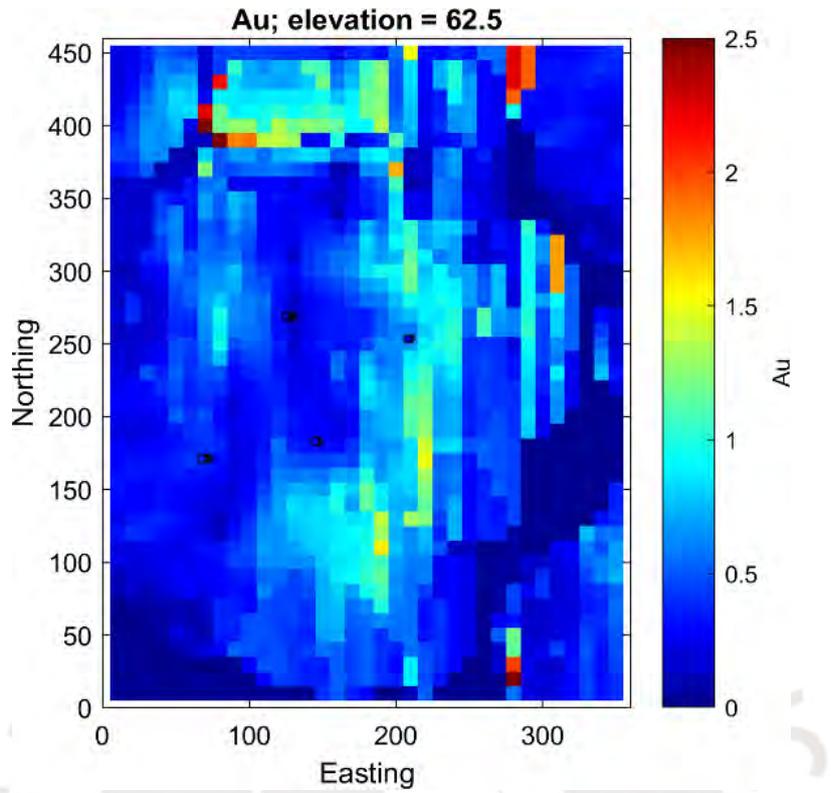
Anexo 3: Distribución de Leyes de Cu en Cotas Variadas

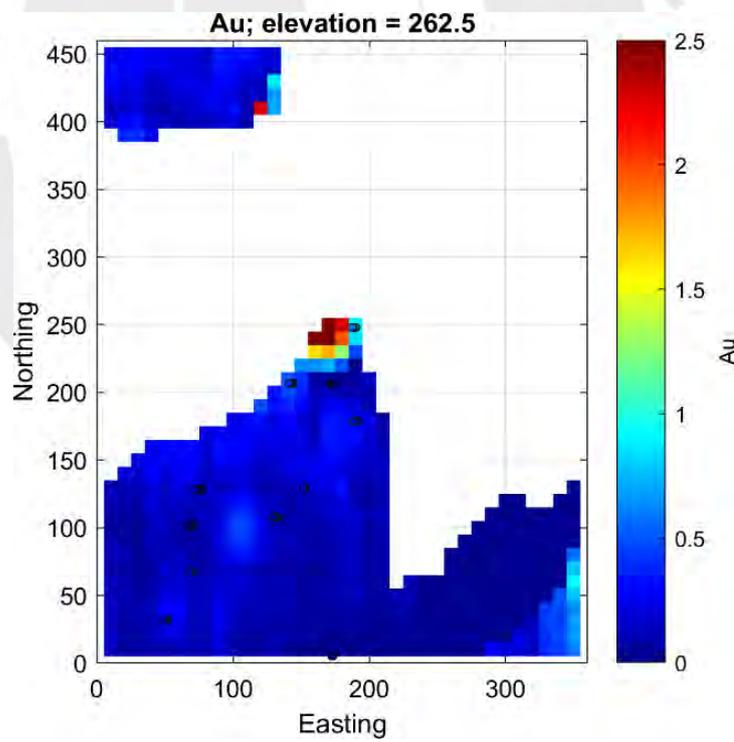
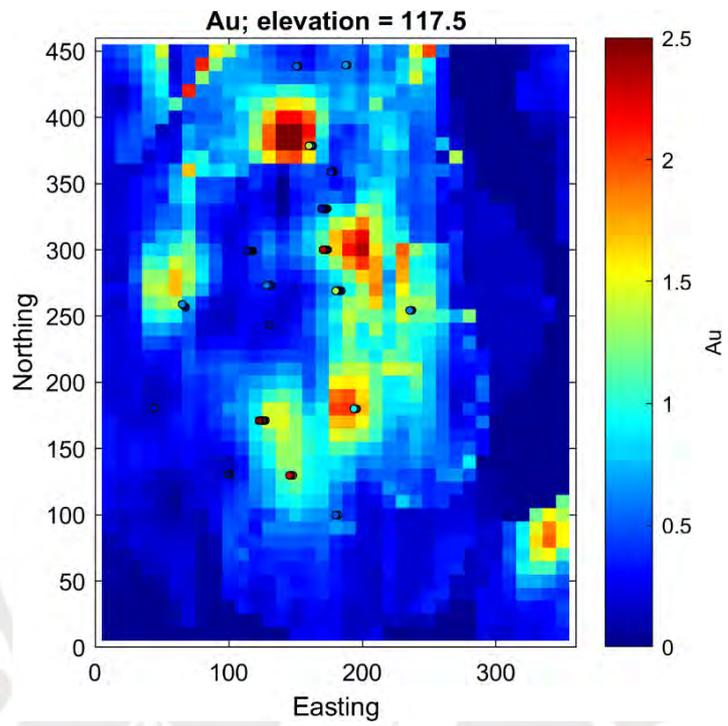




Fuente: Elaboración propia

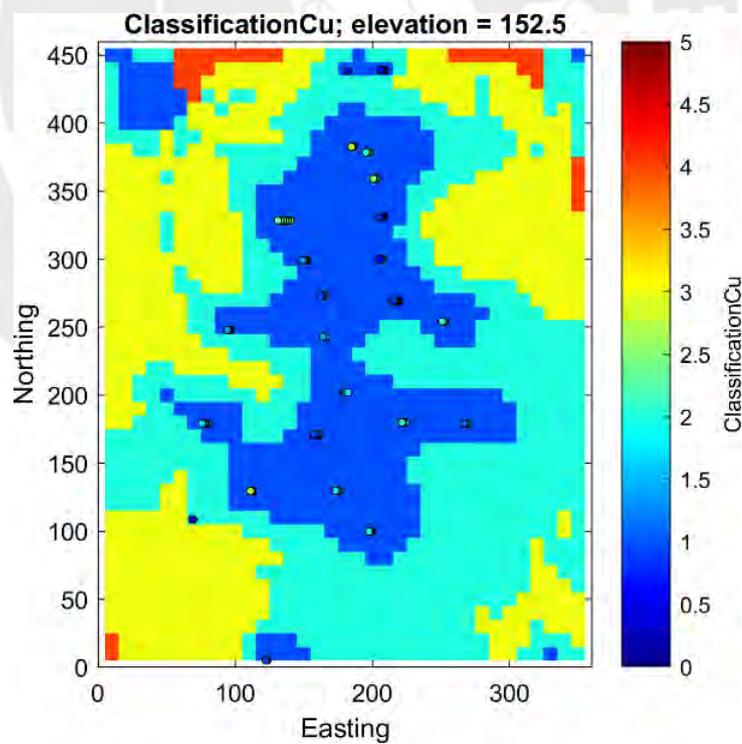
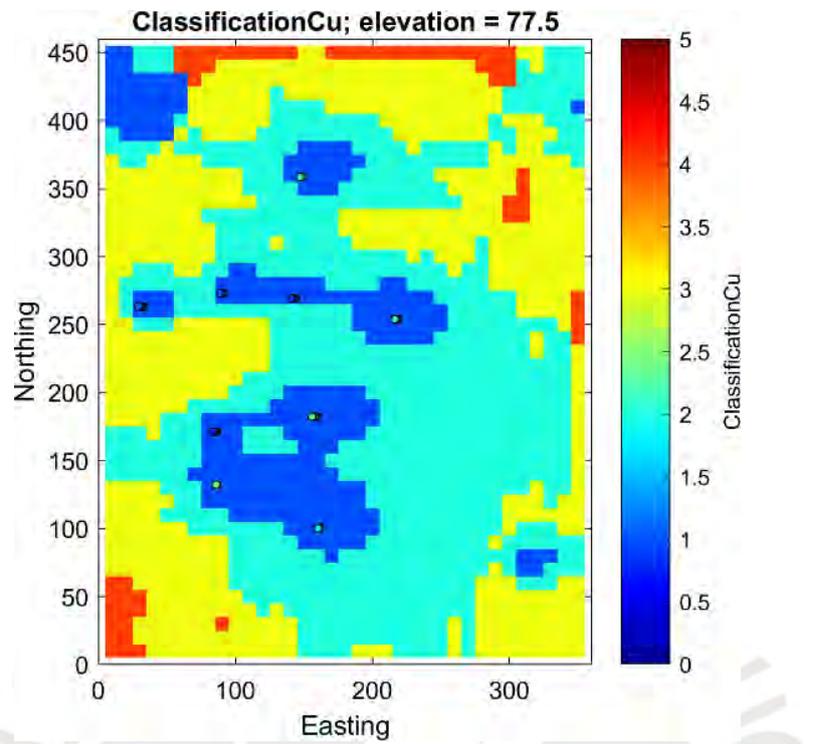
Anexo 4: Distribución de Leyes de Oro en Cotas Variadas

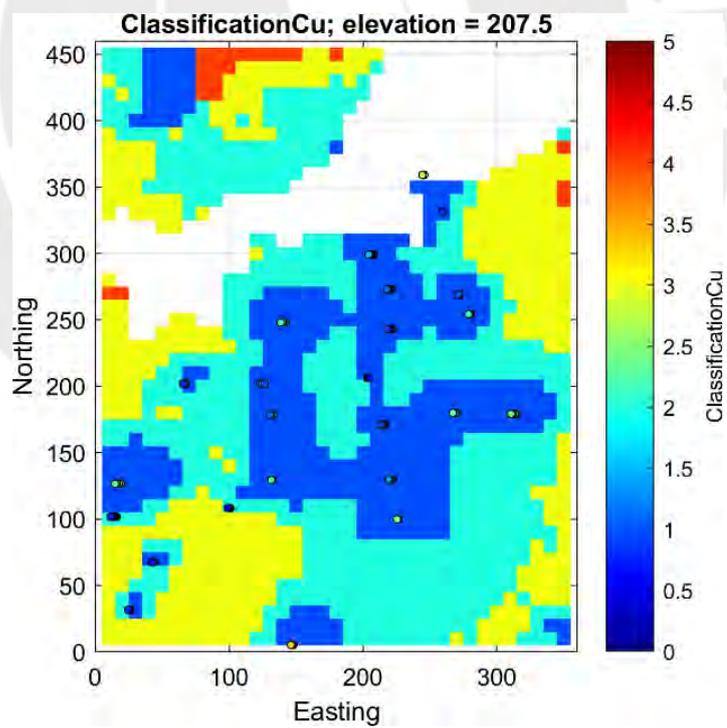
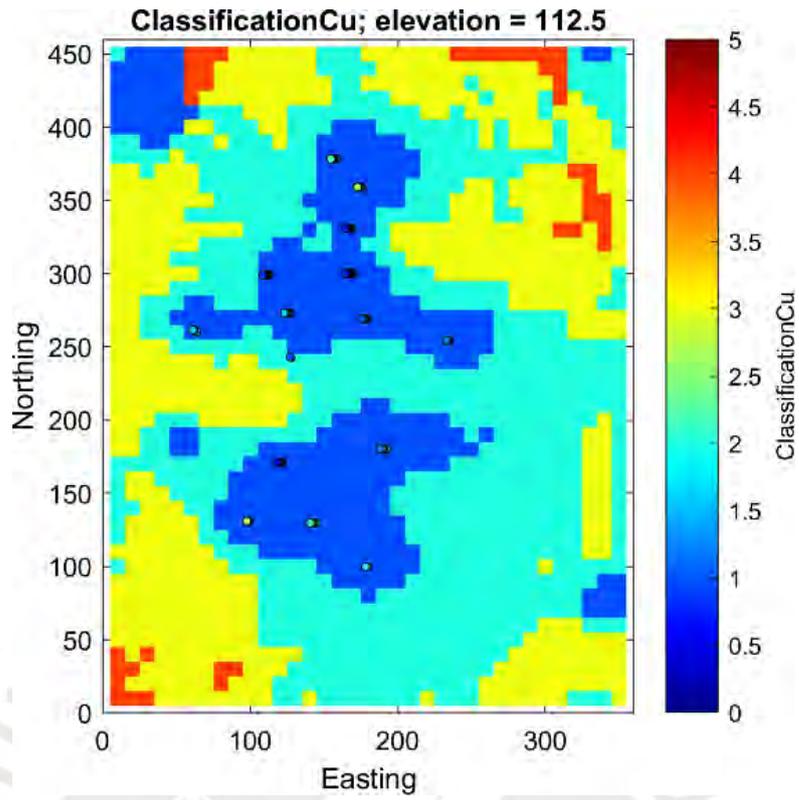




Fuente: Elaboración propia

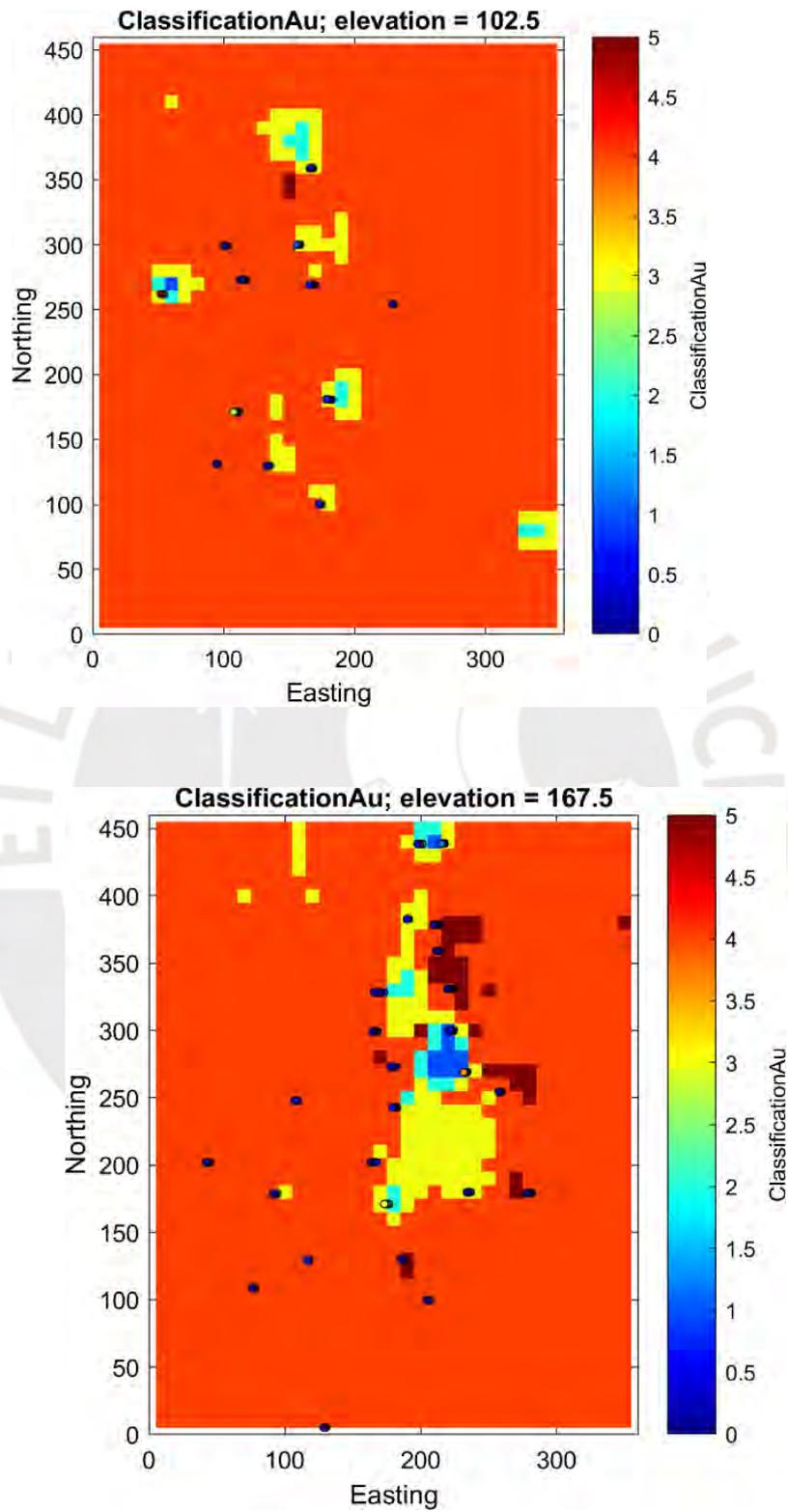
Anexo 5: Clasificación de Recursos de Cu por cotas

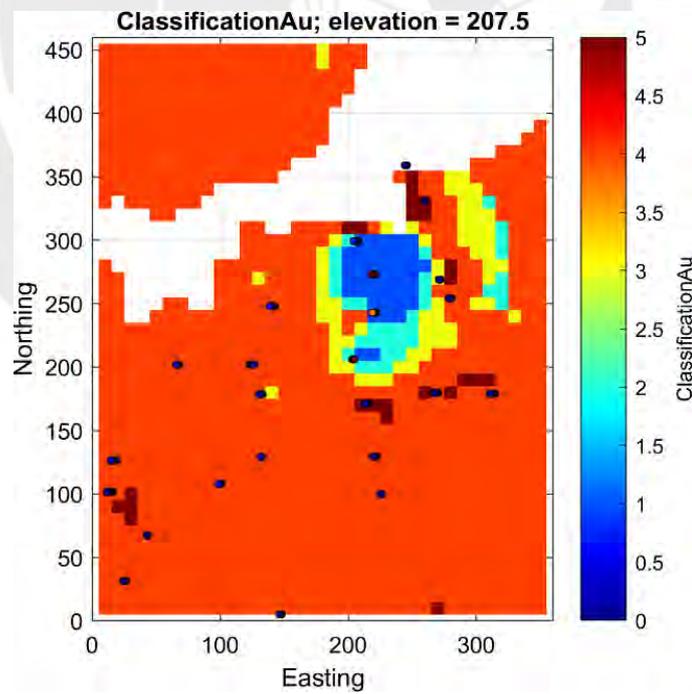
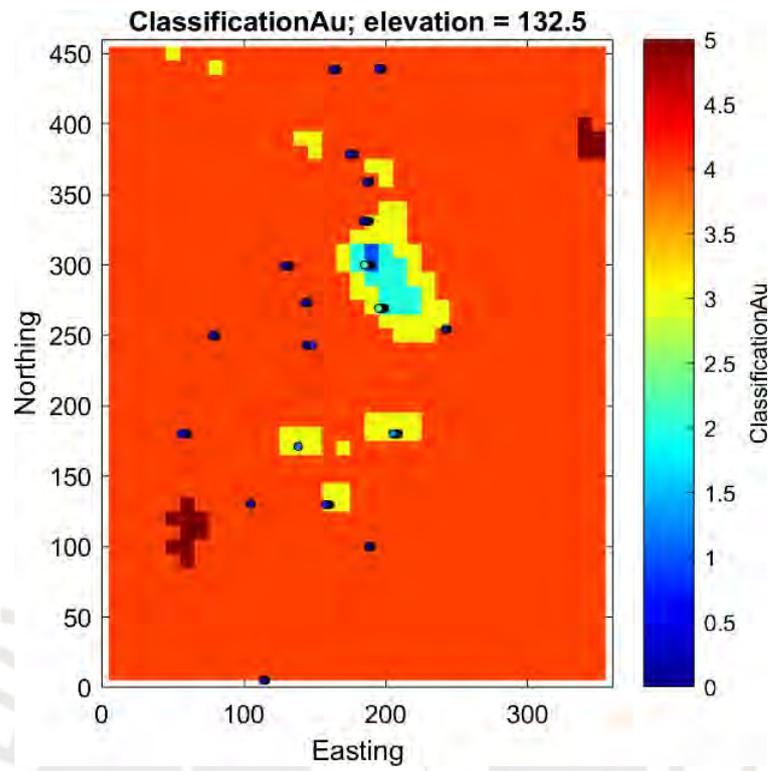




Fuente: Elaboración propia

Anexo 6: Clasificación de Recursos de Au por cotas





Fuente: Elaboración propia

Anexo 7: Clasificación de Recursos Cu y Au por Cotas

Recursos por cota	Tonelaje (Cu)	Ley Cu	Recursos por cota	Tonelaje (Au)	Ley Au
<b>Medido</b>	<b>20,635,258</b>	<b>0.598</b>	<b>Medido</b>	<b>560,203</b>	<b>1.891</b>
3,383.5	56,375	0.676	3,483.5	1,375	0.778
3,388.5	92,125	0.691	3,488.5	4,125	0.862
3,393.5	99,000	0.699	3,493.5	1,375	0.920
3,398.5	105,875	0.708	3,508.5	2,750	0.867
3,403.5	107,250	0.709	3,513.5	2,750	0.859
3,408.5	112,750	0.709	3,528.5	1,375	0.876
3,413.5	118,250	0.706	3,538.5	2,750	0.936
3,418.5	134,750	0.701	3,543.5	9,625	1.157
3,423.5	154,000	0.695	3,548.5	12,375	1.649
3,428.5	169,125	0.686	3,553.5	15,125	1.832
3,433.5	196,625	0.651	3,558.5	22,000	1.619
3,438.5	240,625	0.644	3,563.5	24,750	1.712
3,443.5	246,125	0.634	3,568.5	33,000	1.988
3,448.5	270,875	0.627	3,573.5	46,750	1.887
3,453.5	297,000	0.623	3,578.5	52,250	1.910
3,458.5	317,625	0.621	3,583.5	63,250	1.898
3,463.5	332,750	0.611	3,588.5	53,625	1.995
3,468.5	345,125	0.607	3,593.5	55,990	2.071
3,473.5	363,000	0.601	3,598.5	44,578	2.199
3,478.5	378,125	0.590	3,603.5	28,133	1.898
3,483.5	405,625	0.591	3,608.5	23,018	2.192
3,488.5	434,500	0.585	3,613.5	17,105	1.999
3,493.5	453,750	0.578	3,618.5	14,383	1.779
3,498.5	473,000	0.582	3,623.5	13,310	1.771
3,503.5	485,375	0.576	3,628.5	10,313	1.772
3,508.5	496,375	0.575	3,633.5	4,125	1.357
3,513.5	507,375	0.573	<b>Indicado</b>	<b>713,488</b>	<b>1.128</b>
3,518.5	534,875	0.572	3,453.5	1,375	0.463
3,523.5	556,875	0.572	3,458.5	1,375	0.491
3,528.5	566,500	0.573	3,473.5	1,375	0.390
3,533.5	573,375	0.574	3,478.5	6,875	0.607

3,538.5	587,125	0.577	3,483.5	13,750	0.733
3,543.5	609,125	0.579	3,488.5	13,750	0.758
3,548.5	624,250	0.579	3,493.5	15,125	0.739
3,553.5	636,625	0.580	3,498.5	19,250	0.619
3,558.5	626,368	0.586	3,503.5	12,375	0.677
3,563.5	626,890	0.593	3,508.5	16,500	0.798
3,568.5	613,085	0.593	3,513.5	19,250	0.766
3,573.5	621,143	0.594	3,518.5	16,500	0.737
3,578.5	603,378	0.589	3,523.5	17,875	0.717
3,583.5	563,613	0.591	3,528.5	22,000	0.713
3,588.5	503,745	0.593	3,533.5	24,750	0.649
3,593.5	463,815	0.597	3,538.5	16,500	0.668
3,598.5	439,368	0.608	3,543.5	13,750	0.761
3,603.5	414,205	0.620	3,548.5	22,000	0.806
3,608.5	389,510	0.632	3,553.5	27,500	0.789
3,613.5	362,230	0.618	3,558.5	17,875	0.748
3,618.5	319,660	0.619	3,563.5	30,250	1.199
3,623.5	292,820	0.628	3,568.5	39,875	1.237
3,628.5	267,465	0.617	3,573.5	42,625	1.332
3,633.5	237,848	0.613	3,578.5	30,250	1.410
3,638.5	211,640	0.592	3,583.5	27,500	1.374
3,643.5	210,238	0.588	3,588.5	48,125	1.599
3,648.5	175,670	0.585	3,593.5	27,500	1.488
3,653.5	154,853	0.590	3,598.5	20,625	1.532
3,658.5	127,765	0.595	3,603.5	19,360	1.585
3,663.5	97,323	0.587	3,608.5	24,750	1.422
3,668.5	73,618	0.578	3,613.5	21,725	1.598
3,673.5	56,155	0.536	3,618.5	18,810	1.542
3,678.5	31,763	0.508	3,623.5	16,500	1.469
3,683.5	24,640	0.409	3,628.5	16,390	1.439
3,688.5	19,470	0.340	3,633.5	14,493	1.357
3,693.5	12,430	0.302	3,638.5	11,358	1.043
3,698.5	6,875	0.248	3,643.5	3,603	0.981
3,703.5	4,180	0.254	<b>Inferido</b>	<b>2,857,360</b>	<b>0.593</b>
3,708.5	1,375	0.246	3,383.5	2,750	1.128

<b>Indicado</b>	<b>49,205,338</b>	<b>0.578</b>	3,388.5	4,125	1.063
3,383.5	818,125	0.692	3,408.5	1,375	0.865
3,388.5	1,007,875	0.687	3,413.5	5,500	0.804
3,393.5	1,069,750	0.679	3,418.5	8,250	0.742
3,398.5	1,122,000	0.673	3,423.5	8,250	0.912
3,403.5	1,127,500	0.667	3,428.5	5,500	0.668
3,408.5	1,111,000	0.665	3,433.5	5,500	0.653
3,413.5	1,086,250	0.656	3,438.5	5,500	0.871
3,418.5	1,053,250	0.645	3,443.5	9,625	0.857
3,423.5	1,014,750	0.634	3,448.5	12,375	0.579
3,428.5	994,125	0.618	3,453.5	16,500	0.643
3,433.5	973,500	0.616	3,458.5	11,000	0.387
3,438.5	948,750	0.610	3,463.5	22,000	0.492
3,443.5	998,250	0.600	3,468.5	39,875	0.576
3,448.5	1,016,125	0.592	3,473.5	67,375	0.526
3,453.5	1,012,000	0.586	3,478.5	81,125	0.549
3,458.5	1,010,625	0.582	3,483.5	81,125	0.538
3,463.5	991,375	0.577	3,488.5	92,125	0.525
3,468.5	1,010,625	0.568	3,493.5	121,000	0.578
3,473.5	990,000	0.562	3,498.5	127,875	0.513
3,478.5	999,625	0.569	3,503.5	115,500	0.513
3,483.5	992,750	0.575	3,508.5	90,750	0.519
3,488.5	965,250	0.577	3,513.5	81,125	0.488
3,493.5	972,125	0.569	3,518.5	79,750	0.483
3,498.5	957,000	0.562	3,523.5	93,500	0.457
3,503.5	957,000	0.557	3,528.5	103,125	0.503
3,508.5	969,375	0.558	3,533.5	93,500	0.490
3,513.5	977,625	0.561	3,538.5	116,875	0.498
3,518.5	946,000	0.552	3,543.5	119,625	0.534
3,523.5	926,750	0.560	3,548.5	134,750	0.589
3,528.5	930,875	0.560	3,553.5	123,750	0.618
3,533.5	919,875	0.552	3,558.5	122,375	0.652
3,538.5	935,000	0.554	3,563.5	99,000	0.616
3,543.5	913,000	0.558	3,568.5	81,180	0.593
3,548.5	903,375	0.555	3,573.5	79,035	0.636

3,553.5	901,643	0.556	3,578.5	66,000	0.688
3,558.5	921,580	0.560	3,583.5	59,125	0.702
3,563.5	898,480	0.561	3,588.5	96,030	0.849
3,568.5	883,410	0.549	3,593.5	52,250	0.773
3,573.5	919,078	0.561	3,598.5	52,003	0.766
3,578.5	871,668	0.552	3,603.5	50,820	0.751
3,583.5	844,553	0.549	3,608.5	38,748	0.687
3,588.5	819,115	0.539	3,613.5	35,585	0.737
3,593.5	838,805	0.551	3,618.5	35,090	0.761
3,598.5	819,088	0.550	3,623.5	30,030	0.762
3,603.5	763,290	0.552	3,628.5	22,578	0.736
3,608.5	750,640	0.561	3,633.5	12,595	0.718
3,613.5	638,578	0.542	3,638.5	12,540	0.657
3,618.5	647,570	0.536	3,643.5	11,193	0.674
3,623.5	620,428	0.536	3,648.5	5,803	0.668
3,628.5	577,363	0.533	3,653.5	605	0.589
3,633.5	522,088	0.519	3,658.5	2,558	0.242
3,638.5	503,360	0.519	3,663.5	4,345	0.306
3,643.5	401,830	0.505	3,668.5	4,125	0.292
3,648.5	300,465	0.487	3,673.5	2,750	0.275
3,653.5	221,183	0.471	<b>Total</b>	<b>4,131,050</b>	<b>0.864</b>
3,658.5	199,155	0.469	<b>general</b>		
3,663.5	166,540	0.435			
3,668.5	128,920	0.433			
3,673.5	104,390	0.409			
3,678.5	87,478	0.376			
3,683.5	62,205	0.343			
3,688.5	45,155	0.292			
3,693.5	39,105	0.263			
3,698.5	35,090	0.261			
3,703.5	30,003	0.246			
3,708.5	21,588	0.245			
<b>Inferido</b>	<b>39,633,743</b>	<b>0.404</b>			
3,383.5	741,125	0.448			
3,388.5	991,375	0.428			

---

3,393.5	1,003,750	0.431
3,398.5	951,500	0.438
3,403.5	951,500	0.442
3,408.5	954,250	0.442
3,413.5	969,375	0.448
3,418.5	985,875	0.449
3,423.5	983,125	0.447
3,428.5	979,000	0.443
3,433.5	974,875	0.441
3,438.5	952,875	0.431
3,443.5	895,125	0.425
3,448.5	864,875	0.416
3,453.5	842,875	0.412
3,458.5	834,625	0.408
3,463.5	849,750	0.412
3,468.5	820,875	0.417
3,473.5	830,500	0.424
3,478.5	801,625	0.419
3,483.5	779,625	0.410
3,488.5	783,750	0.408
3,493.5	772,750	0.403
3,498.5	772,750	0.399
3,503.5	754,875	0.393
3,508.5	732,875	0.392
3,513.5	719,125	0.389
3,518.5	721,875	0.392
3,523.5	734,250	0.393
3,528.5	719,125	0.377
3,533.5	720,500	0.378
3,538.5	695,750	0.371
3,543.5	694,375	0.376
3,548.5	690,250	0.373
3,553.5	669,323	0.378
3,558.5	638,578	0.379
3,563.5	639,678	0.372

---

---

3,568.5	652,410	0.383
3,573.5	594,605	0.384
3,578.5	633,050	0.396
3,583.5	612,370	0.390
3,588.5	580,580	0.384
3,593.5	459,855	0.369
3,598.5	424,463	0.361
3,603.5	403,068	0.368
3,608.5	342,678	0.352
3,613.5	396,853	0.384
3,618.5	340,423	0.383
3,623.5	305,718	0.382
3,628.5	292,133	0.387
3,633.5	301,455	0.391
3,638.5	272,443	0.384
3,643.5	285,945	0.396
3,648.5	328,515	0.394
3,653.5	330,963	0.387
3,658.5	289,080	0.366
3,663.5	253,715	0.355
3,668.5	230,423	0.334
3,673.5	199,430	0.314
3,678.5	174,735	0.303
3,683.5	151,085	0.294
3,688.5	120,038	0.300
3,693.5	96,773	0.292
3,698.5	72,985	0.281
3,703.5	46,228	0.265
3,708.5	23,403	0.250

**Total general 109,474,338 0.519**

Fuente: Elaboración propia

---

La librería de modelamiento geoestadístico fue desarrollada en lenguaje Matlab para el manejo de datos regionalizados, estudio exploratorio, análisis variográfico, predicción espacial y simulación condicional.

#### Anexo 8: Lista de rutinas principales y Modo de uso

Los principales programas desarrollados se listan a continuación.

- ❖ blkavg
- ❖ calculator
- ❖ codify
- ❖ cokrige
- ❖ creategrid
- ❖ declus
- ❖ distribution
- ❖ duplicate
- ❖ extractfile
- ❖ filterdata
- ❖ gamv
- ❖ hscatt
- ❖ locmap
- ❖ mergefiles
- ❖ pixelplt
- ❖ scatplt
- ❖ varffit

Cada rutina (por ejemplo, *gamv.exe*) funciona una vez que se complete el archivo de parámetros con formato ASCII (por ejemplo, *gamv.par*). Luego, se puede ejecutar la rutina, y especificar el nombre del archivo de parámetros cuando se le solicita:

Which parameter file do you want to use?

*gamv.par*

Si no se especifica archivo de parámetros alguno, por defecto se creará un archivo con el nombre *gamv.par* (en caso que este último no exista), o se usará el archivo por defecto *gamv.par* (en caso que este último exista).

## Anexo 9: Descripción de los programas

### BLKAVG

Esta rutina permite rebloquear variables definidas en un soporte puntual a un soporte de bloques.

Los parámetros de entrada son (i) el nombre del archivo con los valores de soporte puntual, que debe corresponder a una grilla regular, (ii) el número de nodos en cada dirección, (iii) el número de realizaciones, (iv) el número de variables, (v) los límites de validez para los valores de soporte puntual, (vi) el número de nodos por bloque en cada dirección, (vii) la opción de rebloqueo (media, moda, mínimo o máximo), (viii) el nombre del archivo de salida y (ix) el número de decimales en el archivo de salida.

```
Parameters for BLKAVG
*****

START OF PARAMETERS:
sgcosim.out          % file with realizations (point-support values)
200 300 1            % total number of grid nodes along x, y and z directions
30                  % number of realizations
2                   % number of variables
-1.0 1.0e21         % trimming limits for realization values
5 5 1              % number of nodes per block along x, y and z directions
1                   % 1=calculate average over block; 2=calculate most frequent value;
                   % 3=calculate minimum; 4=calculate maximum
blkavg.out          % name of output file
3                   % number of decimals for values in the output file
```

### CALCULATOR

Esta rutina permite calcular nuevas variables a partir de variables existentes, utilizando operaciones matemáticas.

El archivo de parámetros debe contener: (i) el archivo con las variables existentes, (ii) el número de variables de entrada, (iii) la declaración de cada una de las variables de entrada (indicando su nombre y columna de localización), (iv) los valores admisibles para los datos, (v) el nombre del archivo de salida con las variables calculadas, (vi) el número de variables a calcular, (vii) las características de las variables que se generarán (nombre extendido y expresión matemática que permite su cálculo), (viii) el número de decimales del archivo de salida y, además, es posible indicar si el archivo de salida incluirá las variables originales o no (ix).

Este programa genera un archivo de salida (ASCII) con extensión `.out` donde estarán las variables que fueron calculadas.

```

Parameters for CALCULATOR
*****

START OF PARAMETERS:
BlockModel.out
5
totalCu 4
solubleCu 5
totalAu 6
simulatedtotalCu 11:2:111
simulatedsolubleCu 12:2:112
-1.0 1.0e21
ProcessedBlockModel.out
5
Truncated copper grade
topcutCu = min(totalCu,5.0)
Equivalent copper grade
EqCu = totalCu + totalAu/10
Simulated copper solubility
simulatedSol = simulatedtotalCu / simulatedsolubleCu
Expected copper solubility
expectedSol = mean(simulatedSol)
Realization no. 5 of total copper grade
totalCu_realiz5 = simulatedtotalCu(5,:)
3
1

% input file name
% number of input variables
% variable no.1: short name, column numbers
% variable no.2: short name, column numbers
% variable no.3: short name, column numbers
% variable no.4: short name, column numbers
% variable no.5: short name, column numbers
% trimming limits
% output file name
% number of new output variables
% variable no.1: full name
% mathematical definition
% variable no.2: full name
% mathematical definition
% variable no.3: full name
% mathematical definition
% variable no.4: full name
% mathematical definition
% variable no.5: full name
% mathematical definition
% number of decimals for values in the output file
% include input data in output file? (1=yes, 0=no)

Do not use brackets or special characters (% , $, #, @) in short names and mathematical definitions.
Do not use spaces in short names.

Operators usually cannot mix scalar and vectorial variables. As an exception, scalar variables
can be defined from vectorial variables thanks to operators such as min(), max(), mean() or sum()
(see example of variable no. 4) or by extracting a vector component (see example of variable no. 5)

```

## CODIFY

Esta rutina reemplaza codificaciones numéricas o alfanuméricas en codificaciones numéricas que forman grupos o unidades geológicas.

Los parámetros de entrada del archivo de parámetros son: (i) el nombre del archivo de salida, (ii) el número de decimales de los datos en el archivo de salida, (iii) el archivo con los datos de entrada, (iv) la columna de la variable a codificar y, opcionalmente, las columnas de las variables a replicar en el archivo de salida, (iv) el número de grupos o unidades que se generarán y (v) los códigos asociados a cada unidad antes indicada.

```
Parameters for CODIFY
*****

START OF PARAMETERS:
DataWithCodes.out          % output file name
3                          % number of decimals for values in the output file
Data.dat                   % input file name
6 4 5                      % columns for raw lithology code and (optional) for
                           % associated grades
3                          % number of lithogroups
4 54                       % lithogroup 1: code numbers
20                         % lithogroup 2: code numbers
28 29 30 31 32 33 34      % lithogroup 3: code numbers
```

## COKRIGE

Esta rutina realiza kriging o cokriging para la predicción de variables regionalizadas en sitios o bloques de interés.

Los parámetros de entrada del archivo de parámetros son: (i) el nombre del archivo con las coordenadas de los sitios o bloques donde realizar la predicción, (ii) las columnas de este archivo que contienen las coordenadas este, norte y cota, (iii) el tamaño de los bloques para la predicción, (iv) la discretización de estos bloques en puntos, (v) el nombre del archivo con los datos, (vi) las columnas que contienen las coordenadas de los datos, (vii) las columnas que contienen los datos de las variables de interés, (viii) el nombre de estas variables, (ix) los límites de validez de los datos, (ix) el nombre de base de los archivos conteniendo el modelo variográfico (ver rutina vargfit para detalles), (x) los radios de la vecindad de búsqueda, (xi) los ángulos para orientar dicha vecindad (convención GSLIB), (xii) indicar si la vecindad se divide (1) o no (0) en octantes, (xiii) el número de datos a buscar en cada octante o dentro de la vecindad completa, (xiv) el tipo de cokriging y el valor medio de cada variable, (xv) indicar si se desea (1) o no (0) realizar validación cruzada, (xvi) el nombre del archivo de salida con las predicciones y varianzas de error y (xvii) el número de decimales en el archivo de salida.

```

Parameters for CORRIGE
*****

START OF PARAMETERS:
locations.prn          % file with coordinates of locations targeted for cokriging
1 2 3                % columns for location coordinates
10.0 10.0 10.0       % block size along x, y and z directions
5 5 2                % block discretization (1 1 1 for point-support cokriging)
data.dat              % file with conditioning data
1 2 3                % columns for coordinates
4 5                  % columns for data values
Cu Au                % variable names
-1.0 1.0e21 inf 15.0 % trimming limits and top-cut values for data
vargfit              % basename for files with variogram models
200 150 100          % search neighborhood: maximum radii in the rotated system
30 0 0               % angles for search ellipsoid
0                    % divide into octants? 1=yes, 0=no
20                   % optimal number of data per octant (if octant=1) or in total (if 0)
1 0.432 0.763        % cokriging type (0=SCR, 0.5=standardized OCK, 1=traditional OCK,
                    % 2=DCK with degree 1, 3=OCK with degree 2, etc.), mean values
0                    % cross-validation? 1=yes, 0=no
cokrige.out          % name of output file
3                    % number of decimals for values in the output file

```

## CREATEGRID

Esta rutina genera un archivo con las coordenadas de los nodos de una grilla regular 3D.

Los parámetros de entrada del archivo de parámetros son (i) el origen donde se generará la grilla, (ii) el número de nodos en cada dirección, (iii) el espaciado entre nodos considerados, (iv) el nombre del archivo de salida y (v) el número de decimales considerados en el archivo de salida.

```

Parameters for CREATEGRID
*****

START OF PARAMETERS:
1.0 1.0 119.0        % coordinates of first grid node
200 300 1            % number of grid nodes along x, y and z coordinates
2.0 2.0 10.0        % grid mesh along x, y and z coordinates
Grid2x2.dat          % output file name
3                    % number of decimals for values in the output file

```

## DECLUS

Esta rutina calcula ponderadores para desagrupar a datos ubicados irregularmente en el espacio. El ponderador asignado a un dato es inversamente proporcional a la cantidad de datos ubicados en una celda rectangular centrada en el dato objetivo.

Los parámetros de entrada son (i) el nombre del archivo que se desea desagrupar, (ii) los números de columna de las coordenadas y de las variables, (iii) los límites para valores admisibles de las variables, (iv) el tamaño de la celda de desagrupamiento, (v) el nombre del archivo de salida y (vi) el número de decimales para el archivo de salida.

```
Parameters for DECLUS
*****

START OF PARAMETERS:
data.dat          % input file name
1 2 3            % columns for coordinates
4:10             % columns for data values
-1.0 1.0e21      % trimming limits for data values
30 30 15         % declustering cell size
declus.out       % output file name
3               % number of decimals for values in the output file
```

## DISTRIBUTION

Esta rutina permite calcular estadísticas y herramientas gráficas de la distribución de una o más variables.

Para su ejecución se requiere: (i) el nombre del archivo con datos, (ii) el número de la o las columnas con datos, (iii) el número de la columna con los ponderadores de desagrupamiento (uso opcional), (iv) la columna donde está el tipo de roca (además, es posible agregar un archivo con los códigos y nombres de los diferentes tipos de roca, *rockcodes.trn*), (v) los nombres de las variables, (vi) los límites donde se considerará(n) válida(s) la(s) variable(s), (vii) indicar si se calcularán (1) o no (0) las estadísticas básicas. Para cada variable, (viii) indicar el valor mínimo, paso y valor máximo para los gráficos, junto con (ix) el tipo de herramienta gráfica que se quiere (1) o no (0) (histograma, histograma acumulado, curvas tonelaje-ley, diagramas de caja, gráficos de probabilidad, gráficos de cuantiles contra cuantiles para comparar la distribución global con las distribuciones asociadas a cada tipo de roca). Finalmente, se debe indicar (x) el nombre base de los archivos de salida y (xi) el número de decimales considerado en estos archivos.

*Distribution* genera diversos archivos de salida de acuerdo a lo que se solicite; las estadísticas se obtienen en un archivo ASCII con extensión *.out*, mientras que las herramientas gráficas son generadas en archivos con extensión *.png*.

```

Parameters for DISTRIBUTION
*****

START OF PARAMETERS:
data.dat          % file with data
4 5              % columns for data values
0                % column for declustering weights (0=not used)
6 rockcodes.trn  % column for rock type (0=not used) and file with rock
                  % type names and codes (optional)
Cu Au            % variable names
-1.0 1.0e21      % trimming limits for data values
1               % basic statistics (1=yes, 0=no)?
0.0 0.1 3.0     % variable 1: min, step, max for plots
1 1 1 1 1      % histplot? cumhist? gtcurses? boxplot?
                  % logprobplot? qqplot? (1=yes, 0=no)
0.0 0.2 5.0     % variable 2: min, step, max for plots
1 1 1 1 1      % histplot? cumhist? gtcurses? boxplot?
                  % logprobplot? qqplot? (1=yes, 0=no)
distribution     % basename for output files
3               % number of decimals for values in output file

```

## DUPLICATE

Esta rutina identifica y remueve datos que tienen iguales coordenados de ubicación (considerando determinadas tolerancias).

Requiere especificar en su archivo de parámetros (i) el nombre del archivo con datos, dentro de ese archivo el número de (ii) las columnas con las coordenadas y (iii) las columnas con datos, (iv) la distancia bajo la cual se considerarán los datos como duplicados, (v) el nombre del archivo de salida y (vi) el número de decimales.

*Duplicate* genera dos archivos de salida (ASCII), uno con extensión *.out*, que posee la base de datos sin los valores duplicados y otro con extensión *.sum* que contiene el detalle de los datos considerados como duplicados.

```

Parameters for DUPLICATE
*****

START OF PARAMETERS:
Data.dat         % file with data
1 2 3           % columns for coordinates
4 5             % columns for data
0.05            % distance below which data are considered as duplicates
duplicate       % basename for output files
3              % number of decimals for values in output files

```

## EXTRACTFILE

Esta rutina permite extraer determinadas columnas de variables contenidas en un archivo de entrada.

Los parámetros de entrada del archivo de parámetros son: (i) el archivo con las variables a extraer, (ii) las columnas que se desean extraer, (iii) el archivo de salida con las columnas extraídas (formato ASCII) y (iv) el número de decimales.

```

Parameters for EXTRACTFILE
*****

START OF PARAMETERS:
tbcosim.out          % input file name
1 2 3               % column numbers for variables to be extracted
tbcosim_realizations1.out % output file name
3                   % number of decimals for values in the output file

```

## FILTERDATA

Esta rutina remueve filas correspondientes a datos que no cumplen con ciertas condiciones requeridas. Puede ser utilizado para filtrar datos con valores muy altas o bien, filtrar datos que no pertenecen a un tipo de roca específico.

Los parámetros de entrada del archivo de parámetros son: (i) el nombre del archivo de salida, (ii) el número de decimales considerados, (iii) el archivo con los datos a filtrar, (iv) el número de filtros a aplicar y, para cada filtro, (v) la columna que se desea usar en el filtro junto con (vi) el valor mínimo y (vii) el valor máximo de los datos a conservar.

```

Parameters for FILTERDATA
*****

START OF PARAMETERS:
FilteredData.out    % output file name
3                   % number of decimals for values in the output file
Data.dat            % input file name
3                   % number of filters
4                   % filter no.1: column number
0.0                 % lower trimming limit(s)
10.0                % upper trimming limit(s)
5                   % filter no.2: column number
0.0                 % lower trimming limit(s)
20.0                % upper trimming limit(s)
6                   % filter no.3: column number
4 54                % lower trimming limit(s)
4 54                % upper trimming limit(s)

In this example: selected data are the ones such that the copper grade (column 4) is between 0.0 and 10.0
(inclusive), the gold grade (column 5) is between 0.0 and 20.0, and the rock type (column 6) is either 4 or 54

```

## GAMV

Esta rutina permite calcular covarianzas o variogramas experimentales, directos y cruzados, de las variables que se indiquen como entrada.

Los parámetros de entrada son: (i) el archivo con los datos, (ii) las columnas con las coordenadas, (iii) las columnas de las variables de interés, (iv) las columnas de los ponderadores de desagrupamiento (uso opcional), (v) el nombre de las variables, (vi) el rango admisible para los datos (aplicable a todas las variables), junto con valores de truncación (capping) de cada variable, (vii) el número de direcciones de cálculo, (viii) para cada dirección, el azimut, la tolerancia en el azimut, la inclinación o dip, la tolerancia en el dip, el tamaño del paso, el número de pasos y la tolerancia en el paso, (ix) el tipo de variograma a calcular, (x) indicar la opción de despliegue gráfico deseada, (xi) indicar si se quiere desplegar el número de pares y el tamaño de texto, (xii) el nombre base de los archivos de salida.

*Gamv* genera un archivo ASCII con el detalle del cálculo de los variogramas o covarianzas, además de diversos archivos gráficos con los variogramas experimentales (extensión *.png*).

```

Parameters for GAMV
*****

START OF PARAMETERS:
Data.dat                                % file with data
1 2 3                                    %      column for coordinates
4 5                                      %      columns for data values
0                                         %      column for declustering weights (0=not used)
Cu Au                                    %      variable names
-1.0 1.0e21 inf 15.0                    %      trimming limits and top-cut values for data
2                                         % number of directions
0.0 90.0 0.0 20.0 15.0 20 7.5           % direction 1: azm, atol, dip, dtol, lag, nlag, lagtol
0.0 90.0 90.0 20.0 10.0 14 5.0          % direction 2: azm, atol, dip, dtol, lag, nlag, lagtol
1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0                   % compute variogram types 1, 2, ..., 11? (1=yes, 0=no)
1                                         % 0=no display, 1=display direct and cross variograms in a single
                                         % figure, 2=display in multiple figures; 3=display only direct
                                         % variograms
0 6                                       % display numbers of pairs? (1=yes, 0=no), font size for display
gamv                                     % basename for output files

Available variogram types:
1: Traditional variogram
2: Traditional covariance (using global mean)
3: Non-ergodic covariance (using lag-specific means)
4: Traditional correlogram (using global mean and variance)
5: Non-ergodic correlogram (using lag-specific means and variances)
6: Non-centered covariance
7: Even part of the traditional covariance
8: Even part of the non-ergodic covariance
9: Pseudo cross variogram
10: Madogram
11: Rodogram

For each variogram type, all direct and cross variograms are calculated

```

## HSCATT

Esta rutina dibuja nubes de correlación diferida (con una o varias variables). Los puntos de las nubes son pintados con tonalidades diferentes de acuerdo al valor de la distancia de separación.

Los parámetros de entrada son: (i) el archivo con datos, (ii) las columnas con coordenadas, (iii) las columnas con datos, (iv) el nombre de las variables, (v) los rangos admisibles de los datos, (vi) el número de direcciones de cálculo, (vii) para cada dirección, el azimut, tolerancia en el azimut, dip, tolerancia en el dip, tamaño del paso, número de pasos y tolerancia en el paso, (viii) el nombre base de los archivos de salida, (ix) el tamaño de los puntos graficados, (x) la cantidad de puntos a graficar, (xi) los valores mínimos de los ejes de cada variable y (xii) los valores máximos de los ejes de cada variable.

```
Parameters for HSCATT
*****
START OF PARAMETERS:
Data.dat          % file with data
1 2 3            % columns for coordinates
4 5             % columns for data values
Cu Au           % variable names
-1.0 1.0e21     % trimming limits for data values
2              % number of directions
0.0 90.0 0.0 20.0 15.0 3 7.5 % direction 1: azm, atol, dip, dtol, lag,
nlag, lagtol
0.0 90.0 90.0 20.0 10.0 3 5.0 % direction 2: azm, atol, dip, dtol, lag,
nlag, lagtol
hscatt          % basename for output files
1              % symbol size (0.1=small, 1=regular, 10=big)
10             % plot every n data pairs
0.0 0.0        % lower axis limits for display
3.0 30.0       % upper axis limits for display
For each lag vector, all direct and cross lagged scatter plots are calculated
```

## LOCMAP

Esta rutina genera mapas de datos ubicados en forma irregular en el espacio: vistas en planta y secciones (2D) y/o vistas 3D. Puede ser aplicado tanto a variables continuas como categóricas.

El archivo de parámetros requiere (i) el nombre del archivo con los datos, (ii) los números de las columnas asociadas a las coordenadas, (iii) los números de columnas y (iv) nombres de las variables continuas, (v) los números de columnas y (vi) nombres de las variables categóricas, (vii) los límites de validez de los datos, (viii) el tipo de escala

usada para los ejes en las diferentes vistas, (ix) los valores mínimos de los ejes, (x) los valores máximos de los ejes, (xi) el tipo (color o grises) y los límites de las escalas usadas para las variables continuas, (xii) el nombre de un archivo con los códigos, nombres y colores RGB de las variables categóricas, (xiii) cada cuántos puntos se graficará, (xiv) el tamaño de los símbolos, (xv) el nombre base de los archivos de salida. Adicionalmente, pueden utilizarse filtros para considerar un determinado subconjunto de datos que cumpla con restricciones específicas, para lo que se requiere (xvi) indicar el número de filtros y para cada uno de ellos (xvii) la columna sobre la cual se aplicará, (xviii) el valor mínimo y (xix) el valor máximo del filtro.

Esta rutina genera archivos de salida con extensión *.png*, con los mapas de las variables.

```

Parameters for LOCMAP
*****

START OF PARAMETERS:
Data.dat          % file with data
1 2 3             % columns for coordinates
4 5              % columns for continuous variables
Cu Au            % continuous variable names
6               % columns for categorical variables
RockType         % categorical variable names
-1.0 1.0e21      % trimming limits for data values
1 1 1 1         % use same scaling for XY? XZ? YZ? XYZ? (1=yes, 0=no)
0.0 0.0 0.0     % lower limits for X, Y, Z axes
400.0 600.0 140.0 % upper limits for X, Y, Z axes
1               % continuous variables: 0=gray scale, 1=color scale
0.0 0.0        % lower limits for gray/color scales
3.0 30.0       % upper limits for gray/color scales
rockcodes.trn   % categorical variables: files with category codes, names and RGB colors
10             % plot every n data points
1              % symbol size: 0.5=small, 1=regular, 2=big
locmap          % basename for output files
3              % number of filters
4              % filter no.1: column number
0.0            % lower trimming limit(s)
10.0           % upper trimming limit(s)
5              % filter no.2: column number
0.0            % lower trimming limit(s)
20.0           % upper trimming limit(s)
6              % filter no.3: column number
4 20           % lower trimming limit(s)
4 20           % upper trimming limit(s)

In this example: selected data are the ones such that the copper grade (column 4) is between 0.0 and 10.0
(inclusive), the gold grade (column 5) is between 0.0 and 20.0, and the rock type (column 6) is either 4 or 20

```

## MERGEFILES

Esta rutina permite combinar dos o más archivos con igual número de datos en un único archivo de salida.

Se requiere para su funcionamiento especificar (i) el nombre del archivo de salida, (ii) el número de decimales, (iii) la cantidad de archivos que se busca unir y (iv) el nombre de cada archivo de entrada.

```
Parameters for MERGEFILES
*****

START OF PARAMETERS:
allrealizations.out      % output file name
3                        % number of decimals for values in the output file
4                        % number of input files to merge
coordinates.dat         % input file no. 1
tbcosim1.out           % input file no. 2
tbcosim2.out           % input file no. 3
tbcosim3.out           % input file no. 4
```

## PIXELPLT

Esta rutina permite realizar mapas de datos ubicados en una grilla regular en el espacio (vistas en plantas y secciones 2D).

Los parámetros del archivo de entrada son: (i) el nombre del archivo con los datos a graficar, las características de la grilla: (ii) origen, (iii) número de nodos y (iv) espaciamiento de los nodos en cada dirección, (v) las columnas y (vi) nombres de las variables continuas, y (vii) las columnas y (viii) nombres de las variables categóricas. De forma adicional, en los mapas se puede superponer datos ubicados en forma irregular en el espacio indicando (ix) el nombre del archivo, (x) las columnas de las coordenadas, (xi) las columnas de los datos continuos y (xii) las columnas de los datos categóricos. Luego, se debe indicar (xiii) los límites de validez de los datos (continuos o categóricos), (xiv) el tipo de vista deseada, (xv) las plantas o secciones que se quiere graficar, (xvi) la escala de ejes para las distintas vistas, (xvii) el límite inferior de los ejes, (xviii) el límite superior de los ejes, (xix) el tipo de escala para las variables continuas (grises o colores), (xx) los límites inferiores y (xxi) superiores de las escalas de colores para dichas variables continuas, (xxii) el archivo con el código, nombre y color RGB para cada categoría, y (xxiii) el nombre base de los archivos de salida. Se genera archivos de salida con extensión *.png*.

```

Parameters for PIXELPLT
*****

START OF PARAMETERS:
BlockModel.out          % file with gridded data
5.0 5.0 6.0            % x0, y0, z0
40 60 12               % nx, ny, nz
2.0 2.0 12.0          % dx, dy, dz
4 5                   % columns for continuous variables
Cu Au                 % continuous variable names
6                   % columns for categorical variables
RockType              % categorical variable names
DrillHoles.dat        % file with scattered data (optional)
1 2 3                 % columns for coordinates
4 5                   % columns for continuous variables
6                   % columns for categorical variables
-1.0 1.0e21           % trimming limits for data values
1                   % view: 1=XY, 2=XZ, 3=YZ
1:12                 % indices of slices to display
1                   % use same axis scaling? (1=yes, 0=no)
0.0 0.0              % lower axis limits
400.0 600.0          % upper axis limits
1                   % continuous variables: 0=gray scale, 1=color scale
0.0 0.0              % lower limits for gray/color scales
3.0 30.0             % upper limits for gray/color scales
rockcodes.trn        % categorical variables: files with rock type codes,
                    % names and RGB colors (optional)
pixelplt             % basename for output files

```

## SCATPLT

Esta rutina grafica nubes de dispersión entre variables. Los puntos determinados pueden tener diferentes tonalidades según un tipo de roca al cual pertenezcan.

Sus parámetros de entrada son: (i) el archivo con datos, con (ii) las columnas con datos, (iii) la columna de una variable categórica auxiliar y el archivo con los códigos, nombres y colores RGB de las categorías, (iv) el nombre de las variables y (v) los límites de validez de los datos. También se debe especificar (vi) los valores mínimos y (vii) máximos de los ejes para los gráficos, (viii) la cantidad de puntos a graficar, (ix) el tamaño de los puntos, (x) indicar si se desea dibujar de forma adicional la línea bisectriz, la regresión lineal y regresión condicional, (xi) el nombre base de los archivos de salida. Adicionalmente es posible considerar filtros indicando: (xii) el número de filtros y, para cada uno de ellos, (xiii) la columna dónde se aplicará y (xiv) los valores mínimos y (xv) máximos del filtro.

*Scatplt* genera archivos con extensión *.png* con las nubes de dispersión.

```

Parameters for SCATPLT
*****

START OF PARAMETERS:
Data.dat          % file with data
4 5              % columns for data values
6 rockcodes.trn  % column for secondary variable (0=not used), file with codes, names and
                  % colors for secondary data (optional)
Cu Au           % variable names
-1.0 1.0e21     % trimming limits for data values
0.0 0.0        % lower axis limits for display
3.0 30.0       % upper axis limits for display
1              % plot every n data points
1              % symbol size: 0.5=small, 1=regular, 2=big
0 1 1          % draw bissector? linear regression? conditional regression? (1=yes, 0=no)
scatplt        % basename for output files
3              % number of filters
4              % filter no.1: column number
0.0            % lower trimming limit(s)
10.0           % upper trimming limit(s)
5              % filter no.2: column number
0.0            % lower trimming limit(s)
20.0           % upper trimming limit(s)
6              % filter no.3: column number
20 25          % lower trimming limit(s)
22 35          % upper trimming limit(s)

In this example: selected data are the ones such that the copper grade (column 4) is between 0.0 and 10.0
(inclusive), the gold grade (column 5) is between 0.0 and 20.0, and the rock type (column 6) is between 20 and
22, or between 25 and 35.

```

## VARGFIT

Permite el ajuste de un modelo lineal de coregionalización a partir de un conjunto de variogramas o covarianzas experimentales. Su funcionamiento está basado en un ajuste automático que calcula las mesetas con el objetivo de minimizar la suma de los errores cuadráticos entre los variogramas o covarianzas experimentales y el modelo de ajuste.

Los parámetros de entrada son: (i) el archivo con los variogramas o covarianzas experimentales, (ii) el número de estructuras anidadas a utilizar, y luego para estructura se debe especificar: (iii) el tipo de estructura, los alcances y los ángulos (convención GSLIB). También se puede (iv) incluir un efecto pepita en el ajuste, (v) ajustar las mesetas de forma automática y, de ser así, se debe (vi) indicar los valores aproximados de las varianzas de cada variable, (vii) indicar el tipo de ponderación asignada a los variogramas/covarianzas experimentales, (viii) el tipo de variograma a ajustar, (ix) si se quiere desplegar o no los ajustes, (ix) el nombre base de los archivos de salida y (x) el nombre de las variables.

Este programa genera como salida archivos con formato ASCII de extensión *.cc*, *.mod* y *.nug*, y archivos gráficos de extensión *.png* donde se despliegan los variogramas o covarianzas experimentales y sus ajustes.

Parameters for VARGFIT  
\*\*\*\*\*

```
START OF PARAMETERS:
gamv_variogram.out      % file with experimental variograms/covariances
2                      % number of nested structures
1 30 30 150 0 0 0      % 1st structure: it a1 a2 a3 angl ang2 ang3
1 100 100 150 0 0 0   % 2nd structure: it a1 a2 a3 angl ang2 ang3
1                      % consider a nugget effect for fitting? 1=yes, 0=no
1                      % automatic sill fitting? 1=yes, 0=no
0.4 15.0              % if automatic=1; variance of each variable
1                      % weighting option: 0=none; 1=proportional to nb of pairs;
                      % 2=inv. proportional to lag; 3=both
1                      % variogram type: 1=traditional variogram; 2=pseudo variogram; 3=covariance
1                      % display resulting fit? 0=no; 1=yes in a single figure, 2=yes in multiple
                      % figures, 3=display only direct variograms/covariances
vargfit                % basename for output files
Cu Au                  % variable names

Available model types:
1: spherical
2: exponential
3: cubic
4: Gaussian
```

For manual fitting, the nugget and sill values are read from files `basename.nug` and `basename.cc`, respectively

