



ESCUELA DE  
GEOLOGÍA

**OPTIMIZACIÓN DE MALLAS DE SONDAJES Y SU IMPACTO  
RESPECTO AL CONOCIMIENTO GEOLÓGICO Y  
FINANCIERO EN SECTOR FILÓN ORIENTAL, MINA SAUCE,  
MINERA LAS CENIZAS, CABILDO, REGIÓN DE  
VALPARAÍSO.**

**Memoria entregada a la Universidad Mayor en cumplimiento con los requisitos  
para optar al Título de Geólogo**

BASTIÁN ANDRÉS BUSTOS ZAMORA

Profesor Guía:

CARIN MUÑOZ BRANCHI

Profesores Co-Guías:

CHRISTIAN SALAZAR SOTO

MARCELO ARANCIBIA ÁLVAREZ

SANTIAGO DE CHILE

MAYO 2022

## RESUMEN

OPTIMIZACIÓN DE MALLAS DE SONDAJES Y SU IMPACTO RESPECTO AL CONOCIMIENTO GEOLÓGICO Y FINANCIERO EN SECTOR FILÓN ORIENTAL, MINA SAUCE, MINERA LAS CENIZAS, CABILDO, REGIÓN DE VALPARAÍSO.

Bastián Bustos

---

En la Faena Cabildo, sector Filón Oriental, se han realizado múltiples campañas de perforación de sondajes con el objetivo de identificar bloques mineralizados, sin embargo, estas mallas de sondajes se realizaron en campañas *brownfield* y la información adquirida aun no es suficiente para poder realizar una correcta categorización de recursos e identificar correctamente la distribución espacial de los cuerpos mineralizados y las leyes presentes.

Debido a esto, en el presente estudio se pretende realizar una optimización en los programas de perforación para el sector. Con el objetivo de determinar y proponer el diseño de las mallas de sondajes óptimas utilizando técnicas geoestadísticas.

Los geólogos de Minera las Cenizas interpretaron y definieron 5 unidades de estimación contenidas en el área de estudio: Intrusivo (INT), Manto Farellones (MF), Manto 5 (MT5) Tobas (TB) y Veta Negra (VN). Se excluye el dominio “Intrusivo” debido a que es estéril.

La metodología realizada incluye un análisis exploratorio de los datos, seguido de una anamorfosis Gaussiana, para luego hacer el análisis de continuidad espacial de datos mediante variogramas, continuando con una simulación secuencial Gaussiana utilizando Kriging Ordinario y una categorización de recursos mediante varianza de Kriging obtenida de la simulación. Se generan cinco mallas simuladas con diferente espaciamiento (30, 25, 20, 15 y 10 m) y se vuelve a aplicar todo el procedimiento anteriormente descrito para cada una de las mallas simuladas. Finalmente, los resultados de los datos originales se comparan con los de las mallas simuladas para determinar cuál es la malla adecuada para cada dominio.

Se logró proponer la malla óptima para cada uno de los cuatro dominios en estudio, cuyos resultados logran mejorar la categorización de recursos actual. Para los dominios Manto Farellones y Manto 5 se recomienda realizar una malla de 15 m, para el dominio Tobas se propone realizar una malla de 25 m y para el dominio Veta Negra se propone utilizar una malla de 20 m.

## ABSTRACT

OPTIMIZATION OF DRILLING MESHES AND THEIR IMPACT REGARDING GEOLOGICAL AND FINANCIAL KNOWLEDGE IN THE EASTERN FILÓN SECTOR, SAUCE MINE, MINERA LAS CENIZAS, CABILDO, VALPARAÍSO REGION.

Bastián Bustos

---

At the Cabildo site, Filón Oriental sector, multiple drilling campaigns have been carried out to identify mineralized blocks, however, these drilling meshes were carried out in brownfield campaigns and the information obtained is still not enough to be able to carry out a correct categorization of resources and correctly identify the spatial distribution of the mineralized bodies and the present grades. Due to this, the present study is intended to carry out optimization in the drilling programs for the sector. To determine and propose the design of optimal drilling meshes using geostatistical techniques.

Geologists from Minera las Cenizas interpreted and defined 5 main estimation units contained in the study area: Intrusive (INT), Manto Farellones (MF), Manto 5 (MT5), Tobas (TB), and Veta Negra (VN). The “INT” domain is excluded from the analysis because it is sterile.

The methodology carried out includes exploratory analysis of the data, followed by a Gaussian anamorphosis, to then perform the spatial unit analysis of the data through experimental and modeled variograms, continuing with a Gaussian sequential simulation using Ordinary Kriging and categorization of resources through Kriging variance obtained from the simulation. Five simulated meshes with different spacing (30, 25, 20, 15, and 10 m) are generated and the entire procedure described above is applied again for each of the simulated meshes. Finally, the results of the original data are compared with those of the simulated meshes to determine which is the appropriate mesh for each domain.

It was modified to propose the optimal mesh for each of the four domains present in the study area, whose results managed to improve the categorization of current resources. For the Manto Farellones and Manto 5 domains, it is recommended to make a 15 m mesh, for the Tobas domain, it is proposed to make a 25 m mesh and for the Veta Negra domain, it is proposed to use a 20 m mesh.

*A mis padres, Rosario y José*

*A mi abuelita, Alicia*

SOLO USO ACADÉMICO

## AGRADECIMIENTOS

A mis padres, Rosario y José, sin el esfuerzo que ellos siempre han realizado nada de esto hubiera sido posible, agradezco infinitamente todo el sacrificio de tantos años para siempre darme lo mejor posible, por muchas veces postergarse ustedes mismos para que no nos faltara nada, por darme una buena educación, valores y hacerme la persona que soy hoy. Ustedes son los pilares y apoyo fundamental de mi vida.

A mi pareja Valentina, mi compañera de tantas batallas, de todas esas noches sin dormir que siempre estuviste al lado mio para darme ánimo, por siempre confiar en mi y mis capacidades, incluso cuando yo mismo dudaba, gracias por todo el apoyo, cariño y amor entregado durante todos estos años.

A todos mis amigos, por todos los momentos vividos, las risas, cervezas y todo el tiempo compartido, por ayudarme a distraerme y despejarme cada vez que lo necesite y por siempre estar ahí cuando los necesito.

A mi profesora guía Carin Muñoz, quien me acompañó durante todo el proceso de este trabajo, por todo lo que me enseñó y la paciencia que me tuvo, por su buena disposición a ayudarme siempre, por todos los cafés de las mañanas y por ser la gran persona que es. A mi profesor co-guía y jefe de carrera, Christian Salazar por confiar en mi y darme la tremenda oportunidad de desarrollar este trabajo, por su voluntad, compromiso y buen humor durante todo el proceso.

A mi compañeros y profesores de la universidad durante todos estos años, por todos los aprendizajes, experiencias, terrenos, buenos y malos momentos, por todas las tardes en TVN y DK, por todo lo compartido. Me llevo los mejores recuerdos de toda esta etapa universitaria.

A la empresa Minera las Cenizas por darme la oportunidad de hacer mi práctica y desarrollar mi memoria. A todos los profesionales que conocí allí que siempre tuvieron la mejor disposición para ayudarme y enseñarme.

## ÍNDICE

<b>1 INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>1</b>
1.1 PRESENTACIÓN DEL PROBLEMA .....	1
1.2 HIPÓTESIS .....	2
1.3 OBJETIVOS .....	2
1.3.1 OBJETIVO GENERAL .....	2
1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	2
1.4 METODOLOGÍA.....	2
1.5 ASPECTOS GENERALES .....	4
1.5.1 UBICACIÓN .....	4
1.5.2 ACCESOS .....	5
1.5.3 CLIMA .....	6
1.5.4 EMPRESA MINERA LAS CENIZAS .....	7
1.5.4.1 FAENA CABILDO Y SU MÉTODO DE EXPLOTACIÓN .....	8
<b>2 MARCO TEÓRICO .....</b>	<b>9</b>
2.1 CONCEPTOS CLAVE.....	9
2.2 ESTADÍSTICAS ELEMENTALES.....	12
2.2.1 MEDIDAS DE POSICIÓN .....	12
2.2.2 MEDIDAS DE DISPERSIÓN.....	12
2.3 HISTOGRAMAS .....	13
2.4 DESAGRUPAMIENTO.....	13
2.4.1 MÉTODO DE LAS CELDAS .....	14
2.5 ANALISIS VARIOGRÁFICO .....	15
2.5.1 VARIOGRAMA EXPERIMENTAL.....	15
2.5.1.1 TOLERANCIA EN PARÁMETROS DE CÁLCULO .....	16
2.5.2 VARIOGRAMA MODELADO .....	17
2.6 KRIGING.....	18
2.7 SIMULACIÓN .....	19
2.7.1 SIMULACIÓN CONDICIONAL.....	20
2.7.2 MODELO MULTI-GAUSSIANO .....	20
2.7.3 ANAMORFOSIS GAUSSIANA.....	21
2.7.4 SIMULACIÓN SECUENCIAL GAUSSIANA .....	22
2.8 CATEGORIZACIÓN DE RECURSOS .....	22
2.8.1 MÉTODO DE LA VARIANZA DE KRIGING.....	23

<b>3 MARCO GEOLÓGICO .....</b>	<b>24</b>
3.1 GEOLOGÍA REGIONAL.....	24
3.1.1 MARCO METALOGÉNICO .....	24
3.1.2 GEOLOGÍA ESTRUCTURAL .....	25
3.1.3 UNIDADES ESTRATIFICADAS .....	26
3.1.3.1 FORMACIÓN HORQUETA (Toarciano-Caloviano).....	26
3.1.3.2 FORMACIÓN LO PRADO (Berriasiano-Valanginiano).....	26
3.1.3.3 FORMACIÓN VETA NEGRA (Barremiano-Aptiano) .....	27
3.1.3.4 FORMACIÓN LAS CHILCAS (Aptiano-Albiano).....	27
3.1.4 UNIDADES INTRUSIVAS .....	27
3.1.5 DEPÓSITOS .....	28
3.2 GEOLOGÍA LOCAL .....	29
3.2.1 YACIMIENTO .....	30
3.2.2 DESCRIPCIONES LITOLÓGICAS, ALTERACIÓN Y MINERALIZACIÓN SEGÚN FORMACIONES ESTRATIGRÁFICAS .....	30
3.2.2.1 FORMACIÓN VETA NEGRA.....	30
3.2.2.2 FORMACIÓN LO PRADO .....	31
3.2.2.3 FORMACIÓN PACHACAMA.....	32
3.2.3 ROCAS INTRUSIVAS .....	32
3.2.4 ESTRUCTURAS .....	33
<b>4 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS (EDA).....</b>	<b>34</b>
4.1 ANTECEDENTES .....	34
4.1.1 DATOS SUMINISTRADOS.....	34
4.1.2 SOFTWARE.....	34
4.1.3 PREPARACIÓN INICIAL.....	34
4.2 COMPÓSITOS.....	35
4.3 DOMINIOS.....	35
4.4 DESPLIEGUE DE ATRIBUTOS .....	36
4.5 ESTADÍSTICAS GENERALES POR DOMINIO .....	39
4.6 DESAGRUPAMIENTO.....	40
4.7 DISTRIBUCIÓN DE LEYES.....	43
4.8 TRATAMIENTO DE VALORES EXTREMOS .....	48
<b>5 TRANSFORMACIÓN GAUSSIANA (ANAMORFOSIS).....</b>	<b>50</b>
5.1 VALIDACIÓN DE LA HIPÓTESIS MULTI-GAUSSIANA.....	52
5.1.1 NUBES DE CORRELACIÓN DIFERIDA.....	52

5.1.2 COMPARACIÓN ENTRE VARIOGRAMA Y MADOGRAMA.....	54
<b>6 ANÁLISIS VARIOGRÁFICO .....</b>	<b>55</b>
6.1 VARIOGRAFÍA.....	55
6.1.1 VARIOGRAMAS EXPERIMENTALES Y MODELADOS CON DATOS GAUSSIANOS .....	55
6.1.2 VALIDACIÓN VISUAL VARIOGRAMAS .....	60
<b>7. SIMULACIONES GEOESTADÍSTICAS Y CATEGORIZACIÓN DE RECURSOS .....</b>	<b>64</b>
7.1 SIMULACIÓN .....	64
7.1.1 SIMULACIÓN SECUENCIAL GAUSSIANA .....	64
7.1.2 VALIDACIÓN DE SIMULACIONES .....	65
7.1.2.1 GRÁFICOS DE PRECISIÓN .....	65
7.1.2.2 VALIDACIÓN POR REPRODUCCIÓN DE HISTOGRAMA .....	67
7.1.2.3 VALIDACIÓN POR REPRODUCCIÓN DE VARIOGRAMA .....	68
7.2 CATEGORIZACIÓN DE RECURSOS .....	69
7.3 SIMULACIÓN DE MALLAS .....	72
<b>8 RESULTADOS .....</b>	<b>74</b>
8.1 COMPARACIÓN RESULTADOS DOMINIO “MF” .....	74
8.2 COMPARACIÓN RESULTADOS DOMINIO “MT5” .....	75
8.3 COMPARACIÓN RESULTADOS DOMINIO “TB” .....	76
8.4 COMPARACIÓN RESULTADOS DOMINIO “VN” .....	77
8.5 PROPUESTA MALLAS ÓPTIMAS .....	78
<b>9 DISCUSIONES .....</b>	<b>79</b>
<b>10 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....</b>	<b>80</b>
<b>BIBLIOGRAFÍA .....</b>	<b>82</b>
<b>ANEXOS .....</b>	<b>84</b>
A. VISTAS EN PLANTA Y PERFIL MALLAS SIMULADAS .....	84
B. VARIOGRAMAS MALLAS SIMULADAS .....	89
C. CURVAS TONELAJE/LEY .....	99
D. COSTOS Y METRAJES DE CADA MALLA (\$158 USD X METRO).....	101



## INDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1.</b> A) Mapa de Chile continental (Biblioteca del Congreso Nacional de Chile, 2008); B) Mapa de la Región de Valparaíso (Biblioteca del Congreso Nacional de Chile, 2008); C) Mapa de la zona de estudio, en amarillo el área de estudio. Fuente: Google Earth Pro .....	4
<b>Figura 2.</b> Mapa con la ruta desde Santiago a Cabildo. Fuente: Google Maps. ....	5
<b>Figura 3.</b> Mapa con ruta desde Cabildo hasta ingreso Mina el Sauce. Fuente: Google Earth Pro. ....	6
<b>Figura 4.</b> Ejemplo de histograma (Emery, 2013). ....	13
<b>Figura 5.</b> Ejemplo de desagrupamiento por celdas (Emery, 2013).....	14
<b>Figura 6.</b> Ejemplo de Variograma. (Emery, 2013) .....	15
<b>Figura 7.</b> Región de tolerancia $T(h)$ alrededor del vector $h$ (caso bidimensional) (Emery, 2013). ....	17
<b>Figura 8.</b> Construcción gráfica de histograma de anamorfosis Gaussiana (Emery, 2013). ....	21
<b>Figura 9.</b> Relación entre recursos y reservas minerales .....	22
<b>Figura 10.</b> Ejemplo de categorización de recursos por varianza de kriging (Xie, 2001)....	23
<b>Figura 11.</b> Principales franjas metalogénicas, ubicación de la zona de estudio en amarillo. ....	25
<b>Figura 12.</b> Mapa geológico distrito Cabildo, Modificado de Hoja de Quillota y Portillo, Rivano <i>et al.</i> (1993). (Mardones, 2020).....	29
<b>Figura 13.</b> Histograma para los largos de cada muestra de sondajes.....	35
<b>Figura 14.</b> Vista en planta de sondajes con leyes de cobre. Elaboración propia mediante software Vulcan .....	38
<b>Figura 15.</b> Vista en perfil de sondajes con leyes de cobre. Elaboración propia mediante software Vulcan .....	39
<b>Figura 16.</b> Ley media de cobre desagrupada para distintos tamaños de celda, se identifica una caída en la media en la celda de 20x20. ....	41
<b>Figura 17.</b> Histogramas desagrupados de leyes de Cu de los dominios; MF (A), MT5 (B), TB (C) y VN (D). Elaboración propia mediante software Vulcan. ....	45
<b>Figura 18.</b> Gráficos de caja para los 4 dominios principales. Elaboración propia mediante software Vulcan. ....	46
<b>Figura 19.</b> Gráfico de frecuencia acumulada para los 4 dominios principales. Elaboración propia mediante software Vulcan. ....	47
<b>Figura 20.</b> Gráfico probabilidad log normal para los 4 dominios principales. Elaboración propia mediante software Vulcan. ....	48

<b>Figura 21.</b> Histogramas con datos Gaussianos por dominio. A) MF, B) MT5, C) TB y D) VN. Elaboración propia mediante software Vulcan. ....	<b>51</b>
<b>Figura 22.</b> Nubes de correlación diferida para los datos Gaussianos a distintos pasos ( <i>lags</i> ) en cada dominio. ....	<b>53</b>
<b>Figura 23.</b> Razón entre la raíz cuadrada del variograma y el madograma de los datos Gaussianos de cada uno de los dominios en estudio, en función de la distancia. ....	<b>54</b>
<b>Figura 24.</b> Variogramas experimentales y modelados de los datos de cobre para el dominio “MF”. Elaboración propia mediante software Vulcan. ....	<b>56</b>
<b>Figura 25.</b> Variogramas experimentales y modelados de los datos de cobre para el dominio “MT5”. Elaboración propia mediante software Vulcan. ....	<b>57</b>
<b>Figura 26.</b> Variogramas experimentales y modelados de los datos de cobre para el dominio “TB”. Elaboración propia mediante software Vulcan. ....	<b>58</b>
<b>Figura 27.</b> Variogramas experimentales y modelados de los datos de cobre para el dominio “VN”. Elaboración propia mediante software Vulcan. ....	<b>59</b>
<b>Figura 28.</b> Elipsoide representativa de modelo de variograma (verde), con modelo del dominio “MF” (celeste).....	<b>60</b>
<b>Figura 29.</b> Elipsoide representativa de modelo de variograma (verde), con modelo del dominio “MT5” (azul) y una falla presente (línea roja).....	<b>61</b>
<b>Figura 30.</b> Elipsoide representativa de modelo de variograma (verde), con modelo del dominio “TB” (rojo).....	<b>62</b>
<b>Figura 31.</b> Elipsoide representativa de modelo de variograma (verde), con modelo del dominio “VN” (verde).....	<b>63</b>
<b>Figura 32.</b> Elipsoide representativa de modelo de variograma (verde), con modelo de una falla presente en la zona de estudio (rojo).....	<b>63</b>
<b>Figura 33.</b> Gráfico Accuracy Plot del dominio “MF”.....	<b>65</b>
<b>Figura 34.</b> Gráfico Accuracy Plot del dominio “MT5” .....	<b>66</b>
<b>Figura 35.</b> Gráfico Accuracy Plot del dominio “TB” .....	<b>66</b>
<b>Figura 36.</b> Gráfico Accuracy Plot del dominio “VN”.....	<b>67</b>
<b>Figura 37.</b> Comparación entre histograma de datos originales (gris) y histogramas obtenidos de las simulaciones (azul) por dominio.....	<b>68</b>
<b>Figura 38.</b> Comparación entre variograma teórico (rojo) y variogramas omnidireccionales obtenidos de las simulaciones (grises) por dominio. ....	<b>69</b>
<b>Figura 39.</b> Modelo de bloques del dominio “MF” categorizado. Elaboración propia mediante software Vulcan 2021.4 .....	<b>71</b>

<b>Figura 40.</b> A) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 30 m con galerías de mina el sauce. B) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 30 m con isoleyes de cada dominio. C) Vista en perfil de malla de sondajes simulada de 30 m con isoleyes de cada dominio.....	<b>84</b>
<b>Figura 41.</b> A) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 25 m con galerías de mina el sauce. B) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 25 m con isoleyes de cada dominio. C) Vista en perfil de malla de sondajes simulada de 25 m con isoleyes de cada dominio.....	<b>85</b>
<b>Figura 42.</b> A) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 20 m con galerías de mina el sauce. B) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 20 m con isoleyes de cada dominio. C) Vista en perfil de malla de sondajes simulada de 20 m con isoleyes de cada dominio.....	<b>86</b>
<b>Figura 43.</b> A) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 15 m con galerías de mina el sauce. B) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 15 m con isoleyes de cada dominio. C) Vista en perfil de malla de sondajes simulada de 15 m con isoleyes de cada dominio.....	<b>87</b>
<b>Figura 44.</b> A) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 10 m con galerías de mina el sauce. B) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 10 m con isoleyes de cada dominio. C) Vista en perfil de malla de sondajes simulada de 10 m con isoleyes de cada dominio.....	<b>88</b>
<b>Figura 45.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MF” en malla simulada de 30 m .....	<b>89</b>
<b>Figura 46.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MT5” en malla simulada de 30 m .....	<b>89</b>
<b>Figura 47.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “TB” en malla simulada de 30 m.....	<b>90</b>
<b>Figura 48.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “VN” en malla simulada de 30 m .....	<b>90</b>
<b>Figura 49.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MF” en malla simulada de 25 m .....	<b>91</b>
<b>Figura 50.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MT5” en malla simulada de 25 m .....	<b>91</b>
<b>Figura 51.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “TB” en malla simulada de 25 m.....	<b>92</b>
<b>Figura 52.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “VN” en malla simulada de 25 m .....	<b>92</b>

<b>Figura 53.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MF” en malla simulada de 20 m .....	<b>93</b>
<b>Figura 54.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MT5” en malla simulada de 20 m .....	<b>93</b>
<b>Figura 55.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “TB” en malla simulada de 20 m.....	<b>94</b>
<b>Figura 56.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “VN” en malla simulada de 20 m .....	<b>94</b>
<b>Figura 57.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MF” en malla simulada de 15 m .....	<b>95</b>
<b>Figura 58.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MT5” en malla simulada de 15 m .....	<b>95</b>
<b>Figura 59.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “TB” en malla simulada de 15 m.....	<b>96</b>
<b>Figura 60.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “VN” en malla simulada de 15 m .....	<b>96</b>
<b>Figura 61.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MF” en malla simulada de 10 m .....	<b>97</b>
<b>Figura 62.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MT5” en malla simulada de 10 m .....	<b>97</b>
<b>Figura 63.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “TB” en malla simulada de 10 m.....	<b>98</b>
<b>Figura 64.</b> Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “VN” en malla simulada de 10 m .....	<b>98</b>
<b>Figura 65.</b> Curvas tonalaje/ley para el total de datos de la zona de estudio.....	<b>99</b>
<b>Figura 66.</b> Curvas tonalaje/ley del total de datos pertenecientes al dominio MF.....	<b>99</b>
<b>Figura 67.</b> Curvas tonalaje/ley del total de datos pertenecientes al dominio MT5. ....	<b>100</b>
<b>Figura 68.</b> Curvas tonalaje/ley del total de datos pertenecientes al dominio TB. ....	<b>100</b>
<b>Figura 69.</b> Curvas tonalaje/ley del total de datos pertenecientes al dominio VN.....	<b>101</b>

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1.</b> Dominios de la zona de estudio y sus abreviaciones.....	<b>36</b>
<b>Tabla 2.</b> Estadísticas generales para cada dominio .....	<b>39</b>
<b>Tabla 3.</b> Estadísticas generales para cobre total del yacimiento sin desagrupar y desagrupado. .....	<b>42</b>
<b>Tabla 4.</b> Estadísticas generales de cobre total por dominios sin desagrupar y desagrupados. .....	<b>42</b>
<b>Tabla 5.</b> Análisis de percentil 98 y 99 de los dominios para <i>capping</i> .....	<b>49</b>
<b>Tabla 6.</b> Estadísticas generales de datos Gaussianos por dominios.....	<b>51</b>
<b>Tabla 7.</b> Resumen estadístico del modelo de variograma para el dominio “MF” .....	<b>56</b>
<b>Tabla 8.</b> Resumen estadístico del modelo de variograma para el dominio “MF” .....	<b>57</b>
<b>Tabla 9.</b> Resumen estadístico del modelo de variograma para el dominio “MF” .....	<b>58</b>
<b>Tabla 10 .</b> Resumen estadístico del modelo de variograma para el dominio “MF” .....	<b>59</b>
<b>Tabla 11.</b> Intervalos de varianza de Kriging para categorización de recursos por dominio. .....	<b>70</b>
<b>Tabla 12.</b> Tabla comparativa resumen de resultados obtenidos para el dominio “MF”, se comparan los tonelajes resultantes de los datos reales y de las mallas simuladas, considerando los costos asociados. ....	<b>75</b>
<b>Tabla 13:</b> Tabla comparativa resumen de resultados obtenidos para el dominio “MT5”, se comparan los tonelajes resultantes de los datos reales y de las mallas simuladas, considerando los costos asociados. ....	<b>76</b>
<b>Tabla 14.</b> Tabla comparativa resumen de resultados obtenidos para el dominio “TB”, se comparan los tonelajes resultantes de los datos reales y de las mallas simuladas, considerando los costos asociados. ....	<b>76</b>
<b>Tabla 15.</b> Tabla comparativa resumen de resultados obtenidos para el dominio “VN”, se comparan los tonelajes resultantes de los datos reales y de las mallas simuladas, considerando los costos asociados .....	<b>77</b>
<b>Tabla 16.</b> Tabla resumen de recomendaciones de mallas óptimas según resultados del estudio. ....	<b>78</b>
<b>Tabla 17.</b> Resumen de longitud (metros) y costos de cada malla simulada .....	<b>101</b>

## ABREVIATURAS

cm: Centímetro

Cu: Cobre

CuT: Cobre total

EDA: Análisis exploratorio de datos

Fm: Formación

km: Kilómetro

KO: Kriging Ordinario

m: Metro

SOLO USO ACADÉMICO

# 1 INTRODUCCIÓN

## 1.1 PRESENTACIÓN DEL PROBLEMA

La perforación de sondajes es una de las principales etapas de las actividades mineras, sin embargo, esta conlleva una gran dificultad en su desarrollo ya que está condicionada por el factor geológico. Descifrar la continuidad espacial y la malla de muestreo a utilizar representan grandes desafíos, ya que, debido a su alto costo, se debe buscar obtener de manera precisa y con menor incertidumbre sus contenidos de leyes, tonelajes e información geológica de la manera más eficiente y con costos adecuados.

Actualmente, existen diversos estudios donde se realizan optimizaciones para mallas de sondajes, generalmente para la exploración minera. Para llevar a cabo la optimización se utilizan técnicas geoestadísticas, dentro de las más utilizadas para definir mallas de muestreo se tiene el alcance del variograma, la varianza de Kriging, varianza de simulación, entre otras (Angulo, 2018). Históricamente se ha utilizado la varianza de estimación de Kriging para determinar la exactitud de diferentes mallas de sondajes (David, 1988; Journel and Huijbregts, 1978).

En la Faena Cabildo, sector Filón Oriental al sur-este del yacimiento Sauce, se han realizado múltiples campañas de perforación de sondajes con el objetivo de identificar bloques mineralizados, especialmente en “Manto Farellones” donde existe la mayor presencia de mineralización y mayores leyes de cobre, además de cuerpos estructurales y mantiformes dentro de la secuencia de la formación Lo Prado y Veta Negra, sin embargo, estas mallas de sondajes se realizaron en etapas *brownfield* y la información adquirida aún es deficiente para poder realizar una correcta categorización de recursos e identificar correctamente la distribución espacial de los cuerpos mineralizados y las leyes presentes.

Debido a esto, en el presente estudio se pretende realizar una optimización en los programas de perforación para el sector. Se realizará una metodología basada en las geoestadísticas para simular los diferentes escenarios de perforación y poder seleccionar cual es el diseño de malla de sondajes más adecuado en términos geológicos y económicos, que permita obtener una mejor categorización de los recursos actuales.

## **1.2 HIPÓTESIS**

La hipótesis de trabajo que se propone en el presente estudio es que, al determinar la malla de muestreo óptima mediante técnicas geoestadísticas, nos permitirá representar la distribución mineral y categorizar los recursos minerales con los mejores resultados posibles.

## **1.3 OBJETIVOS**

### **1.3.1 OBJETIVO GENERAL**

Determinar y proponer el diseño de las mallas de sondajes óptimas utilizando técnicas geoestadísticas en el sector Filón Oriental, al sureste de la Mina Sauce.

### **1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

1. Realizar un análisis exploratorio de datos (EDA) para cada dominio geológico, para poder tener un contexto general del comportamiento de cada variable regionalizada.
2. Realizar variogramas experimentales y modelados para los dominios geológicos para analizar la continuidad espacial de los datos.
3. Desarrollar simulaciones secuenciales Gaussianas para distintas configuraciones de mallas de muestreo.
4. Categorizar los recursos de cada malla mediante la varianza de Kriging obtenida de las simulaciones
5. Generar mallas simuladas con diferentes espaciamientos y categorizar los recursos en cada una de estas.
6. Analizar y comparar los resultados obtenidos de cada malla simulada con la malla original y definir cuál es la malla óptima para el sector.

## **1.4 METODOLOGÍA**

Para poder cumplir los objetivos propuestos, a continuación, se describe la metodología a desarrollar en el presente estudio.

1. Preparación, revisión y validación de los datos, con el objetivo de eliminar datos de muestras consideradas inadecuadas para ser incluidas en este estudio.



2. Agrupación de datos según dominios geológicos, en donde estos pertenezcan a la misma unidad geológica, estructural y/o mineralógica con características de continuidad espacial y estadísticas similares.
3. Desagrupamiento de muestras en cada dominio geológico, utilizando el método de las celdas.
4. Análisis exploratorio de los datos (EDA) para el total de datos en cada dominio geológico, identificando valores atípicos y analizando cómo se comporta la distribución de datos.
5. Transformación de datos originales a una distribución Gaussiana (anamorfosis Gaussiana).
6. Análisis de la continuidad espacial de las muestras dentro de los dominios mediante la realización de variogramas experimentales y modelado de variogramas.
7. Configuración de parámetros de simulación condicional, pruebas y optimización de los parámetros, utilizando Kriging ordinario, generando 100 realizaciones diferentes para cada dominio.
8. Validación de la simulación garantizando que sea representativa de los datos desagrupados de muestras de sondajes, en la distribución de leyes y continuidad espacial.
9. Selección de la realización media como datos “reales” para cada dominio.
10. Categorización de recursos mediante la varianza de Kriging simulada y cálculo de tonelaje por dominio.
11. Simulación de distintas mallas con diferente espaciamiento, con pseudosondajes y asignando valores leyes para caracterizar la distribución espacial.
12. Validación de la continuidad espacial de pseudosondajes mediante variogramas experimentales y modelados.
13. Simulación secuencial Gaussiana de cada malla simulada utilizando Kriging ordinario
14. Categorización de recursos de cada malla simulada mediante varianza de Kriging obtenida de las simulaciones
15. Análisis y comparación de resultados obtenidos de la simulación de los datos originales con las distintas mallas simuladas.

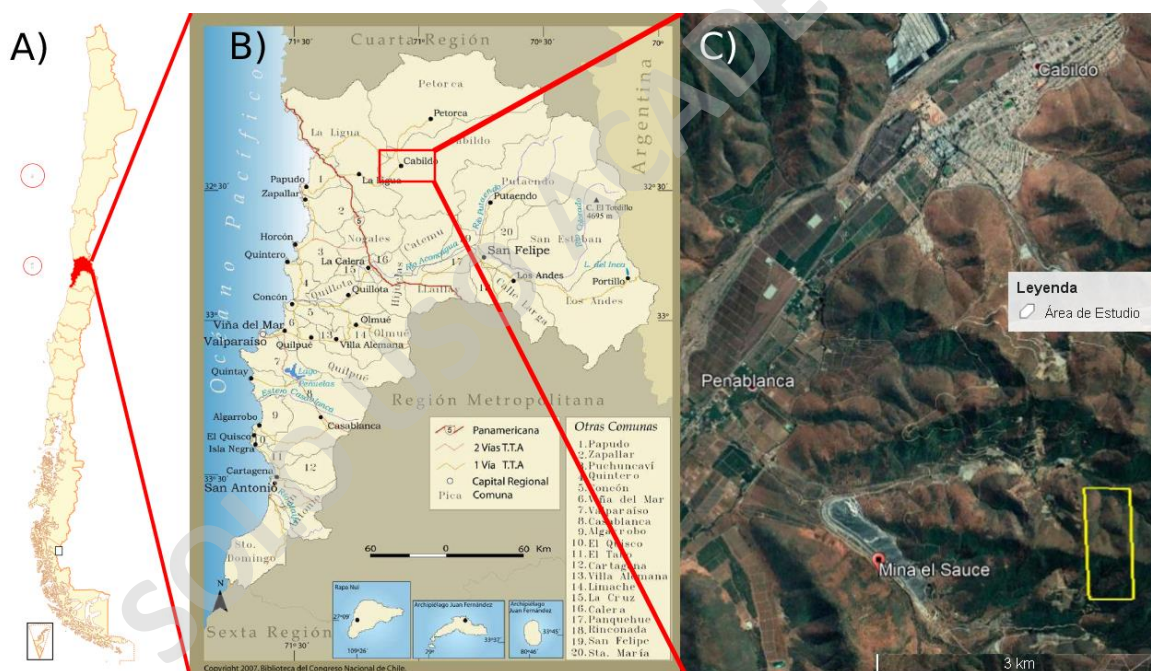
## 16. Informe técnico y recomendaciones.

### 1.5 ASPECTOS GENERALES

#### 1.5.1 UBICACIÓN

La zona donde se realiza este estudio se encuentra ubicada en la Región de Valparaíso, Provincia de Petorca, comuna de Cabildo, sector Peñablanca, al sureste del yacimiento Sauce, entre las coordenadas N.6.40.5730- N.6.405.100 E 306.500 - E306.880, y entre las cotas 420 y 570 (Figura 1).

Cabildo está ubicado a 180 kilómetros al noroeste de Santiago, a 140 kilómetros al noreste de Valparaíso y tiene una población de aproximadamente 18.000 habitantes.



**Figura 1. A) Mapa de Chile continental (Biblioteca del Congreso Nacional de Chile, 2008); B) Mapa de la Región de Valparaíso (Biblioteca del Congreso Nacional de Chile, 2008); C) Mapa de la zona de estudio, en amarillo el área de estudio. Fuente: Google Earth Pro**

## 1.5.2 ACCESOS

La principal vía de acceso desde Santiago corresponde a la Carretera Panamericana Norte, Ruta 5 y tiene una extensión de aproximadamente 175 km hasta Cabildo. Se debe tomar la salida a La Ligua y continuar por la ruta E-35 en dirección a Cabildo (Figura 2). Para el ingreso a Mina el Sauce, saliendo desde el centro de la ciudad, se debe tomar la calle Ferrocarril a Iquique en dirección al suroeste hasta la calle Centenario, donde se debe girar a la izquierda (sureste) hasta llegar a la empresa Minera Las Cenizas, desde aquí se utilizan caminos internos de la empresa de aproximadamente 3 km en dirección al sureste atravesando la Quebrada las Guías, hasta llegar al ingreso de la Mina (Figura 3).

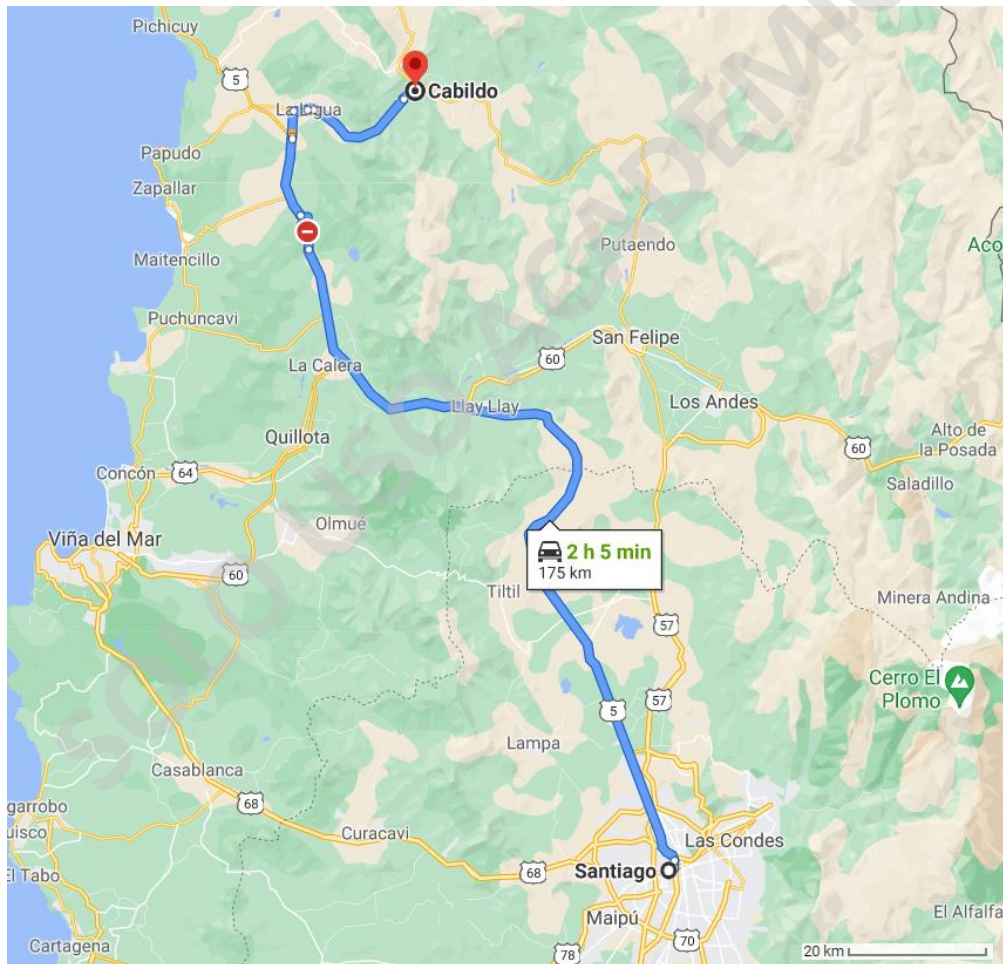


Figura 2. Mapa con la ruta desde Santiago a Cabildo. Fuente: Google Maps.





**Figura 3. Mapa con ruta desde Cabildo hasta ingreso Mina el Sauce. Fuente: Google Earth Pro.**

### 1.5.3 CLIMA

La localidad posee un clima templado semiárido con temperaturas moderadas y escasa humedad atmosférica, presenta un cielo despejado con alta luminosidad la mayor parte del tiempo. Las temperaturas son de 20°C en promedio en las estaciones de primavera-verano y de 6°C en promedio en las estaciones de otoño-invierno. Se tiene registro de precipitaciones las cuales alcanzan de 150 a 200 mm al año.

El clima descrito se debe principalmente a su cercanía con la Precordillera y su condición de provincia interior, debido a esto, el suelo de las localidades tiene características que permiten una actividad agrícola abundante.

#### **1.5.4 EMPRESA MINERA LAS CENIZAS**

Empresa Minera Las Cenizas (MLC) comenzó sus actividades en junio del año 1978, cuando se realizó la compra en licitación pública a ENAMI, las acciones de la Sociedad Legal Minera Las Cenizas Uno de Cabildo y las instalaciones de la Planta de Beneficio de Minerales, con una capacidad teórica de 20,000 ton/mes.

En 1995, la empresa adquirió el 60% de participación del proyecto minero de cobre Las Luces, perteneciente a las empresas Citibank y Shell Chile, yacimiento ubicado en la ciudad de Tal Tal, Actualmente, Minera las Cenizas posee la totalidad de este yacimiento y la planta de procesamiento de minerales, construida en 1996.

En el año 2003, la empresa adquirió el yacimiento de cobre Altamira que pertenecía a la Minera Pudahuel, el cual tenía como finalidad abastecer de minerales a la Planta Las Luces. Desde 2005, este yacimiento se transformó en uno de los que abastece la planta de procesamiento de minerales de Cenizas de Taltal (Altamirano, 2007).

En la actualidad, Minera las Cenizas está dividida en dos faenas, Cabildo y Taltal, además de las oficinas centrales de la compañía, que se encuentran ubicadas en la comuna de Las Condes en Santiago

- Faena Cabildo: Se ubica en la comuna de Cabildo, Provincia de Petorca, V Región, distante 165 Km. al norte de Santiago. En esta localidad, la empresa cuenta con los yacimientos Sauce y Carmen Margarita, y una planta de concentración de minerales de cobre.
- Faena Taltal: Se encuentra ubicada 306 Km. al sur de Antofagasta, II Región. Allí se encuentran los yacimientos Las Luces, Altamira, Aguilucho, Doña Elba y Barreal Seco, una planta de concentración de minerales de cobre y molibdeno, y una planta de lixiviación de minerales de óxidos de cobre

#### **1.5.4.1 FAENA CABILDO Y SU MÉTODO DE EXPLOTACIÓN**

En la Faena de Cabildo, se explotan los yacimientos Sauce y Carmen-Margarita, ambos por medio del método de explotación subterránea *sublevel stoping*. El *sublevel stoping* es un método en el cual se excava el mineral por tajadas verticales dejando el caserón vacío, por lo general de grandes dimensiones, particularmente en el sentido vertical.

El mineral tronado se recolecta en embudos o zanjas emplazadas en la base del caserón, desde donde se extrae según diferentes modalidades. La expresión “*sublevel*” hace referencia a las galerías o subniveles a partir de los cuales se realiza la operación de arranque del mineral.

Este método se aplica preferentemente en yacimientos de forma tabular verticales o subverticales de gran espesor, generalmente superiores a 10 m. Es deseable que los bordes o contactos del cuerpo mineralizados sean regulares (Altamirano, 2007).

También es posible aplicarlo en yacimientos masivos o mantos de gran potencia, subdividiendo el macizo mineralizado en caserones separados por pilares, que posteriormente se pueden recuperar. (Altamirano, 2007).

## 2 MARCO TEÓRICO

### 2.1 CONCEPTOS CLAVE

- **Geoestadísticas:** “La geoestadística es una rama de la estadística aplicada que se especializa en el análisis y la modelación de la variabilidad espacial en ciencias de la tierra. Su objeto de estudio es el análisis y la predicción de fenómenos en espacio y/o tiempo, tales como: ley de metales, porosidades, concentraciones de un contaminante” (Díaz, 2002).
- **Función Aleatoria:**” La Función Aleatoria conocida como campo aleatorio o proceso estocástico es el conjunto de variables aleatorias  $Z(x)$  obtenidas al recorrer varios sitios  $x$  en el campo  $D$ , considerando que el valor  $z(x)$  de la variable regionalizada en un sitio  $x$  en el campo  $D$  es producto de una realización de una variable aleatoria  $Z(x)$ . A partir de la función aleatoria se puede definir un modelo que es teórico y que no existe en la realidad” (Emery, 2013)
- **Variable regionalizada:** “Es una función que representa la distribución en el espacio de un atributo asociado a un fenómeno natural, por ejemplo, ley de cobre. En general, una variable regionalizada presenta cierta continuidad espacial (zonas de altos valores y zonas de bajos valores), pero varía irregularmente y escapa a toda representación simple” (Letelier, 2012).
- **Sondajes (Drill holes):** “Perforaciones de pequeño diámetro y gran longitud que se efectúan para alcanzar zonas inaccesibles desde la superficie o laboreos mineros. Los sondajes permiten obtener muestras de dichas zonas a profundidades de hasta 1.200 m para ser estudiadas y analizadas por lo geólogos. Las técnicas más utilizadas actualmente son la perforación con recuperación de testigos (Perforación diamantina (DD)) y la con recuperación de detritos (Aire reverso (RC)). En la primera se utiliza una tubería engastada en diamantes en la punta, obteniéndose un cilindro de roca de un diámetro entre 2 y 5 pulgadas, en tanto que la segunda se realiza con herramientas

que van moliendo la roca, permitiendo obtener sólo trozos de roca de hasta 1 cm” (Ministerio de Minería, 2016).

- **Malla de sondajes:** “Es la distribución homogénea, áreal o espacial, de puntos para la toma de muestras de roca, suelos o materiales terrestres” (Glosario técnico minero, 2003).
- **Optimización:** “Es un proceso mediante el cual se busca la mejora, ya sea en un proceso, una actividad, un sistema, etc. Con el fin de obtener un mayor rendimiento empleando menos recursos y reduciendo costos” (Villanueva, 2019).
- **Espaciamiento:** Es la distancia de separación entre sondajes en la misma fila o en la misma área de influencia de la malla de perforación (Villanueva, 2019).
- **Yacimiento geológico:** “Es la parte de la corteza terrestre que, debido a procesos geológicos, acumula materia prima mineral para aprovechar sus propiedades físicas o químicas; por sus características de cantidad, calidad y condiciones de acumulación es favorable su explotación. Se entiende por materias primas minerales a los materiales que se extraen del interior de la corteza terrestre que después se aprovecha sus propiedades físicas y/o químicas y convertirlas en productos industriales” (Sociedad Geológica Mexicana, 2017).
- **Recursos minerales:** 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. (Comisión Calificadora de Competencias en Recursos y Reservas Mineras, Ley N°20.235, 2015)
  - **Recurso medido:** El tonelaje, la densidad, la forma, las características físicas, la ley de los minerales y el contenido de mineral pueden estimarse con un alto grado de confianza (Letelier, 2012).



- **Recurso indicado:** El tonelaje, su forma, propiedades físicas, leyes y contenido mineral se pueden estimar con un nivel de seguridad medianamente aceptable (Letelier, 2012).
  - **Recurso inferido:** Forma parte de un recurso en el cual el tonelaje, sus leyes y los contenidos de minerales se pueden estimar con menor nivel de confianza (Letelier, 2012).
- **Categorización:** “En términos mineros es la estimación de los recursos en cantidad (toneladas) y calidad (contenido de cobre o ley). Se realiza en base a la información geológica que se disponga (sondajes, túneles, muestras de superficie, etc.) y su grado de exactitud y precisión, depende de la cantidad de información (metros de sondajes o de túneles, etc.). Para tener una idea de lo acertado de la estimación a los resultados obtenidos, se les asigna un valor de la calidad de ésta, que se denomina categorización. En el caso de los recursos, se denominan como medidos los que merecen mayor confianza en su estimación, indicados los de intermedia confianza, e inferidos los de menor confiabilidad.” (Ministerio de Minería, 2016).
  - **Muestras:** Es una parte del lote o porción extraída de un conjunto por métodos que permiten considerarla como representativa del mismo, con el propósito de estimar sus propiedades o su composición mediante análisis de laboratorio o de terreno (Alfaro, 2002).
  - **Ley de mineral:** “Se refiere a la concentración de oro, plata, cobre, estaño, etc., presente en las rocas y en el material mineralizado de un yacimiento” (Ministerio de Minería, 2016).
  - **Ley de corte:** “Corresponde a la ley más baja que puede tener un cuerpo mineralizado para ser extraído con beneficio económico. Todo el material que tiene un contenido de cobre sobre la ley de corte se clasifica como mineral y es enviado a la planta para ser procesado, en tanto que el resto, que tiene un contenido de cobre más bajo, se

considera estéril o lastre y debe ser enviado a botaderos” (Ministerio de Minería, 2016).

## 2.2 ESTADÍSTICAS ELEMENTALES

Dentro de las estadísticas básicas que son esenciales para el presente estudio podemos distinguir:

### 2.2.1 MEDIDAS DE POSICIÓN

- **Media:** “Promedio aritmético de los valores” (Emery, 2013).
- **Mediana:** “Punto medio en el cual se dividen en forma pareja todos los valores hacia arriba o hacia abajo. Si la cantidad de valores es par, el medio es el promedio de las dos opciones de valores del medio” (Emery, 2013).
- **Cuantiles o percentiles:** “Valores que dividen la población en partes de igual número de datos. Por ejemplo, la mediana divide la población en dos partes, los cuartiles en cuatro partes (la mediana coincide con el segundo cuartil), los quintiles en cinco partes y los deciles en diez partes. Contrariamente a la media, los cuantiles son parámetros robustos, es decir, poco sensibles a la presencia de algunos valores muy altos o muy bajos” (Emery, 2013).
- **Mínimo y máximo:** “Establecen el rango en el cual se distribuyen los valores” (Emery, 2013).

### 2.2.2 MEDIDAS DE DISPERSIÓN

- **Varianza:** “Promedio aritmético de la desviación cuadrática entre cada valor y la media. Esta medida cuantifica la dispersión del histograma y se expresa en el cuadrado de la unidad de la variable en estudio” (Emery, 2013).
- **Desviación estándar:** “Raíz cuadrada de la varianza; se expresa en la misma unidad que la variable en estudio” (Emery, 2013).
- **Coefficiente de variación (para variables positivas):** “Razón entre la desviación estándar y la media; es adimensional” (Emery, 2013).

- **Rango intercuartil:** “Ancho del intervalo entre el primer y el tercer cuartil, que contiene la mitad de los datos” (Emery, 2013).

## 2.3 HISTOGRAMAS

Un histograma es la representación gráfica de un grupo de datos estadísticos, muestra las frecuencias de ocurrencia en función de un a valor, estos se agrupan en intervalos numéricos (generalmente con el mismo ancho), visualizando la proporción de datos que caben dentro de cada intervalo (Figura 4) (Westreicher, 2020; Emery, 2013).

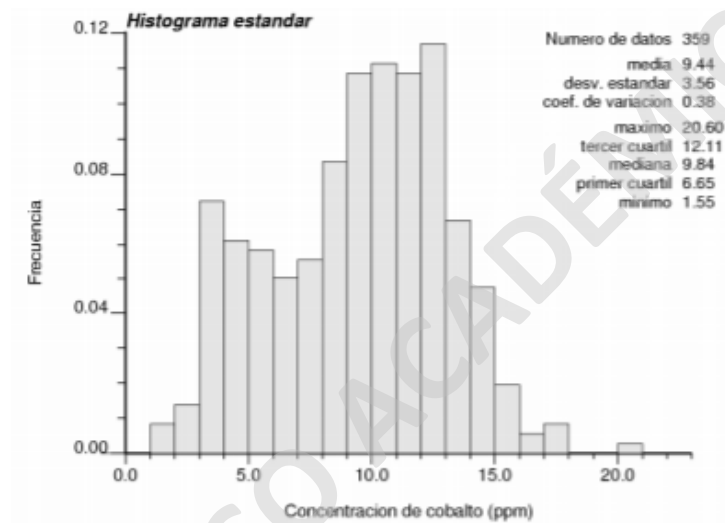


Figura 4. Ejemplo de histograma (Emery, 2013).

El histograma es una herramienta útil para detectar valores atípicos (“*outliers*”), estos valores no siempre son errores y no se deben eliminar sin razón, ya que podrían reflejar el comportamiento verdadero de la variable regionalizada.

## 2.4 DESAGRUPAMIENTO

El Desagrupamiento o *Desclustering* en inglés, es un proceso que corrige los efectos provocados por la irregularidad que existe en la malla de muestreo. Se realiza asignando a los datos espacialmente agrupados (redundantes) un valor de ponderación más pequeño que a los datos que se encuentren aislados, ya que estos son representativos de una porción más extensa del campo (Emery, 2013).

## 2.4.1 MÉTODO DE LAS CELDAS

Para determinar la variable de ponderación, se puede utilizar el llamado método de las celdas o *Cell Desclustering* en inglés. Esta técnica consiste en dividir la zona de estudio en celdas rectangulares idénticas, atribuyendo a dato un ponderador que sea inversamente proporcional al número de datos presentes en la celda (Figura 5) (Emery, 2013).

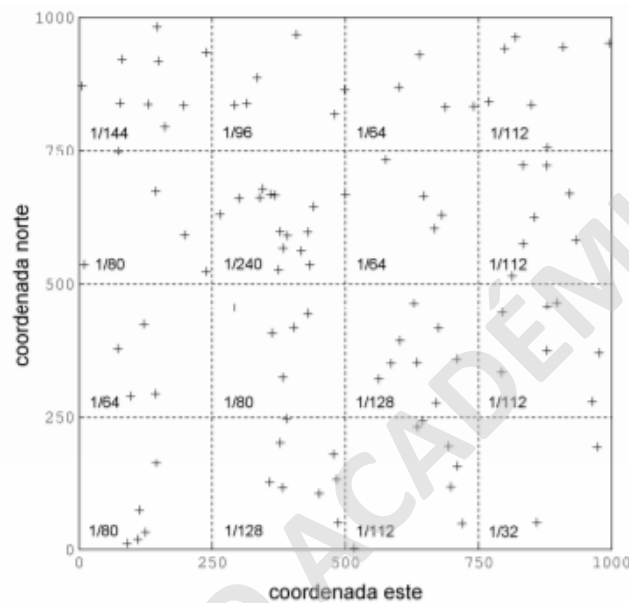


Figura 5. Ejemplo de desagrupamiento por celdas (Emery, 2013).

Para cada celda se aplica la siguiente ecuación:

$$w = \frac{1}{\frac{n}{m}} \quad (1)$$

Donde:

w = valor ponderado para los datos de una celda

n = número total de celdas

m = número de muestras en la celda

## 2.5 ANALISIS VARIOGRÁFICO

Los valores en una variable regionalizada no son independientes, si no que la posición de un valor nos entrega información acerca de los valores en posiciones aledañas. En la interpretación probabilística de la variable regionalizada, esta noción de dependencia de los datos tiene relación con los momentos estadísticos de segundo orden (covarianza, correlograma y variograma), los cuales, a diferencia de la esperanza, entregan información sobre la relación que existe entre pares de datos. Esto conlleva a una descripción elemental de la continuidad espacial de la variable regionalizada. (Lara, 2020; Emery, 2013).

### 2.5.1 VARIOGRAMA EXPERIMENTAL

El Variograma experimental es una función que mide la variabilidad de un grupo de datos de una variable regionalizada o de una función aleatoria, en función de la separación entre los datos (Figura 6) (Letelier, 2012). Bajo la hipótesis de estacionariedad, la función variograma se define de la siguiente forma:

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

Donde:

- $Z(x)$  es una variable regionalizada
- $h$  es un vector de separación entre dos datos
- $N(h)$  son los pares de datos tal que  $x_\alpha - x_\beta = h$  para una cierta vecindad

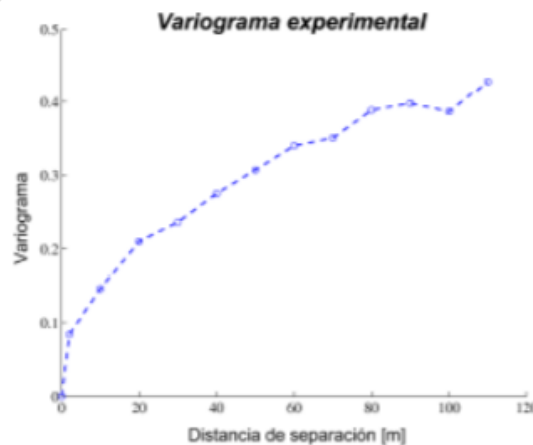


Figura 6. Ejemplo de Variograma. (Emery, 2013)

En general, los datos o grupos de los datos totales estarán distribuidos en “direcciones preferenciales” (por ejemplo, el caso de una veta de oro). Esto se conoce como “anisotropía”, y se traduce en que la forma y valores del variograma dependerán de la dirección en que estos se consideren (Letelier, 2012).

### 2.5.1.1 TOLERANCIA EN PARÁMETROS DE CÁLCULO

Existen situaciones donde el variograma experimental tiene un aspecto muy errático y resulta imposible interpretarlo y modelarlo. Esto ocurre cuando los datos están distribuidos de manera irregular en un campo y el número de pares  $|N(\mathbf{h})|$  que interviene en el cálculo de  $\hat{\gamma}(\mathbf{h})$  para un vector  $\mathbf{h}$  dado, es generalmente muy pequeño (incluso igual a 0 o 1) (Emery, 2013). Para corregir esto, se suele permitir algunas tolerancias de cálculo, sobre las distancias y las direcciones:

$$\hat{\gamma}^+(h) = \frac{1}{2|N^+(h)|} \sum_{N^+(h)} [z(x_\alpha) - z(x_\beta)]^2 \quad (3)$$

Donde:

$$N^+(h) = \{(\alpha, \beta) \text{ tal que } x_\alpha - x_\beta \in T(h)\} = \bigcup_{h \in T(h)} N(h')$$

$T(\mathbf{h})$  es una región de tolerancia alrededor de  $\mathbf{h}$ , de la forma  $[\mathbf{h} - \Delta\mathbf{h}, \mathbf{h} + \Delta\mathbf{h}]$  en el caso unidimensional. En el caso bi o tridimensional, existen tolerancias tanto sobre la longitud de  $\mathbf{h}$  como sobre su orientación (Emery, 2013) (Figura 7).

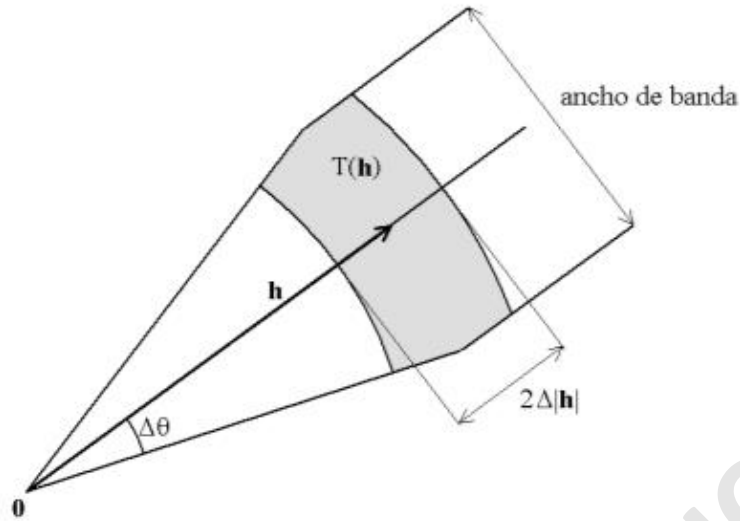


Figura 7. Región de tolerancia  $T(\mathbf{h})$  alrededor del vector  $\mathbf{h}$  (caso bidimensional) (Emery, 2013).

El ancho de banda es el que limita la separación del cono de tolerancia a una extensión máxima. En el caso de que se realice en tres dimensiones, se introducen dos anchos de banda: uno horizontal y otro vertical (Emery, 2013).

### 2.5.2 VARIOGRAMA MODELADO

El variograma experimental no puede utilizarse directamente, ya que sólo está definido para ciertas distancias y direcciones, por lo que es incompleto. Debido a esto se debe modelar una función llamada “variograma modelado”, que representa una aproximación matemática que trata de reproducir el variograma experimental ajustado a un modelo teórico (Emery, 2013). Se debe tener en cuenta, para mayoría de los casos, 3 elementos principales: un intercepto con la ordenada, una sección monótonamente creciente y una meseta. Sin embargo, no servirá cualquier modelo que aparente ajustar a los valores empíricos, debido a que hay restricciones matemáticas que se deben cumplir (Letelier, 2012).

De esta forma, los principales componentes de un variograma modelado son:

- **Efecto pepita:** es el efecto producido por la variabilidad inicial de los datos o a distancias pequeñas, revelando la existencia de errores de muestreo o discontinuidades.

- **Alcance:** es la distancia bajo la cual deja de existir correlación positiva entre los pares de datos. Es la distancia en la cual el variograma alcanza la meseta.
- **Meseta:** es el valor para el cual el variograma se estabiliza y alcanza un valor constante. Corresponde a la varianza a priori de la función aleatoria, es el valor del variograma a partir del cual no existe correlación (Emery, 2013).

Los modelos variográficos que se utilizan comúnmente para construir un modelo de variograma son: modelo esférico, modelo exponencial, modelo Gaussiano y modelo potencial. Estos modelos corresponden a funciones definidas como positivas, y en la práctica son los que más se asemejan a la forma que obtienen los variogramas experimentales (Lara, 2020).

## 2.6 KRIGING

Kriging es un método de interpolación que es utilizado para estimar variables regionalizadas. Este método considera la variable a estimar como una realización de una función aleatoria, descrita por su valor esperado y variograma. Se trata de buscar el mejor estimador lineal ponderado, esto quiere decir, que tenga varianza del error mínima y sesgo nulo. Todos los tipos de Kriging son variaciones de la expresión base (Goovaerts, 1997):

$$Z^*(u) - m(u) = \sum_{\alpha=1}^{n(u)} \lambda_{\alpha} * [Z(u_{\alpha}) - m(u_{\alpha})] \quad (4)$$

Donde:

- $\lambda_{\alpha}$  es el ponderador asignado al dato  $Z(u_{\alpha})$ , interpretado como una realización de una variable aleatoria.
- $m(u)$  y  $m(u_{\alpha})$  son los valores esperados de las variables aleatorias  $Z(u)$  y  $Z(u_{\alpha})$

Los ponderadores asignados a los datos dependen de la distancia entre los datos, de la continuidad espacial de la variable regionalizada modelada por su variograma y de su redundancia (Letelier, 2012).

Las principales propiedades del Kriging son:



- **Interpolación exacta:** La estimación en un sitio con dato es igual al valor del dato y la varianza de Kriging en este sitio es 0.
- **Insesgo:** El error de estimación tiene esperanza nula (por construcción).
- **Precisión:** El error de estimación tiene una varianza mínima (por construcción).
- **Aditividad:** La estimación de la ley de un bloque es igual al promedio de las estimaciones de las leyes puntuales de este bloque. (Muñoz, 2015)

Sin embargo, el método de Kriging tiene limitaciones importantes, una de estas es el efecto de suavizamiento, el cual se genera debido a que los valores estimados son menos dispersos (más cercanos a la media) que los valores verdaderos, provocando una subestimación de los valores altos y una sobreestimación de los valores bajos, para evitar esto, se puede utilizar la técnica de simulación (Letelier, 2012). Otra limitación de este método es el efecto proporcional, este se genera a causa de que la varianza de Kriging no incorpora la información local ni mide todas las fuentes de incertidumbre, solo incorpora la información geométrica y de continuidad espacial, entonces, en casos donde existe una gran variabilidad en torno a zonas de altas leyes, no se reflejan estos efectos (Muñoz, 2015).

Los tipos de Kriging más comúnmente utilizados son:

- **Kriging ordinario (KO):** se supone una media desconocida en la vecindad definida de estimación, la cual varía con respecto al punto a estimar.
- **Kriging simple (KS):** se asume la media como conocida y constante para todo el espacio.

## 2.7 SIMULACIÓN

Una simulación o modelo numérico consiste en construir realizaciones de una variable regionalizada que reproduzcan la continuidad espacial de los datos y que coincidan los valores conocidos en los sitios de muestreo. Este tipo de simulación se llama simulación condicional, por otro lado, la simulación no condicional busca construir realizaciones sin considerar los valores de los datos, únicamente reproduciendo la variabilidad de la variable regionalizada (mismo histograma y variograma) (Emery, 2013).

### 2.7.1 SIMULACIÓN CONDICIONAL

La simulación condicional, es un grupo de herramientas geoestadísticas que se desarrollan para evaluar la incertidumbre de una estimación, dando así una visión alternativa de un yacimiento minero. Existen varios tipos de simulaciones condicionales, basados en distintas suposiciones y modelos probabilísticos. Se pueden agrupar en simulaciones paramétricas, basadas en la teoría Gaussiana, y teorías no paramétricas, para las cuales no se supone ningún modelo probabilístico (Rossi & Camacho, 2003).

La simulación condicional tiene como propósito construir un modelo que reproduzca el histograma completo y los variogramas modelados de los datos originales (sondajes) y también se considera la información geológica relevante, es decir, los controles de mineralización más importantes (Rossi & Camacho, 2003).

### 2.7.2 MODELO MULTI-GAUSSIANO

El modelo multi-Gaussiano supone que la función aleatoria es estacionaria y tiene una distribución multi-Gaussiana, es decir, toda combinación lineal ponderada sigue una distribución Gaussiana. Es un modelo sencillo de aplicar y sólo necesita transformar la variable original a una variable Gaussiana, caracterizar la media y un análisis variográfico de los datos Gaussianos (Muñoz, 2015; Emery, 2013).

Es necesario verificar la hipótesis básica del modelo que establece multiGaussianidad. Por construcción, la distribución univariable de los datos transformados es Gaussiana, por lo cual su distribución univariable es consistente con el modelo, sin embargo, hace falta verificar que las distribuciones de orden superior (bivariables, trivariables...) sean también compatibles con la hipótesis multi-Gaussiana. En la práctica, sólo se validan las distribuciones bivariables, por medio de los siguientes tests:

- **Nubes de correlación diferida:** Se grafican pares de datos Gaussianos separados a una cierta distancia  $h$ . Estas nubes deben presentar una forma elíptica para distancias de separación menores, y una forma circular para distancias mayores (Muñoz, 2015).
- **Comparación entre variograma y madograma:** Dado que la distribución multi-Gaussiana está enteramente caracterizada por la función de covarianza (o por el

variograma  $\gamma(h)$ ), se puede expresar el madograma (o variograma de orden 1) en función del variograma según la siguiente relación:

$$\frac{\sqrt{\gamma(h)}}{\gamma_1(h)} = \sqrt{\pi} \approx 1.77 \quad (5)$$

Basta con verificar si se cumple esta relación con los variogramas y madogramas experimentales de los datos Gaussianos (Emery, 2013).

### 2.7.3 ANAMORFOSIS GAUSSIANA

Conocer la distribución espacial de una función aleatoria es necesario para poder simular realizaciones. Para determinar la distribución espacial de una función aleatoria se aplican modelos de distribución espacial, donde el modelo que se ocupa generalmente es el modelo multi-Gaussiano.

El modelo multi-Gaussiano requiere una transformación de los datos a una distribución Gaussiana, esta transformación se conoce como anamorfosis y consiste en convertir los datos a una distribución de media 0 y varianza 1, deformando el histograma de los datos a un histograma Gaussiano estándar (Figura 8).

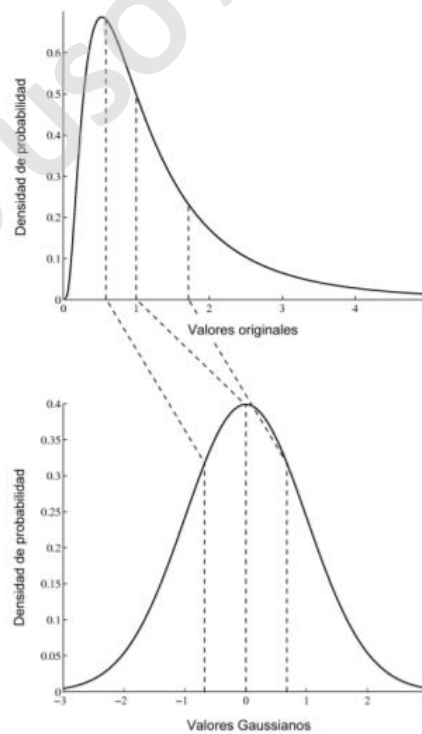


Figura 8. Construcción gráfica de histograma de anamorfosis Gaussiana (Emery, 2013).

## 2.7.4 SIMULACIÓN SECUENCIAL GAUSSIANA

La simulación secuencial Gaussiana es un método de simulación que considera el modelo multi-Gaussiano, y que la función aleatoria presenta una distribución Gaussiana, obtenido a través de la anamorfosis Gaussiana de la variable original (Muñoz, 2015). La simulación de las variables es mediante el método del algoritmo secuencial que consiste en utilizar la función aleatoria multiGaussiana  $Y$  y el variograma  $\gamma(h)$  aplicados en los sitios  $\{x_1, \dots, x_i\}$ , en el espacio, los mismos que tras realizar el Kriging simple de los datos originales y de los previamente simulados se obtiene un valor estimado  $Y_{KS}(x_i)$  y una desviación estándar del Kriging simple  $\sigma_{KS}(x_i)$ .

$$Y(x_i) = Y_{KS}(x_i) + \sigma_{KS}(x_i)U_i \quad (6)$$

$U_i$  es una variable aleatoria Gaussiana de media 0 y varianza 1 (Pozo, 2020).

## 2.8 CATEGORIZACIÓN DE RECURSOS

La categorización consiste en clasificar los recursos o reservas minerales. Un recurso mineral se puede clasificar como medido, indicado o inferido dependiendo del nivel de conocimiento geológico y confianza del depósito, por otro lado, las reservas minerales se pueden clasificar como probadas o probables dependiendo de factores económicos, metalúrgicos y legales principalmente (Figura 9). La incertidumbre geológica juega un rol bastante importante y tiene un gran impacto en la categorización de recursos.



Figura 9. Relación entre recursos y reservas minerales

El procedimiento para clasificar los recursos minerales es subjetivo y depende del entorno geológico, la calidad y cantidad de datos y la experiencia del autor. En el presente estudio se utilizará el método de varianza de Kriging

### 2.8.1 MÉTODO DE LA VARIANZA DE KRIGING

Este método propone que para los bloques que tengan una varianza menor al 35% sean considerados como recursos medidos, los bloques entre 35% y 65% como recursos indicados y los bloques con varianza mayor al 65% sean considerados como recursos inferidos. Estos intervalos pueden ser mejor definidos considerando la función de densidad de probabilidad de la Varianza de Kriging que considera al histograma y a la gráfica de probabilidad de la de la varianza y establecer visualmente las categorías donde existan cambios en la gráfica (Figura 10) donde a la izquierda está el histograma de frecuencias, y a la derecha la gráfica de probabilidad definiendo a las categorías de recursos medidos, indicados e inferidos en base a los punto de inflexión de la curva (Pozo, 2020; Xie, 2001).

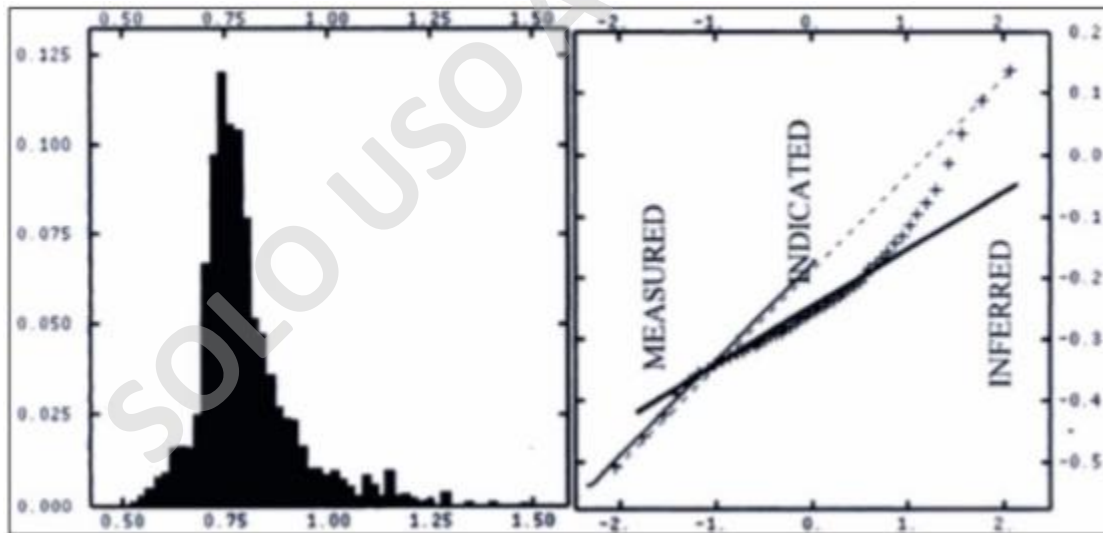


Figura 10. Ejemplo de categorización de recursos por varianza de kriging (Xie, 2001).

### 3 MARCO GEOLÓGICO

En este capítulo se sintetiza la información geológica encontrada en la literatura referida a la zona de estudio.

#### 3.1 GEOLOGÍA REGIONAL

##### 3.1.1 MARCO METALOGÉNICO

El área de estudio se encuentra ubicada en la franja metalogénica del Cretácico Inferior, esta franja se extiende a lo largo la cordillera de la costa entre los 22° y 34° de latitud sur (Figura 11) y presenta un variado conjunto de depósitos metalíferos, entre ellos pórfidos cupríferos, depósitos de óxido de Fe-Cu-Au (IOCG's), depósitos de óxido de Fe-apatito y depósitos estratoligados (Maksaev *et al*, 2007).

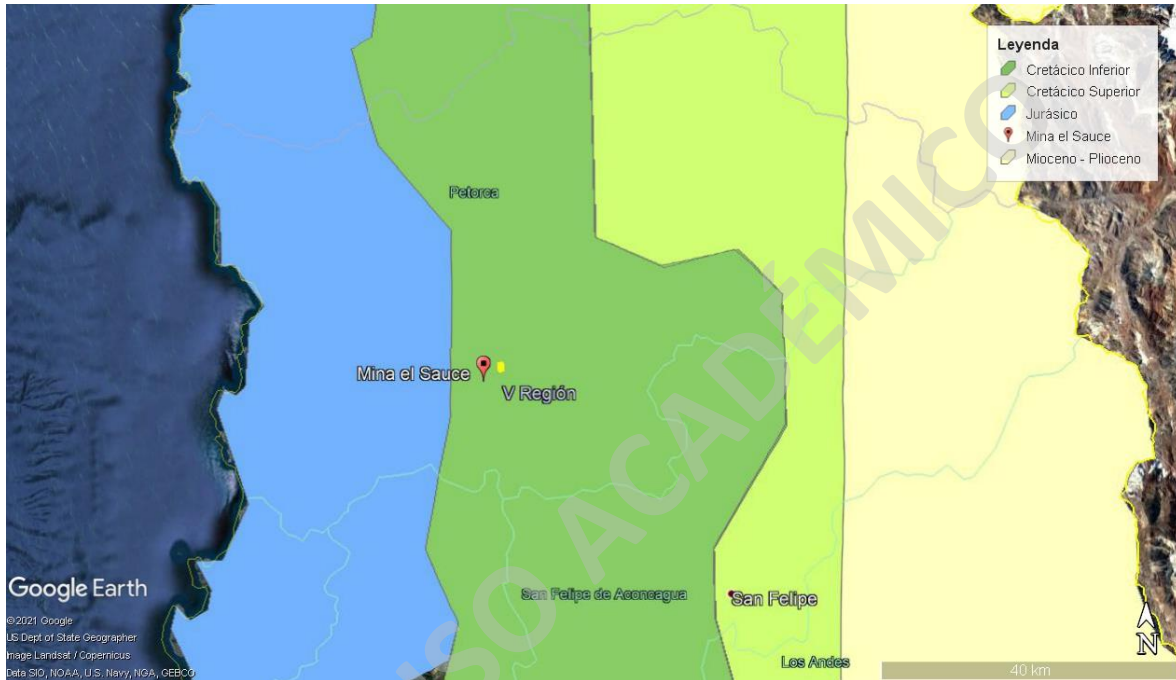
Las edades de la génesis de los depósitos están entre los 132 y 97 Ma (Rivano, 1993).

Existen distintos tipos de yacimientos asociados al cinturón metalogénico del Cretácico Inferior a lo largo de la Cordillera de la Costa, dentro de los yacimientos más importantes destaca Andacollo, el cual es el yacimiento de mayor importancia económica en la franja, este es de tipo pórfido cuprífero con transición a epitermal. También existen abundantes yacimientos de Fe (magnetita – apatito), donde los más importantes económicamente son Candelaria y Mantoverde, estos depósitos de Fe se encuentran dentro del dominio del Sistema de Fallas de Atacama. Existen también depósitos de estratoligados de cobre en la zona central de Chile y Norte Chico, los de mayor volumen e importancia económica son El Soldado y Lo Aguirre. Otros yacimientos reconocidos son Distrito Panulcillo y La campana los cuales son de tipo skarn cupríferos.

Dentro del distrito Cabildo, la mineralización de cobre es principalmente de carácter estratoligado y se encuentra encajada fundamentalmente en rocas carbonatadas con niveles volcánico-sedimentarios. Consiste en venillas y diseminaciones de sulfuros. Mineralógicamente está caracterizada por la presencia de bornita y calcopirita como fases metálicas mayoritarias, además de pirita. (Moreno *et al.*, 2008).

También existen dentro del distrito sectores con mineralización de cobre de tipo Skarn, con bolsadas muy ricas en sulfuros de grano grueso, desarrollada en rocas metamorfozadas de la

Fm. Lo Prado (ej. mina El Sauce). La mineralogía metálica mayoritaria es pirita y calcopirita, siendo arsenopirita, pirrotina, esfalerita, magnetita y hematita fases accesorias. En cuanto a los minerales de ganga asociados, se distingue una primera etapa con desarrollo de granate, epidota, anfíboles, piroxenos y feldespatos, también con cantidades menores de apatito y titanita; seguida de una etapa más tardía, con presencia de clorita férrica, calcita, feldespato, cuarzo y rutilo (Moreno *et al.*, 2008).



**Figura 11. Principales franjas metalogénicas, ubicación de la zona de estudio en amarillo.**

### 3.1.2 GEOLOGÍA ESTRUCTURAL

Dentro del Distrito cabildo, las unidades litológicas conforman un homoclinal de dirección norte-sur con inclinación entre 20° a 50°E. Existen tres sets de estructuras principales:

1. Sistema NS que corresponde a fallas regionales que presentan zonas de alteración hidrotermal a lo largo de su traza.
2. Sistema NWW-NW, conformado por fallas normales sub-paralelas de corto trayecto con una posible componente de rumbo dextral.
3. Sistema NNE-NE, que corresponde a fallas conjugadas asociadas a los otros dos sistemas (Rivano *et al.*, 1993).

### **3.1.3 UNIDADES ESTRATIFICADAS**

A continuación, se entrega un resumen de las diferentes unidades geológicas definidas a nivel regional en la zona (Rivano *et al.*, 1993; Figura 12).

#### **3.1.3.1 FORMACIÓN HORQUETA (Toarciano-Caloviano)**

Piracés, 1976.

Unidad volcánica y volcanoclástica continental, constituida por una alternancia de lavas andesítico-basálticas y niveles de brechas volcánicas y tobas riódacíticas con intercalaciones de areniscas, areniscas conglomerádicas y conglomerados rojos (Piracés, 1976; Rivano *et al.*, 1993). Esta unidad subyace de manera discordante a la Formación Lo Prado y su espesor varía entre 200 y 1200 m (Piracés y Maksaevev, 1977).

La edad de esta unidad es del Jurásico Medio (Toarciano-Caloviano) la cual fue acotada por su posición estratigráfica, debido a que es más joven que la Formación Cerro Calera (Bajociano Tardío) y más vieja que la Formación Lo Prado (Berriasiano-Valanginiano Tardío), sin embargo, debido a su contacto discordante con esta última, Rivano *et al.* (1993) le asigna una edad entre el Bajociano y el Caloviano.

#### **3.1.3.2 FORMACIÓN LO PRADO (Berriasiano-Valanginiano)**

Thomas, 1958; Carter y Aliste 1962.

Secuencia volcánica-sedimentaria de carácter marino, constituida por calcilitas fosilíferas, calcarenitas, brechas y conglomerados con intercalaciones de niveles volcánicos de andesitas afaníticas y porfídicas. Su potencia es variable, hacia el sur se encuentra sobre la Fm. Veta Negra con un contacto difícil de establecer debido a su similitud litológica, y con una potencia máxima estimada de 5800 m (Wall *et al.*, 1999). Hacia el norte se encuentra intruida por granitoides de la Superunidad Illapel (Rivano *et al.*, 1993) y con un espesor entre 3.600-4.700 m (Gana *et al.*, 1997),

La existencia de fósiles en calcilitas indican edades Berriasiano a Valanginiano tardío (Rivano *et al.*, 1993). Boric y Munizaga (1994) obtuvieron una edad Ar-Ar en plagioclasa de una lava de esta formación de  $131,8 \pm 3,1$  Ma.



### **3.1.3.3 FORMACIÓN VETA NEGRA (Barremiano-Aptiano)**

Thomas, 1958.

Secuencia volcánica y sedimentaria continental, Thomas (1958) distinguió dos miembros en esta Formación: miembro Purehue y Ocoa. El miembro Purehue tiene una potencia de 350 m en el sector norte (Cabildio-Pedegua) y de 2000 m en el sector sur (localidad de Purehue) y está compuesto por lavas andesíticas brechosas y/o vesiculares con intercalaciones de areniscas, conglomerados y brechas. El miembro Ocoa tiene una potencia de 2000 a 3000 m (Saric, 2003) y está compuesto por lavas andesíticas con fenocristales de plagioclasa con tamaños de hasta 2 cm de largo. La Fm. Veta Negra sobreyace a la Fm. Lo Prado de manera concordante e infrayace en concordancia a la Fm. Las Chilcas (Rivano *et al.*, 1993).

En base a dataciones K-Ar que arrojó edades de 94-115 Ma y a relaciones estratigráficas, se define una edad Pre-Barremiana (Rivano *et al.*, 1993).

### **3.1.3.4 FORMACIÓN LAS CHILCAS (Aptiano-Albiano)**

Thomas, 1958.

Secuencia volcanoclástica, de origen continental con intercalaciones sedimentarias, compuesta por coladas andesíticas, tobas, conglomerados y lutitas. La base de esta formación sobreyace de manera concordante sobre la Fm. Veta Negra y el techo subyace de manera discordante a la Fm Lo Valle. El espesor máximo es de 7000 m y su espesor mínimo de 2000 m.

Dataciones radiométricas obtenidas en intrusivos de la Superunidad Illapel (Plutón de Panquehue) que cortan a esta formación en todo su espesor con edades de 118 a 80 Ma además de su contacto concordante con la Fm. Veta Negra permiten asignarle una edad de Aptiano-Albiano. (Rivano *et al.*, 1985)

### **3.1.4 UNIDADES INTRUSIVAS**

Las rocas plutónicas del Cretácico Temprano forman parte una franja de orientación norte-sur de aproximadamente 20 a 25 km en gran parte de la zona de estudio (Tolosa Weber, 2017) y estas conforman la franja oriental del Batolito Costero. Al norte del río Aconcagua,

Rivano *et al.* (1985) los asocio a la Superunidad Illapel, esta unidad se separa en tres unidades: Chalinga, Llamahuida y Quebrada Herrera.

En la zona de estudio, afloran intrusivos pertenecientes a la Unidad Chalinga, la cual está compuesta de dioritas hasta sienogranitos, predominando las facies de granodioritas a tonalitas. Presenta una edad entre los 79 y 139 Ma (Valanginiano-Campaniano) (Rivano *et al.*, 1985).

### **3.1.5 DEPÓSITOS**

Principalmente depósitos de sedimentos aluviales, coluviales y depósitos de relleno de valles que están relacionados a los cursos de agua actuales, como por ejemplo los valles de los ríos Petorca y La Ligua (Rivano *et al.*, 1993).

SOLO USO ACADÉMICO

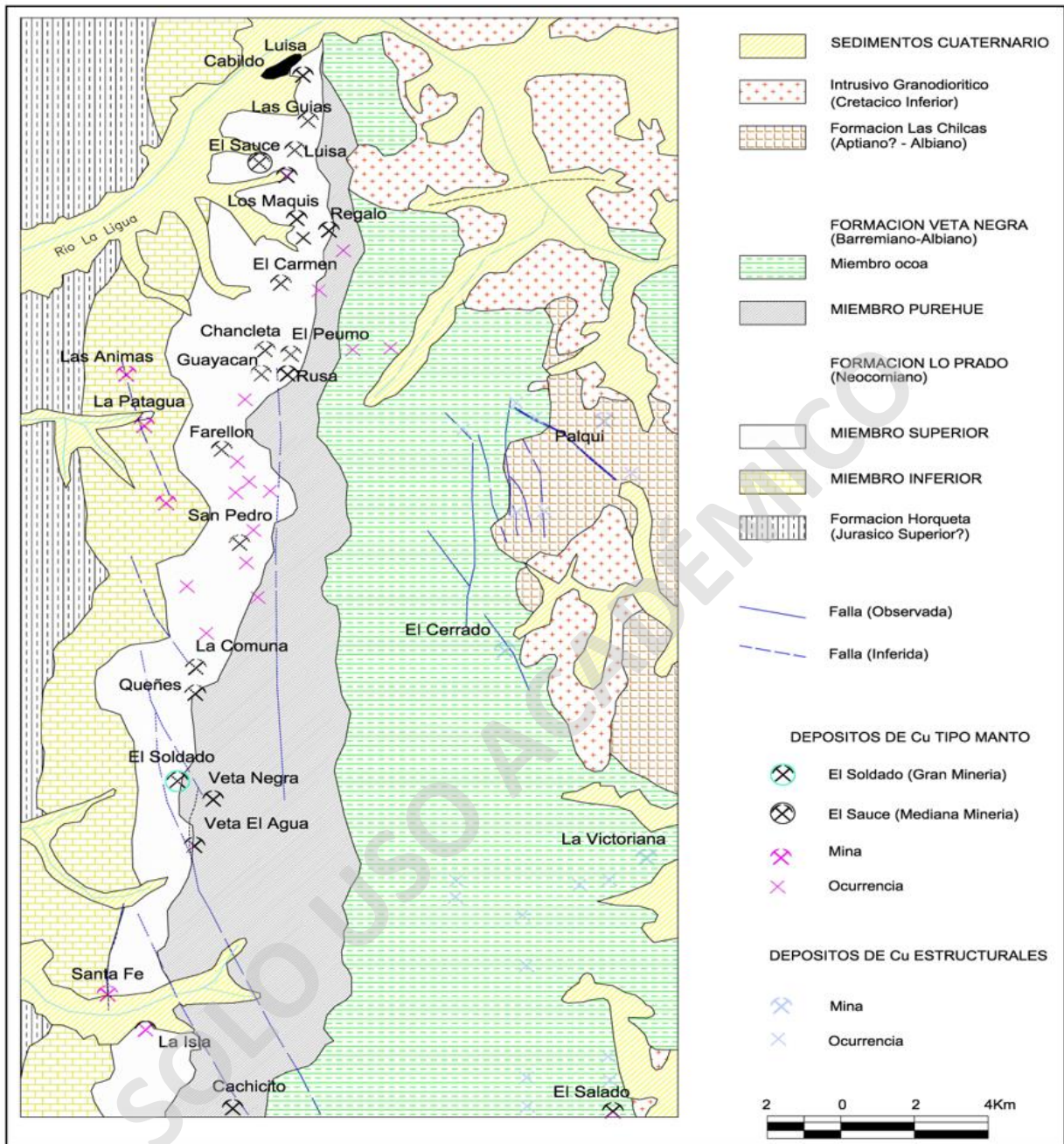


Figura 12. Mapa geológico distrito Cabildo, Modificado de Hoja de Quillota y Portillo, Rivano *et al.* (1993). (Mardones, 2020).

## **3.2 GEOLOGÍA LOCAL**

A continuación, se resume la geología correspondiente al área de estudio, el sector Sauce Sur.

### **3.2.1 YACIMIENTO**

El cuerpo mineralizado con leyes de Cu se emplaza en las rocas volcano-sedimentarias estratificadas de la Fm. Lo Prado y en la base de la Fm. Veta Negra. El control de la mineralización en las tres unidades o bloques reconocidos se encontraría definido por el tipo:

1. Mantiforme: la mineralización está asociada principalmente al Manto Farellones y en menor proporción al nivel de tobas subyacente de la Fm. Lo Prado y a la Fm. Veta Negra. En este sector la mineralización se presenta como diseminado fino de calcopirita, bornita, y localmente calcosina, digenita, djurleita, aumentando la pirrotina en sectores de baja ley. Vetillas y cúmulos de calcopirita-pirrotina y calcopirita-bornita se desarrolla en ductos menores asociados principalmente a brechas hidrotermales.

2. Estructural: Este tipo de mineralización se reconoce en la Fm. Veta Negra y en parte de la Fm. Lo Prado, principalmente en la cercanía de ductos alimentadores con zonas de fracturamiento de hasta 5 metros de potencia. Su ocurrencia es en cúmulos, vetillas y diseminado, principalmente calcopirita y menor bornita.

Se estima para el Proyecto Filón Oriental, un recurso 2.7 MTon, con ley de 2.35 %CuT y 23 gr/Ton de Ag (Rojas, 2021).

### **3.2.2 DESCRIPCIONES LITOLÓGICAS, ALTERACIÓN Y MINERALIZACIÓN SEGÚN FORMACIONES ESTRATIGRÁFICAS**

#### **3.2.2.1 FORMACIÓN VETA NEGRA**

Se presenta como una secuencia estratificada, esta domina la mitad oriental del área mapeada y está compuesta de base a techo por rocas volcanoclásticas, piroclásticas y lavas de composición andesítica pertenecientes al miembro Purehue de la Fm. Veta Negra y lavas de grano más grueso con intercalaciones de tobas que forman parte del miembro Ocoa.

La alteración es en general moderada y localmente fuerte, con una asociación mineral propilítica, que puede verse relacionada con el metamorfismo regional de carga y geotermal común en estas formaciones: clorita-epidota-albita-cuarzo-actinolita-feldespato potásico-carbonatos y se presenta en diversos dominios tales como amígdalas, fracturas-venillas y rellenos de zonas brechosas.

La mineralización de Cu se concentra aledaña a estructuras de los tipos falla-veta-filón, en general discordantes a la estratificación. En sectores o unidades permeables, tales como zonas de brechización hidrotermal, brechas de fallas, amigdaloidales, brechas volcánicas, se ha observado diseminación y rellenos de mineralización de Cu, asociados con minerales de Fe (sulfuros y óxidos) (Mardones, 2020).

### **3.2.2.2 FORMACIÓN LO PRADO**

Se presenta concordantemente bajo la formación Veta Negra, el contacto entre estas unidades se reconoce como el Manto Farellones y se encuentra mineralizado en forma diseminada y en venillas, con presencia de calcopirita, bornita, calcosina, en parte con desarrollo parcial de óxidos de Cu. La secuencia contiene unidades de areniscas calcáreas finas, calizas y margas negras, en sectores secuencias sedimentarias-piroclásticas con laminación, niveles conglomerádicos y niveles de areniscas no calcáreas. Bajo el Manto farellones se presenta un nivel de unos 30 m de rocas piroclásticas andesíticas y andesitas (Rojas, 2021).

La alteración predominante es calcitización, la cual se presenta como reemplazo pervasivo en algunas capas, en partes silicificación local y desarrollo de asociación propilítica local. Generalmente existe pirita y pirrotina diseminadas y reemplazadas por óxidos de Fe.

La mineralización de Cu se concentra principalmente en el Manto Farellones, unidad superior de la formación y consiste en su mayoría en calcopirita, también hay en menor proporción bornita y calcosina con oxidación sobreimpuesta. En sectores la unidad volcánica bajo este y el piso de Veta Negra también desarrollan cuerpos económicamente explotables (Mardones, 2020).

### **3.2.2.3 FORMACIÓN PACHACAMA**

Ubicada al oeste de la zona de estudio, subyace a la Fm. Lo Prado de manera concordante. De base a techo, se compone de un nivel andesítico donde se desarrollan cuerpos mineralizados. Sobre esta andesita se disponen niveles de brechas piroclásticas, niveles porfídicos con aspecto filonianos y niveles tobáceos y volcanoclásticos hasta el techo de la formación, donde aparece un nivel calcáreo laminado de unos 5 m. En el contacto con la Fm. Lo Prado existen zonas con mineralización de Cu (sulfuros y mixtos) (Mardones, 2020).

### **3.2.3 ROCAS INTRUSIVAS**

Se detectaron 3 tipos de cuerpos intrusivos en la zona emplazados en zonas de debilidad estructural:

1. El tipo Filón Oriental 4, se caracteriza por su textura porfídica, grano medio a grueso, composición andesítica, presencia de plagioclasas, piroxenos y anfíbolos como fenocristales en masa fundamental microcristalina, con presencia de magnetita diseminada. En general presenta una alteración propilítica con la asociación clorita-epidota-albita-cuarzo-feldespatos potásico-pirita, en partes oblitera la textura original. Tienen potencias entre 3 y 5 m. Se ubica en la Falla Torre, denominado Filón Torre, donde sigue un lineamiento N10-20E/50-70W, el que controla la mineralización en esa zona. También aparece al norte del sector Torre.
2. Intrusivo de textura fanerítica, con moderada a fuerte alteración de clorita-epidota-feldespatos potásico-magnetita. Es fuertemente magnético y los afloramientos se observan redondeados de color ocre gris claro. Se encuentra al este del sector Mina Torre Sur y al oeste de lineamiento del proyecto FO4. Se disponen con rumbos NNW/70W, anchos entre 2 y 5 m. también se dispone como sills, sub-concordante con la secuencia estratificada.
3. Diques andesíticos porfídicos, con alteración clorítica-argílica, con anchos cercanos 1 m, cercanos al rajo La Torre. Este tipo de dique se enmascara fácilmente dentro de la secuencia de rocas andesíticas de la formación Veta Negra (Mardones, 2020).

### 3.2.4 ESTRUCTURAS

En la zona de estudio existen fallas con variadas orientaciones, las cuales se pueden relacionar con la mineralización de la zona y otras post minerales o con señales de reactivación. Se destaca 3 set de fallas principales:

1. Set de fallas NNE, que incluye el sistema de Falla Torre, N20E/60W y Falla Torre Sur N15-25E/50-70W.
2. Set de fallas NNW a NW, entre el Falla Torre Sur y la zona del proyecto Filón Oriental 4, donde un sistema de fallas NNW, con manteos de 20 a 30°W, controla la configuración de la mineralización de Cu en el sector.
3. Set de fallas NE con tendencias E-W, con manteos variables tanto N y S. En sectores intercepta el sistema NNW y lo desplaza discretamente de forma sinistral. Este sistema presenta reactivaciones y en parte contiene zonas mineralizadas formadas a partir de desgarramiento de fallas NNW y NNE mineralizadas (Mardones, 2020).

## **4 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS (EDA)**

### **4.1 ANTECEDENTES**

#### **4.1.1 DATOS SUMINISTRADOS**

Los datos e información base para realizar el presente estudio fueron suministrados por parte de la empresa Minera Las Cenizas (MLC), la cual entregó una base de datos de sondajes en formato .CSV con información de *collar*, *survey*, *assay*, litología, estructuras y mineralización, con un total de 162 sondajes emplazados en el sector Filón Oriental. Además de esto, se recibieron distintas triangulaciones en formato .DXF las cuales incluyen modelos geológicos de la litología, filones y fallas presentes; modelos de unidades de estimación; modelos de mineralización por dominio; y por último modelos representativos de la topografía superficial y galerías al interior de la mina.

#### **4.1.2 SOFTWARE**

El siguiente trabajo se desarrolló en su totalidad en el software Vulcan desarrollado por Maptek en sus versiones 2021.4 - 2021.5, con la extensión “*Base Geo Upgrade to include Gaussian Simulation & Co-Kriging*” la cual permite realizar transformaciones y simulaciones Gaussianas.

#### **4.1.3 PREPARACIÓN INICIAL**

A la base de datos de sondajes proporcionada por MLC se le hace filtrado para eliminar muestras consideradas inadecuadas para ser incluidas en el presente estudio, la base de datos incluía algunos sondajes de gran longitud sin información de leyes de cobre, mientras que algunos sondajes estaban compuestos por grandes tramos sin datos de leyes.

Posteriormente, se procede a realizar una validación de la base de datos con la plataforma ISIS en Vulcan para comprobar que la base de datos no contenga errores base, originados por mal ingreso de la información al momento de generar la base de datos.

Se encuentran varios sondajes con diferencias en los largos totales de la tabla “Assay” con las tablas “Litología” y “Estructuras”, sin embargo, son diferencias únicamente de decimales que fueron corregidos manualmente, por otro lado, no se encuentran errores de traslapes.



## 4.2 COMPÓSITOS

La composición es fundamental para un análisis estadístico y estimación, ya que permite que las longitudes de las muestras utilizadas tengan una longitud y ponderación similar, disminuyendo los sesgos que se pueden generar en un análisis posterior.

Para la selección de la longitud de compósitos apropiada se realiza un análisis estadístico a los largos de las muestras de sondajes existentes en la base de datos. Estos datos presentan un valor modal de 2 m y una media aritmética de 1.51 m, por otra parte, la longitud dominante de los sondajes se encuentra en el rango de 1.87 a 2.09 m con una frecuencia de alrededor de 2000 muestras (Figura 13), por lo tanto, se seleccionó la longitud de 2 m para realizar los compósitos ya que representa el valor modal y es cercano al valor de la media aritmética de longitudes, además, representa al rango de mayor frecuencia en las muestras.

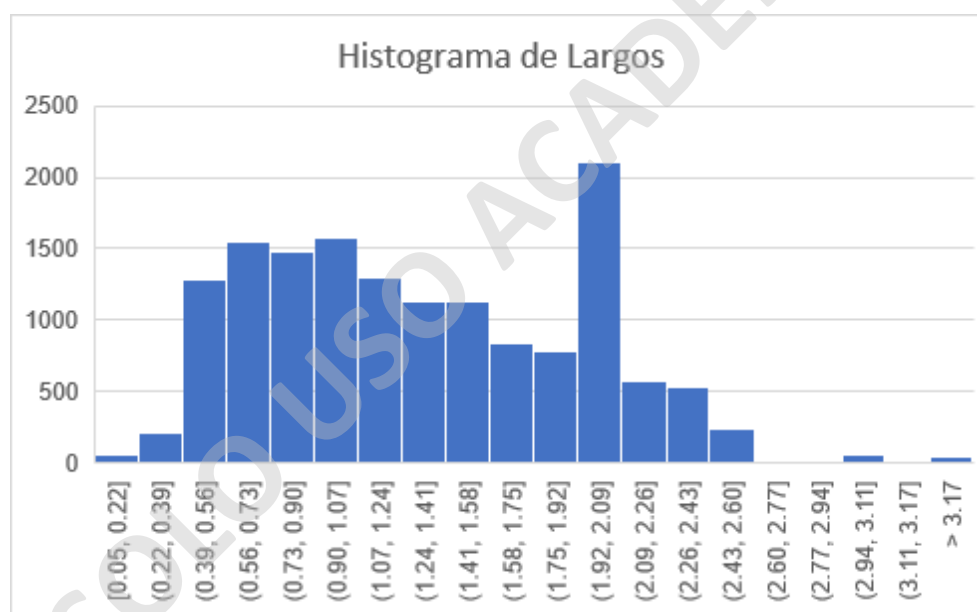


Figura 13. Histograma para los largos de cada muestra de sondajes.

## 4.3 DOMINIOS

Los dominios o unidades de estimación se llevan a cabo para agrupar información de muestras que tengan similares configuraciones geológicas, estructurales y mineralógicas, junto con características geoestadísticas semejantes.

Los geólogos de MLC interpretaron y definieron 5 unidades de estimación principales contenidas en el área de estudio, considerando litologías, mineralización y estadísticas de los dominios. Paralelamente produjeron modelos tridimensionales de estos dominios y los interceptaron con los modelos estructurales.

Para utilizar estos dominios en el presente trabajo, se flagean las muestras generadas de los compósitos con los modelos litológicos de los dominios, generando una nueva tabla en la base de datos llamada “MINTY” que contiene la información acerca del dominio en el cual se encuentra inserta la muestra.

Los dominios previamente definidos por los geólogos y que están presentes en la zona de estudio son: INT (Intrusivo), MF (Manto Farellones), MT5 (Manto 5), TB (Tobas) y VN (Veta Negra) (Tabla 1).

**Tabla 1. Dominios de la zona de estudio y sus abreviaciones**

<b>Dominios</b>	<b>Abreviación</b>
Intrusivo	INT
Manto Farellones	MF
Manto 5	MT5
Tobas	TB
Veta Negra	VN

Cabe destacar que existen datos que no quedaron asignados a ningún dominio ya que los sondajes interceptaban fuera del área de estudio, por lo que no serán considerados para este estudio.

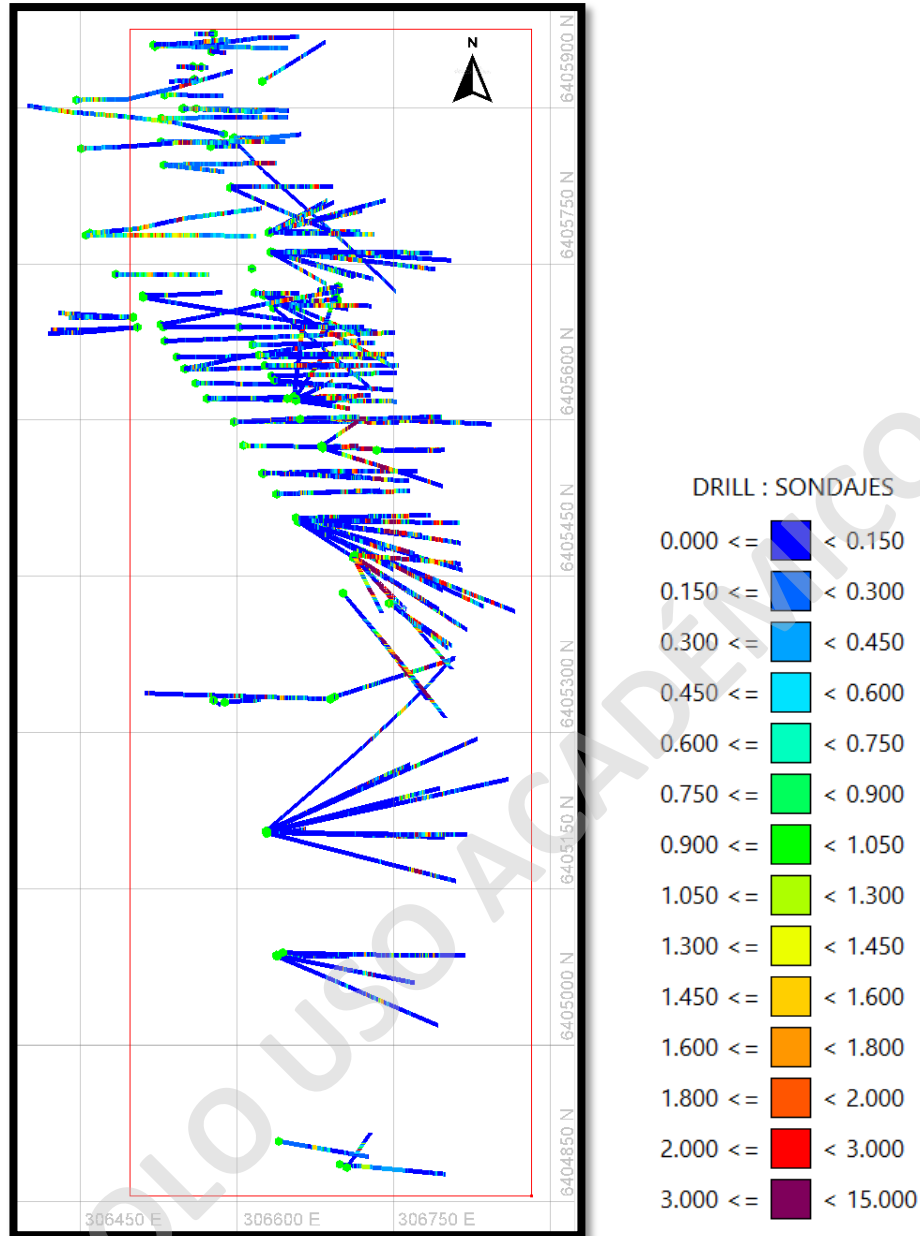
#### **4.4 DESPLIEGUE DE ATRIBUTOS**

En el presente caso de estudio, se realiza un análisis univariable para el cobre, donde en primera instancia, se presentan los sondajes con los datos de leyes de cobre desplegados en el espacio en una vista en planta y una vista en perfil.

Desde la vista en planta de los datos (Figura 14) se puede observar que la actual malla de sondajes es irregular, esta compuesta por 162 sondajes espaciados por diferentes distancias que en algunos sectores llevan distancias entre 10 y 15 metros y en otros sectores pueden tener distancias de hasta 120 metros. Existen perforaciones en distintas direcciones, tanto

sub-verticales como sub-horizontales, la predominancia de perforaciones son sub horizontales, marcadas por un azimuth promedio de  $350^{\circ}$ , por otro lado, los dips van desde  $90^{\circ}$  a  $-90^{\circ}$ .

Se puede observar que las leyes altas de cobre presentan una aparente continuidad en la norte-sur, mientras que no presentan gran espesor en la este-oeste, esto nos puede estar indicando que estas leyes se encuentran asociadas a algún tipo de estructura que controla la mineralización, la cual estaría orientada aproximadamente en el eje norte-sur. También se puede notar que existe una mayor cantidad de sondajes realizados alrededor de las leyes con valores más altos, generando que los datos estén agrupados en estos sectores, por lo tanto, será importante tomar precauciones al momento del análisis estadístico, debido a que los sectores con mayor densidad de muestras podrían tener una mayor relevancia y distorsionar las estadísticas sobre las leyes de cobre.



**Figura 14. Vista en planta de sondajes con leyes de cobre. Elaboración propia mediante software Vulcan**

De la vista en perfil (Figura 15) se puede notar que existen tanto sondajes hechos desde la superficie como sondajes realizados en las galerías al interior de la mina, siendo estos últimos los predominantes, también se puede observar que las leyes de cobre más altas se encuentran distribuidas en un mismo “nivel”, lo que hace pensar que existe una unidad o estructura que contendría las leyes de cobre más altas en la zona.

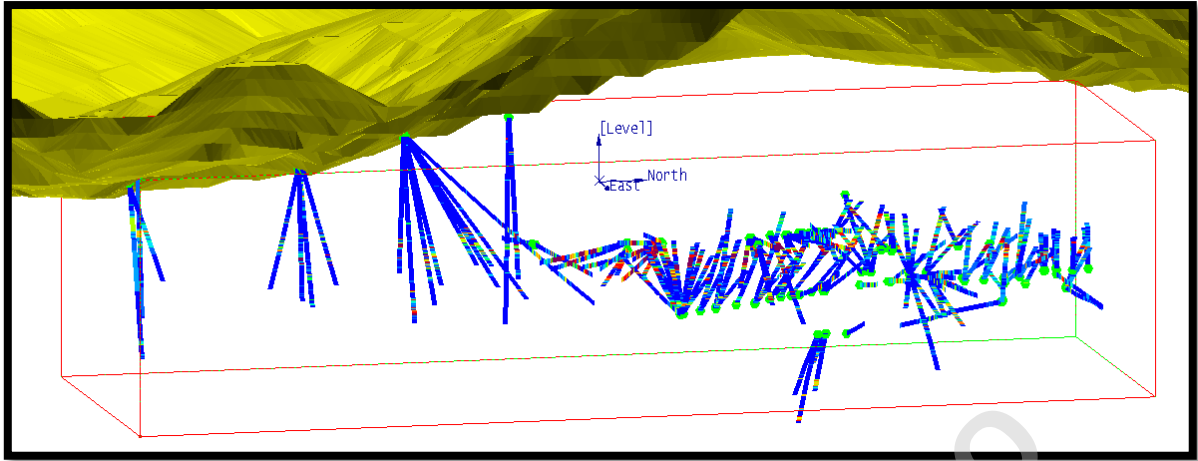


Figura 15. Vista en perfil de sondajes con leyes de cobre. Elaboración propia mediante software Vulcan

#### 4.5 ESTADÍSTICAS GENERALES POR DOMINIO

Dentro de los análisis estadísticos a realizar dentro del EDA se encuentran la generación de una tabla con estadísticas generales para cada dominio, la cual nos entrega información importante acerca de los dominios, tales como número de muestras, leyes medias, varianzas, etc.

Tabla 2. Estadísticas generales para cada dominio

Estadísticas generales CuT						
Nombre Variable	Cobre total	INT (CUT)	MF (CUT)	MT5 (CUT)	TB (CUT)	VN (CUT)
N° datos	10076	52	2002	2764	1367	3179
Media	0.5	0.177	1.152	0.245	0.414	0.368
Desviación Estándar	0.922	0.312	1.475	0.438	0.648	0.697
Varianza	0.85	0.097	2.175	0.192	0.42	0.486
CV	1.845	1.759	1.28	1.789	1.565	1.896
Máximo	7.879	2.07	7.45	7.165	6.42	7.879
Cuartil superior	0.501	0.13	1.91	0.251	0.512	0.393
Mediana	0.116	0.13	0.408	0.071	0.182	0.083
Cuartil inferior	0.023	0.13	0.038	0.024	0.055	0.012
Mínimo	0	0.008	0	0	0	0
Percentil 20	0.019	0.042	0.022	0.019	0.04	0.01
Percentil 40	0.06	0.13	0.182	0.041	0.117	0.038
Percentil 60	0.204	0.13	0.847	0.118	0.268	0.164
Percentil 80	0.712	0.13	2.254	0.335	0.617	0.533
Percentil 100	7.879	2.07	7.45	7.165	6.42	7.879

En la Tabla 2, se puede observar que los valores de leyes de cobre en los sondajes oscilan entre 0% y 0.789%, siendo el dominio “VN” el que presenta el valor de ley máximo, por otro lado, el dominio “INT” presenta un valor máximo de ley de cobre 2.07%, lo que dista bastante de los valores máximos del resto de dominios. El dominio “MF” presenta la ley media de cobre más alta del yacimiento (1.152%), siendo el único dominio que comprende una ley media mayor a la que presentan los datos totales (0.5%), sin embargo, este dominio es el que presenta una mayor varianza (2.175), lo que nos indica la alta variabilidad del dominio, en contraparte, el dominio “INT” presenta la ley media más baja, seguido del dominio “MT5”.

El dominio “INT” presenta una diferencia considerable en el número de muestras de sondajes en relación con los demás dominios, teniendo una cantidad muy inferior, además de esto, este dominio ha sido definido en estudios previos como estéril, por lo tanto, se considera irrelevante continuar el estudio de este dominio para el siguiente trabajo y no será considerado en los siguientes análisis ni posteriores procedimientos.

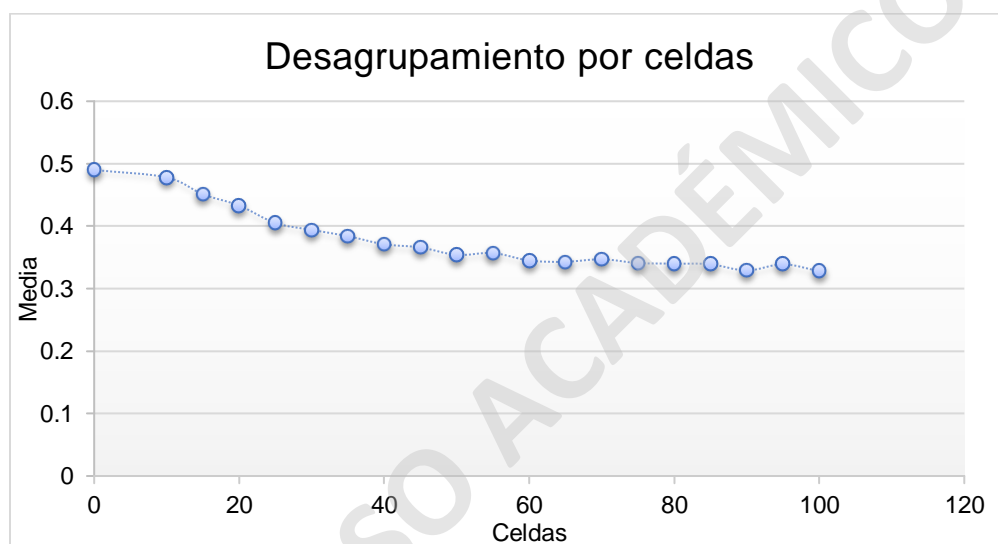
#### **4.6 DESAGRUPAMIENTO**

El agrupamiento de datos es común en los depósitos metalíferos, ya que normalmente se realizan campañas de sondajes regulares en las etapas iniciales del proyecto, delimitando las extensiones de los cuerpos mineralizados, para luego dar paso a una campaña de perforación más intensiva en los cuerpos donde se concentran mayores leyes, con el fin de delimitar mejor su forma, generando una mayor densidad de sondajes en estas zonas y, por ende, también un sector con mayor volumen de datos.

Para continuar el análisis geoestadístico de los dominios en estudio es necesario considerar una variable de ponderación o desagrupamiento de datos (*declustering*) para así poder subsanar el impacto de la irregularidad presente en la malla de muestreo, que, en caso de no corregirse, desencadenaría problemas al realizar la simulación, ya que esta reproduciría la distribución de leyes agrupadas, provocando sesgos en las leyes simuladas. La operación de desagrupamiento consiste en ponderar los datos en función de su nivel de aislamiento: mientras más aislado, mayor ponderación y viceversa (Emery, 2013).

Para dicho proceso, se utilizará el llamado método de las celdas, en donde se divide la zona de estudio en celdas idénticas, asignando a cada dato un ponderador inversamente proporcional a la cantidad de datos ubicados en la misma celda rectangular.

Para definir el tamaño de la celda elemental, se compara la ley media ponderada para distintos tamaños de celda a través de un gráfico (Figura 16), en el cual se puede notar que a medida que se va aumentando el tamaño de la celda, la ley media desagrupada disminuye. Para el presente análisis se seleccionó el tamaño de celda de 20x20 debido a que, desde este tamaño de celda, se observa el mayor quiebre y caída de la ley media en el gráfico.



**Figura 16. Ley media de cobre desagrupada para distintos tamaños de celda, se identifica una caída en la media en la celda de 20x20.**

Con el tamaño de celda seleccionado, se procede a realizar el desagrupamiento a través de Vulcan 2021.5 con la función “*Cell Decluster*” obteniendo como resultado un peso (*weight*) para cada muestra de la base de datos compositada.

A continuación, se realiza una tabla comparativa de las estadísticas generales de los datos de cobre total originales con los datos de cobre total desagrupados (Tabla 3), donde se puede apreciar que el cobre total desagrupado tiene una ley media de cobre menor (0.449 %) que el cobre total original (0.5%), lo que es esperable, ya que las muestras agrupadas en torno a sectores de leyes altas reciben un ponderador menor, por lo tanto, las muestras agrupadas con valores de leyes altos pierden influencia en el cálculo de la ley media, provocando que esta baje. También se puede observar que disminuye la desviación estándar y la variabilidad del depósito general.

**Tabla 3. Estadísticas generales para cobre total del yacimiento sin desagrupar y desagrupado.**

Nombre Variable	CUT	CUT (desagrupado)
N° Datos	10076	10076
Media	0.5	0.449
Desviación Estándar	0.922	0.85
Varianza	0.85	0.723
CV	1.845	1.894
Máximo	7.879	7.879
Cuartil superior	0.501	0.431
Mediana	0.116	0.111
Cuartil inferior	0.023	0.023
Mínimo	0	0

Se realiza otra tabla comparativa de las estadísticas generales para cada dominio sin desagrupar y desagrupado (Tabla 4), de la cual se puede notar que el dominio “MF” disminuye su ley media, en conjunto con su variabilidad y desviación estándar considerablemente, cabe mencionar que este dominio es el que presenta valores de leyes más altos, por ende, es esperable que este sea el dominio con mayor cantidad de muestras agrupadas en torno a estas leyes y también el que presente mayores cambios estadísticos posterior al desagrupamiento. Los dominios “MT5” y “VN” presentan el mismo comportamiento, sin embargo, varían bastante poco al valor original. El dominio “TB” es el único dominio que aumenta su ley media, desviación estándar y varianza

**Tabla 4. Estadísticas generales de cobre total por dominios sin desagrupar y desagrupados.**

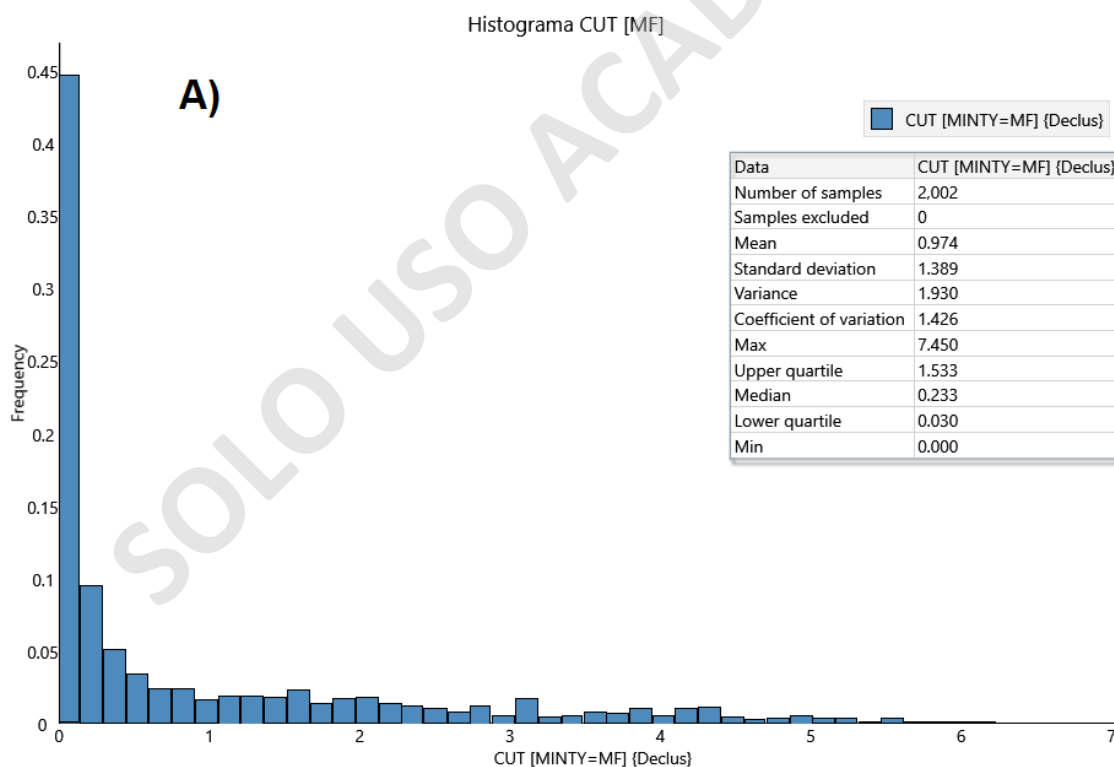
Nombre Variable	Media	Desviación Estándar	Varianza	CV	Mediana
MF (CUT)	1.152	1.475	2.175	1.28	0.408
MF (desagrupado)	0.974	1.389	1.93	1.426	0.233
MT5 (CUT)	0.245	0.438	0.192	1.789	0.071
MT5 (desagrupado)	0.242	0.43	0.185	1.776	0.08
TB (CUT)	0.414	0.648	0.42	1.565	0.182
TB (desagrupado)	0.453	0.714	0.509	1.575	0.187
VN (CUT)	0.368	0.697	0.486	1.896	0.083
VN (desagrupado)	0.34	0.667	0.445	1.961	0.081



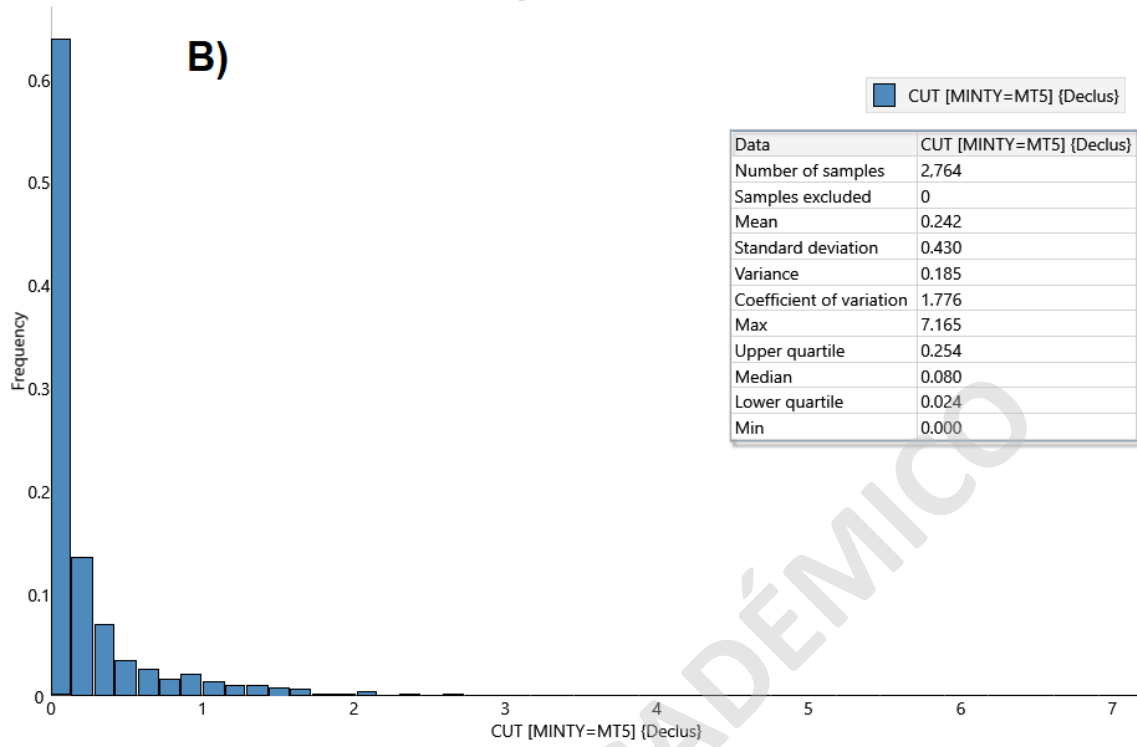
## 4.7 DISTRIBUCIÓN DE LEYES

Con los datos desagrupados, se procede a realizar un análisis de la distribución estadística de las leyes de cobre en cada dominio, para esto se utilizan distintas herramientas estadísticas.

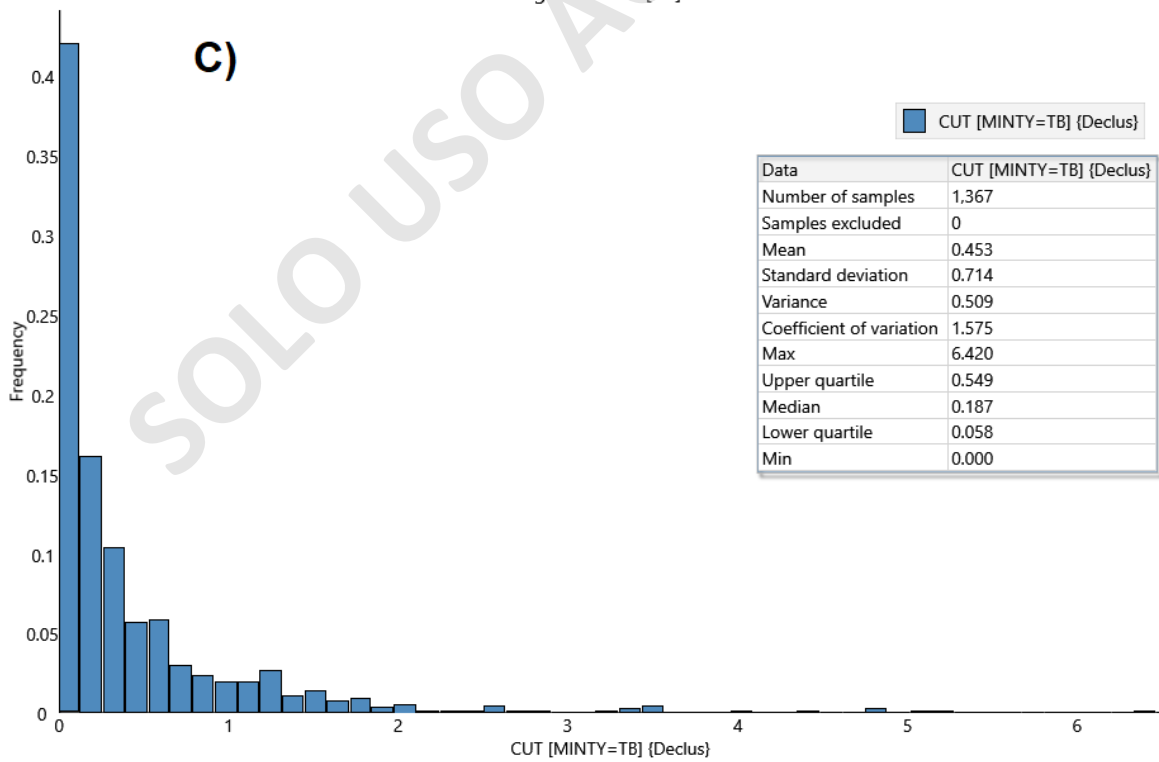
Se calculan los histogramas de las leyes de cobre desagrupadas para todos los dominios (Figura 17). Se puede apreciar que todos los dominios presentan una distribución lognormal con solo una población de datos, aunque con algunas fluctuaciones estadísticas. También se pueden apreciar los valores atípicos presentes en cada dominio: El dominio “MF” (Figura 17, A) presenta valores atípicos a partir de leyes superiores al 3% aproximadamente, donde se nota una disminución en la frecuencia de datos; El dominio “MT5” (Figura 17, B) presenta valores atípicos en los valores de ley superiores al 1.6% aproximadamente; El dominio “TB” (Figura 17, C) y el dominio “VN” (Figura 17, D) presentan valores atípicos en leyes superiores al 2% de cobre aproximadamente.



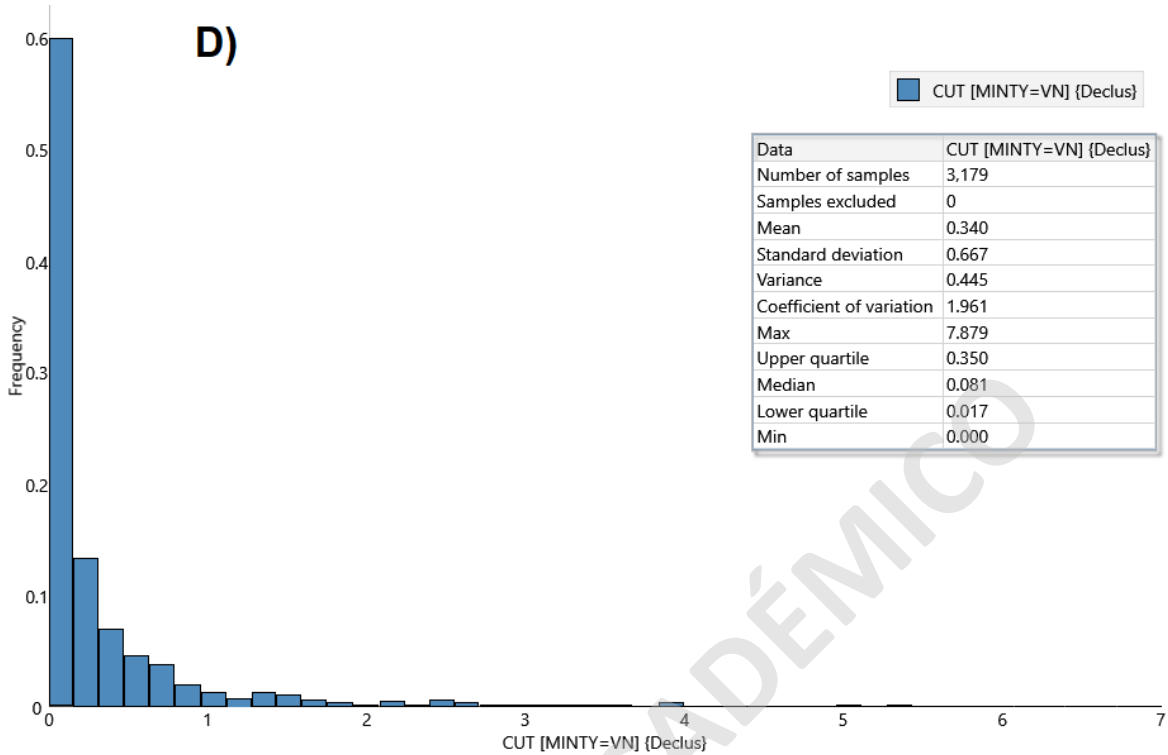
Histograma CUT [MT5]



Histograma CUT [TB]

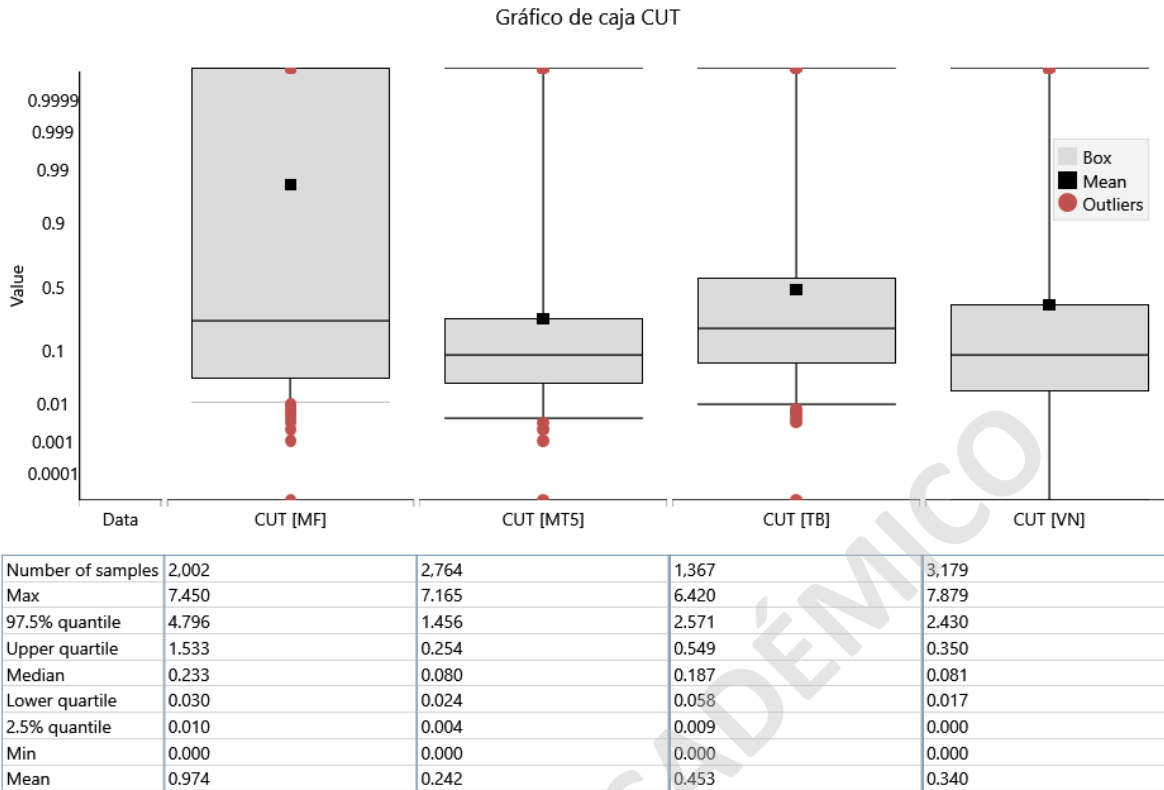


Histograma CUT [VN]



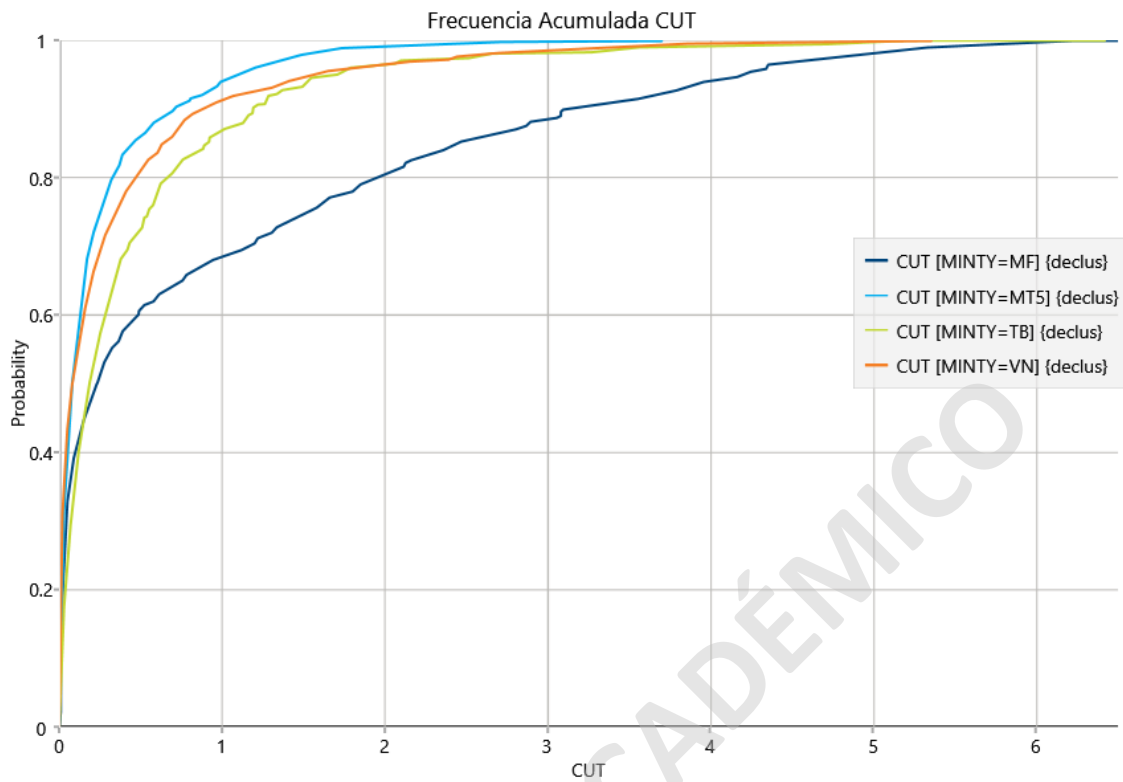
**Figura 17. Histogramas desagrupados de leyes de Cu de los dominios; MF (A), MT5 (B), TB (C) y VN (D). Elaboración propia mediante software Vulcan.**

A continuación, se generan gráficos de cajas y bigotes en escala Gaussiana para los dominios en estudio (Figura 18), se puede notar que todos los dominios tienen una media por encima de la mediana de los datos, por lo tanto, todos los dominios presentan una asimetría positiva, además de esto, se puede notar que en todos los dominios existe presencia de valores atípicos. El dominio “MF” presenta una mayor dispersión de sus datos en comparación con el resto de los dominios, lo que se evidencia en el gráfico debido al rango intercuantil entre Q1 Y Q3.



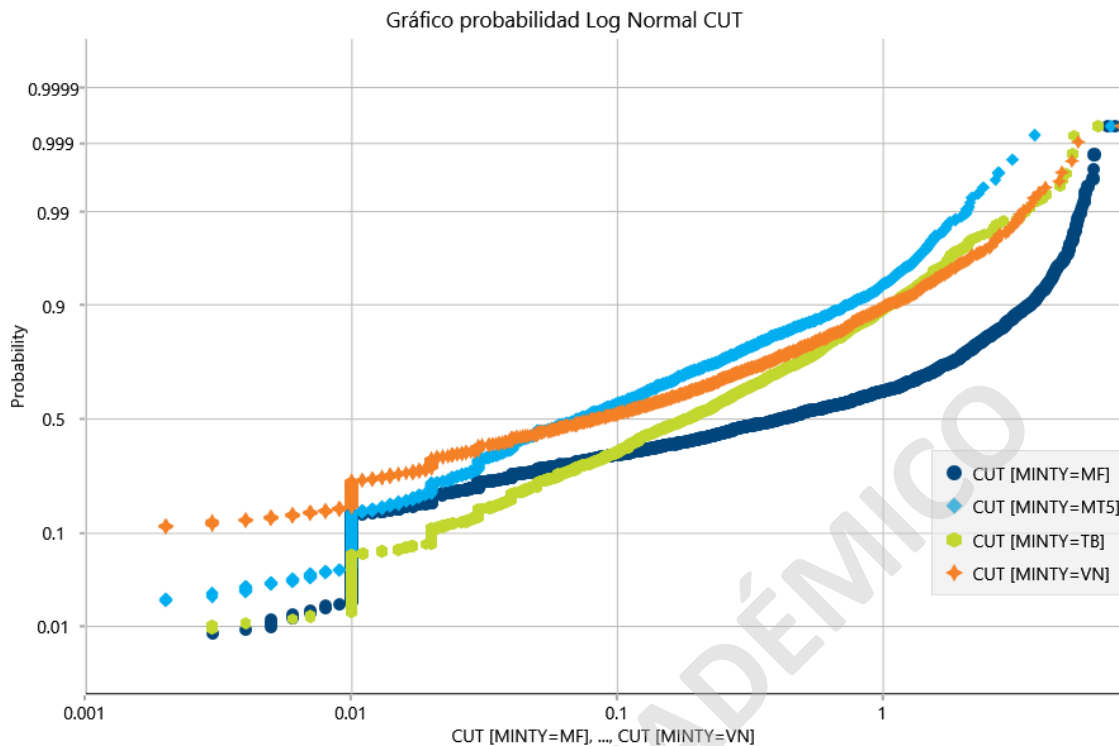
**Figura 18. Gráficos de caja para los 4 dominios principales. Elaboración propia mediante software Vulcan.**

Posteriormente, se genera un gráfico con las frecuencias acumuladas de las leyes de cobre desagrupadas para cada dominio (Figura 19) en donde se pueden observar distintas curvas por dominio. El dominio “MF” presenta aproximadamente un 70% de sus datos con leyes inferiores al 1% de cobre y un 30% leyes superiores a este valor, por otra parte, el dominio “TB” presenta alrededor de un 60% de sus datos con leyes inferiores al 0.4% de cobre y los dominios “MT5” y “VN” contienen alrededor de un 60% de sus datos con leyes inferiores al 0.2% de cobre.



**Figura 19. Gráfico de frecuencia acumulada para los 4 dominios principales. Elaboración propia mediante software Vulcan.**

Por último, se genera un gráfico de probabilidad log normal de las leyes de cobre desagrupadas por dominio (Figura 20), en donde se puede apreciar que los dominios “MT5”, “TB” y “VN” presentan una clara tendencia de una sola población lognormal de datos, con algunas fluctuaciones estadísticas y valores atípicos, por otro lado, el dominio “MF” presenta una tendencia a curvarse sobre los valores del 1% de cobre, esto puede significar que este dominio podría tener 2 poblaciones de datos.



**Figura 20. Gráfico probabilidad log normal para los 4 dominios principales. Elaboración propia mediante software Vulcan.**

#### 4.8 TRATAMIENTO DE VALORES EXTREMOS

La presencia de valores extremos o atípicos en distribuciones muy sesgadas puede traer problemas en procedimientos posteriores como la realización de variogramas experimentales, estimaciones, etc. Debido a esto, se deben identificar los valores atípicos mediante técnicas estadísticas y decidir cuál será el tratamiento a realizar, ya sea eliminarlos, recortarlos o simplemente no realizar ningún tratamiento.

En el presente estudio, se identificaron los valores extremos mediante la visualización de los histogramas (Figura 7) en conjunto con el uso del método de *Parrish*, el cual consiste en el análisis de los percentiles y deciles. Para este caso, se realiza un análisis del percentil 99 de los datos de leyes de cobre para cada dominio (Tabla 5).

Se optó por realizar el tratamiento llamado “*Capping*”, el cual consiste en truncar los valores de leyes a un valor que sea representativo de los valores extremos, es decir, todos los valores que sean superiores al valor seleccionado como representativo, se convertirán a este mismo valor.

En la Tabla 5, se pueden observar el percentil 99 y 98, la media y los valores máximos de cada dominio, el valor seleccionado como representativo se encuentra en la tabla “CUT\_TC” en amarillo. Para los dominios “MF”, “MT5” y “VN” se optó por seleccionar el valor del percentil 99 como valor representativo, ya que existe una gran diferencia con los valores máximos presentes en cada dominio, por lo tanto, representa un correcto límite para tratar los valores superiores a este como extremos. Para el dominio “TB” se seleccionó el percentil 98 como valor representativo, ya que, al visualizar los histogramas, se puede observar que este valor representa un mejor límite que el Percentil 99, puesto que este último se encuentra muy distante de la distribución principal.

**Tabla 5. Análisis de percentil 98 y 99 de los dominios para *capping***

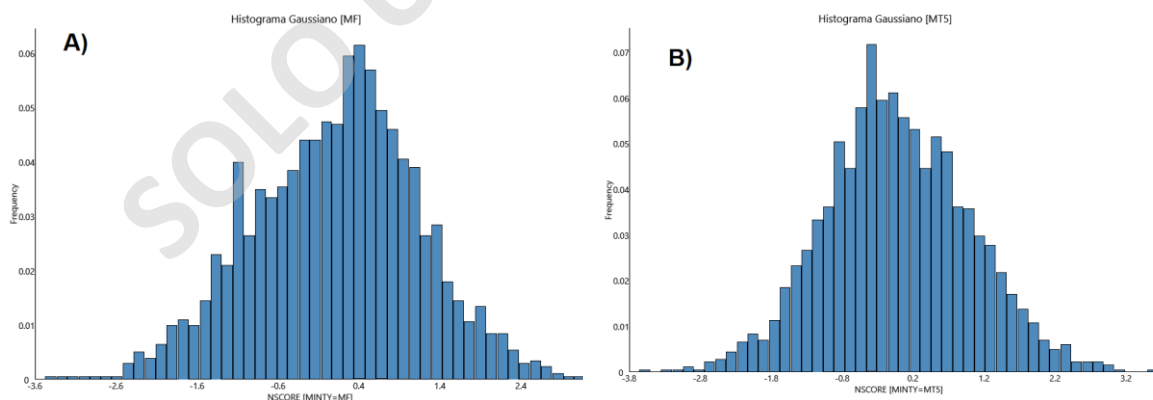
<b>Dominio</b>	<b>Media</b>	<b>Percentil 98</b>	<b>Percentil 99</b>	<b>Máximo</b>	<b>CUT_TC</b>
<b>MF</b>	1.152	5.179	5.515	7.45	<b>5.515</b>
<b>MT5</b>	0.245	1.582	2.051	7.165	<b>2.051</b>
<b>TB</b>	0.414	2.331	3.417	6.42	<b>2.331</b>
<b>VN</b>	0.368	2.704	3.356	7.879	<b>3.356</b>

## 5 TRANSFORMACIÓN GAUSSIANA (ANAMORFOSIS)

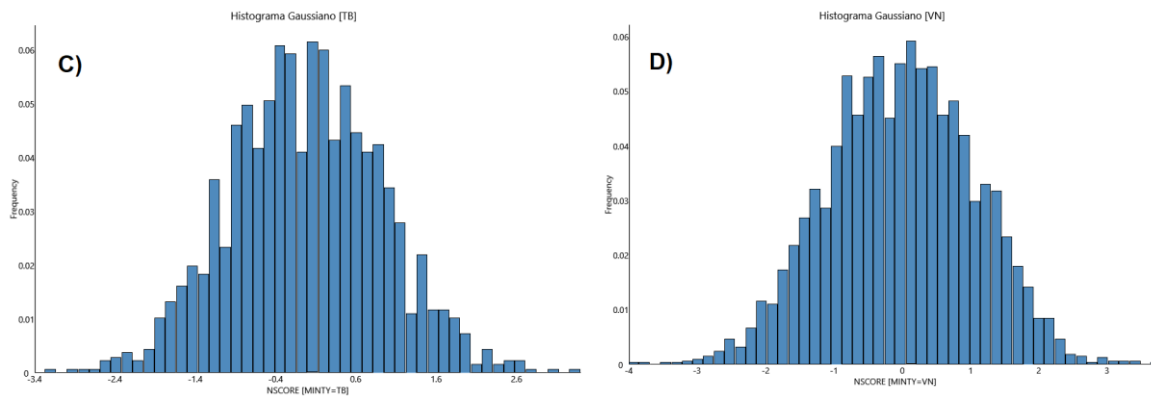
Para continuar con el desarrollo del presente trabajo, es necesario transformar los datos de cada dominio a una distribución Gaussiana (anamorfosis Gaussiana), esto debido a que la distribución de los datos es asimétrica y no es compatible con el modelo Gaussiano, esto último, es necesario para procedimientos posteriores como la realización de variogramas y simulaciones. La anamorfosis Gaussiana consiste en transformar los datos a una distribución normal de media 0 y desviación estándar 1.

Se realiza la transformación Gaussiana a través del software Vulcan con la extensión “*Base Geo Upgrade to include Gaussian Simulation & Co-Kriging*”, la cual nos permite realizar transformaciones a datos Gaussianos. Se utilizan los valores de las leyes de cobre desagrupados y con el “capping” aplicado.

Se obtiene como resultado una distribución normal para cada dominio (Figura 21), donde se puede visualizar en los histogramas la típica campana de Gauss representativa de estas distribuciones, aunque con algunas fluctuaciones estadísticas. Las estadísticas de los datos transformados se pueden visualizar en la Tabla 6, en la que se puede notar que cada dominio presenta ahora valores negativos, sin embargo, esto es algo normal en una distribución Gaussiana, por otra parte, se mantiene la tendencia de los datos originales, siendo el dominio “MF” el que presenta la media más alta







**Figura 21. Histogramas con datos Gaussianos por dominio. A) MF, B) MT5, C) TB y D) VN.  
Elaboración propia mediante software Vulcan.**

**Tabla 6. Estadísticas generales de datos Gaussianos por dominios**

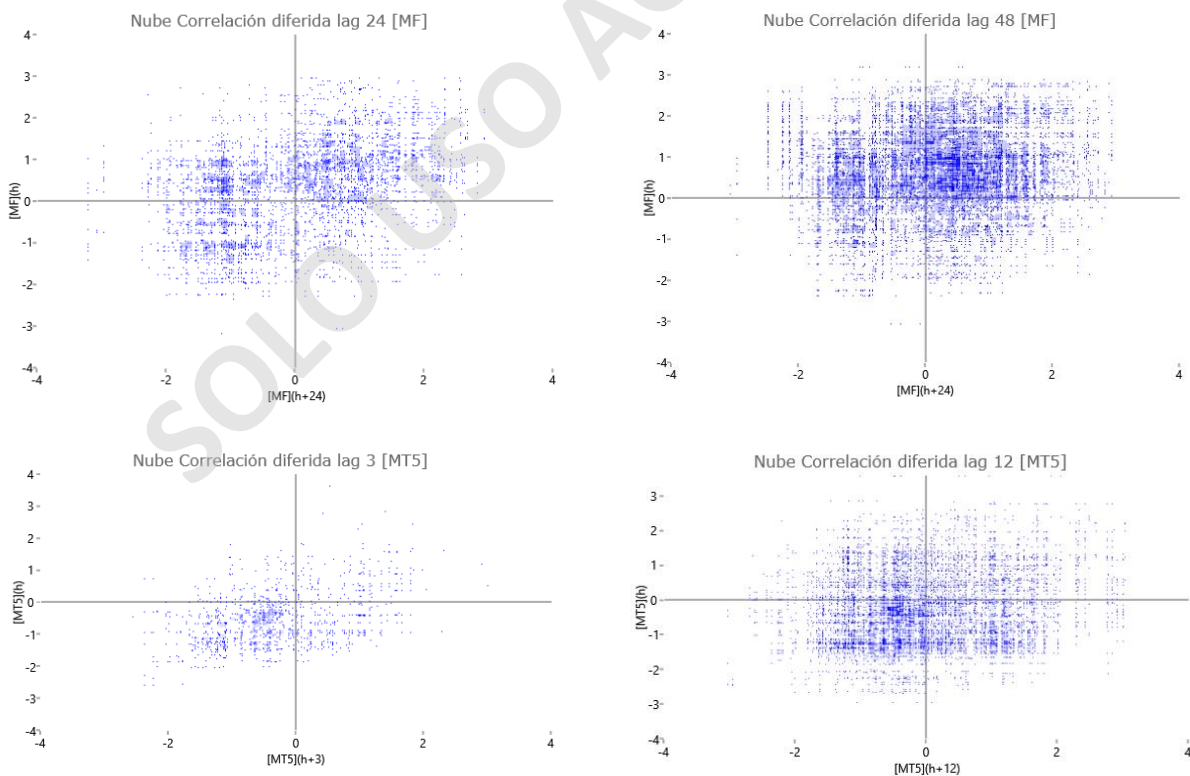
Estadísticas Generales datos Gaussianos					
Nombre Variable	INT (NSCORE)	MF (NSCORE)	MT5 (NSCORE)	TB (NSCORE)	VN (NSCORE)
N° Datos	52	2002	2764	1367	3179
Media	0.189	0.12	-0.018	-0.02	-0.01
Desviación Estándar	1.023	1.023	1.014	0.947	1.067
Varianza	1.046	1.046	1.029	0.897	1.139
CV	5.423	8.536	-55.431	-46.553	-102.663
Máximo	2.487	3.174	3.613	3.345	3.715
Cuartil superior	0.887	0.821	0.668	0.611	0.729
Mediana	0.239	0.204	-0.067	-0.028	0.005
Cuartil inferior	-0.448	-0.594	-0.684	-0.684	-0.758
Mínimo	-2.487	-3.431	-3.628	-3.245	-3.931
Percentil 20	-0.622	-0.79	-0.862	-0.821	-0.927
Percentil 40	-0.05	-0.093	-0.322	-0.28	-0.301
Percentil 60	0.49	0.433	0.199	0.212	0.285
Percentil 80	0.99	0.969	0.847	0.789	0.914
Percentil 100	2.487	3.174	3.613	3.345	3.715

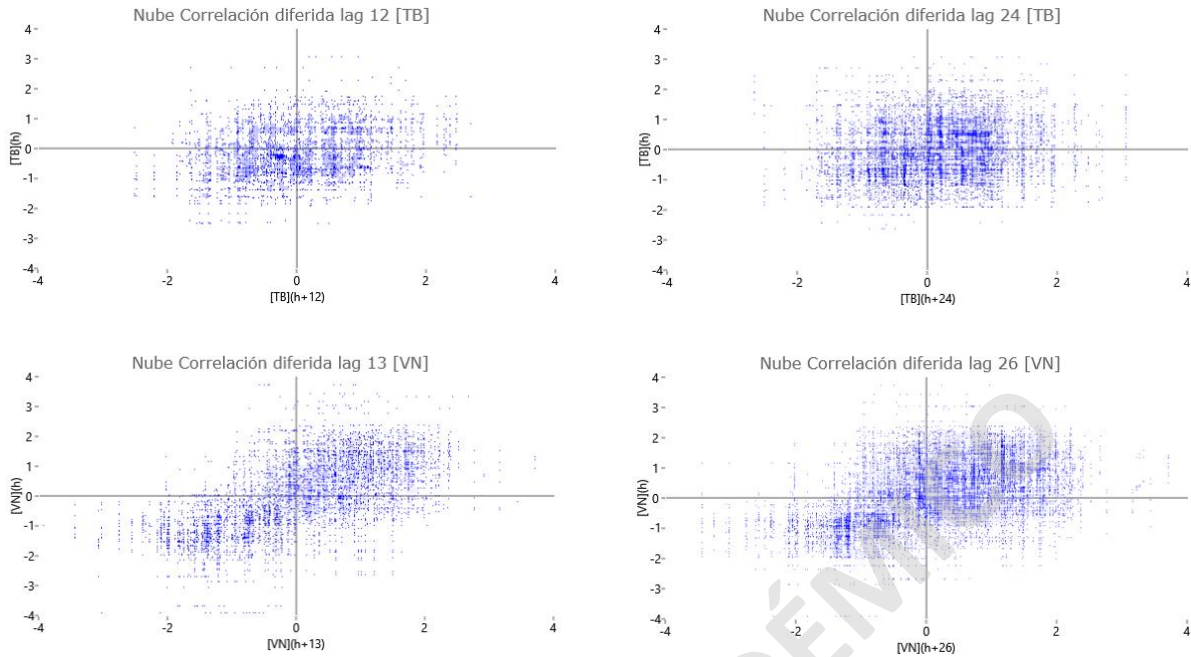
## 5.1 VALIDACIÓN DE LA HIPÓTESIS MULTI-GAUSSIANA

Un conjunto de datos Gaussianos conlleva una distribución multivariable Gaussiana (multi-Gaussiana). Se puede visualizar mediante los histogramas construidos con los datos transformados en el capítulo 5 que la distribución univariable es Gaussiana, sin embargo, se debe comprobar si las distribuciones de un orden superior son también compatibles con la hipótesis multi-Gaussiana. Para el presente caso de estudio, se verificará la hipótesis multi-Gaussiana (bivariable) examinando las nubes de correlación diferida y comparando el variograma con el madograma.

### 5.1.1 NUBES DE CORRELACIÓN DIFERIDA

Una primera prueba consiste en realizar nubes de correlación diferida para distintas distancias de separación. Se realizaron pruebas diferentes para cada dominio, utilizando diferentes distancias de separación para cada uno de estos. Los gráficos con las nubes de correlación se pueden visualizar a continuación.



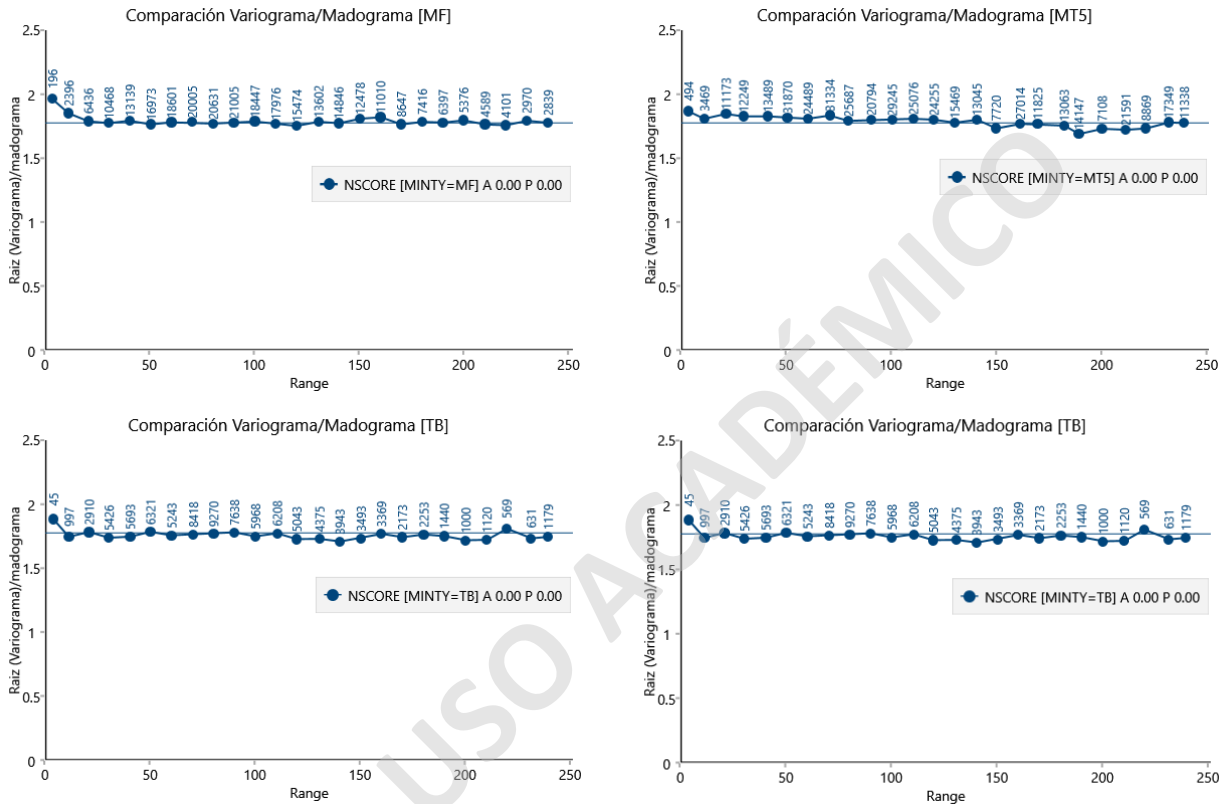


**Figura 22. Nubes de correlación diferida para los datos Gaussianos a distintos pasos (*lags*) en cada dominio.**

Se puede notar en los gráficos que las nubes de correlación (Figura 22) presentan una forma de elipse en torno a una diagonal, por otro lado, se puede observar que cuando se aumenta la distancia (lag) la nube tiene una forma más circular que a distancias menores, estos resultados son coherentes a lo esperado en un modelo multi-Gaussiano, por lo tanto, se concluye que los resultados de esta prueba son apropiados.

### 5.1.2 COMPARACIÓN ENTRE VARIOGRAMA Y MADOGRAMA

Una segunda prueba consiste en calcular la raíz cuadrada del variograma dividida por el madograma y verificar si esta es constante e igual a  $\sqrt{\pi}$ , es decir, 1,77. Para este cálculo se consideró una búsqueda omnidireccional y se realizó en cada uno de los dominios en estudio.



**Figura 23. Razón entre la raíz cuadrada del variograma y el madograma de los datos Gaussianos de cada uno de los dominios en estudio, en función de la distancia.**

Como resultado (Figura 23) se puede visualizar que la razón entre la raíz cuadrada del variograma y el madograma obtiene valores cercanos a 1.77, visualizándose como una tendencia constante de puntos en este valor a diferentes distancias, no obstante, se puede notar que en todos los dominios el primer punto se escapa de la tendencia, esto puede ser consecuencia del bajo número de pares de datos con el cual se calcula este punto en comparación con los puntos siguientes que utilizan más de 900 pares de datos, por lo tanto, este primer punto podría no ser un dato confiable. Se concluye que los resultados reflejan de manera correcta los valores esperados.

## **6 ANÁLISIS VARIOGRÁFICO**

### **6.1 VARIOGRAFÍA**

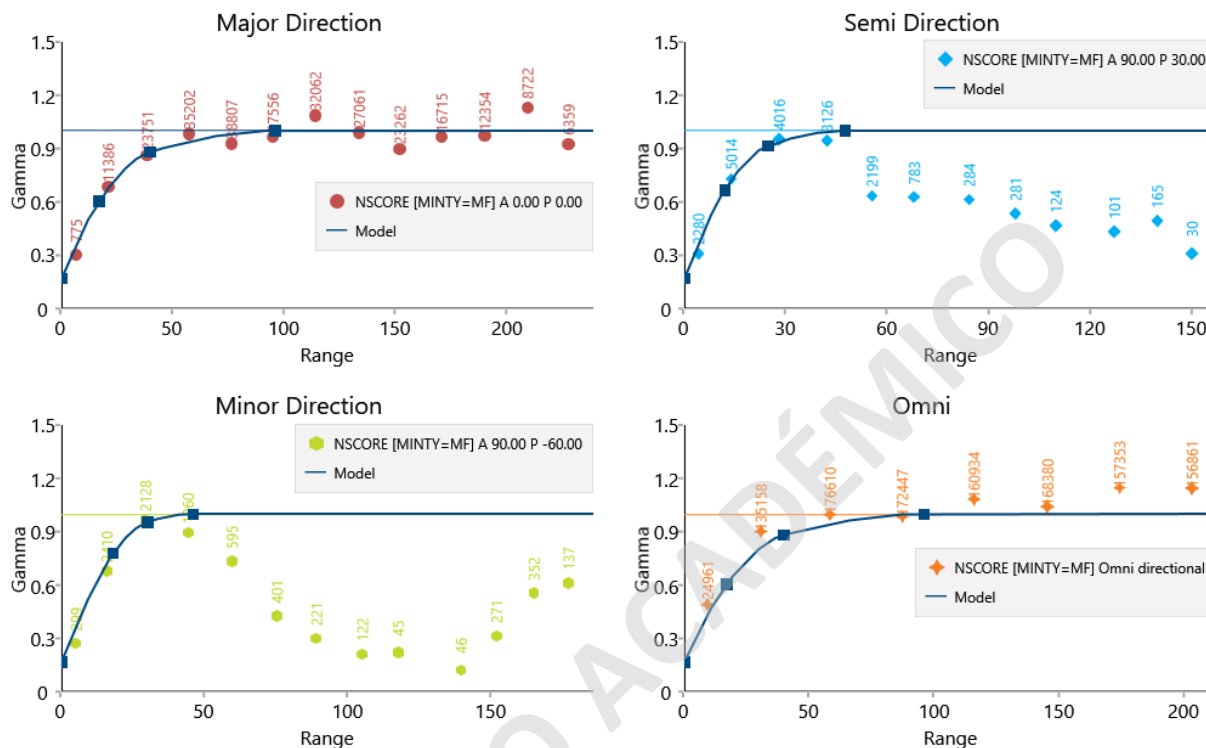
Los variogramas son fundamentales para estudiar los valores de una variable regionalizada, ya que se utilizan para poder modelar la continuidad espacial de los datos dentro de un dominio. Esta técnica es esencial para la simulación secuencial Gaussiana, ya que, mediante el algoritmo de Kriging ordinario (KO), permite asignar valores de leyes a los modelos de bloques, para esto, la continuidad espacial de los datos debe ser modelada a partir de la distribución de leyes transformada a datos Gaussianos.

#### **6.1.1 VARIOGRAMAS EXPERIMENTALES Y MODELADOS CON DATOS GAUSSIANOS**

En primera instancia, se calculan los variogramas experimentales ortogonales, los cuales buscan medir la continuidad espacial de los datos en 3 dimensiones, identificando un eje mayor que representa la mayor continuidad de datos. El eje mayor comúnmente está controlado fuertemente por la geología de la mineralización, por ende, el conocimiento de la geología del yacimiento en estudio es primordial para determinar la orientación de los ejes.

Posterior a los variogramas experimentales, se debe hacer un modelo de variograma ya que el variograma experimental solo está definido a ciertas distancias y direcciones, por lo que es incompleto (Emery, 2013). Se debe ajustar un modelo teórico de variograma utilizando como base el variograma experimental, este se realiza para los ejes mayor, semi y menor. Los componentes más importantes del modelo son el efecto pepita, el alcance del variograma y las estructuras del modelo. El efecto pepita es una medida de la variabilidad entre pares de muestras a una distancia cero, este valor representa la variabilidad inherente de las muestras, errores de muestreos o errores analíticos. Para calcular el efecto pepita se visualiza el variograma omnidireccional, se ajusta un modelo teórico y un efecto pepita según los datos, este efecto pepita se utiliza para todos los modelos de los variogramas ortogonales del dominio correspondiente.

Se ajusta un variograma experimental para el dominio “MF” (datos transformados a Gaussianos) con los datos de cobre, con una dirección mayor con azimuth de 0.0°, plunge de 0.0° y un dip de 30° (Figura 24).



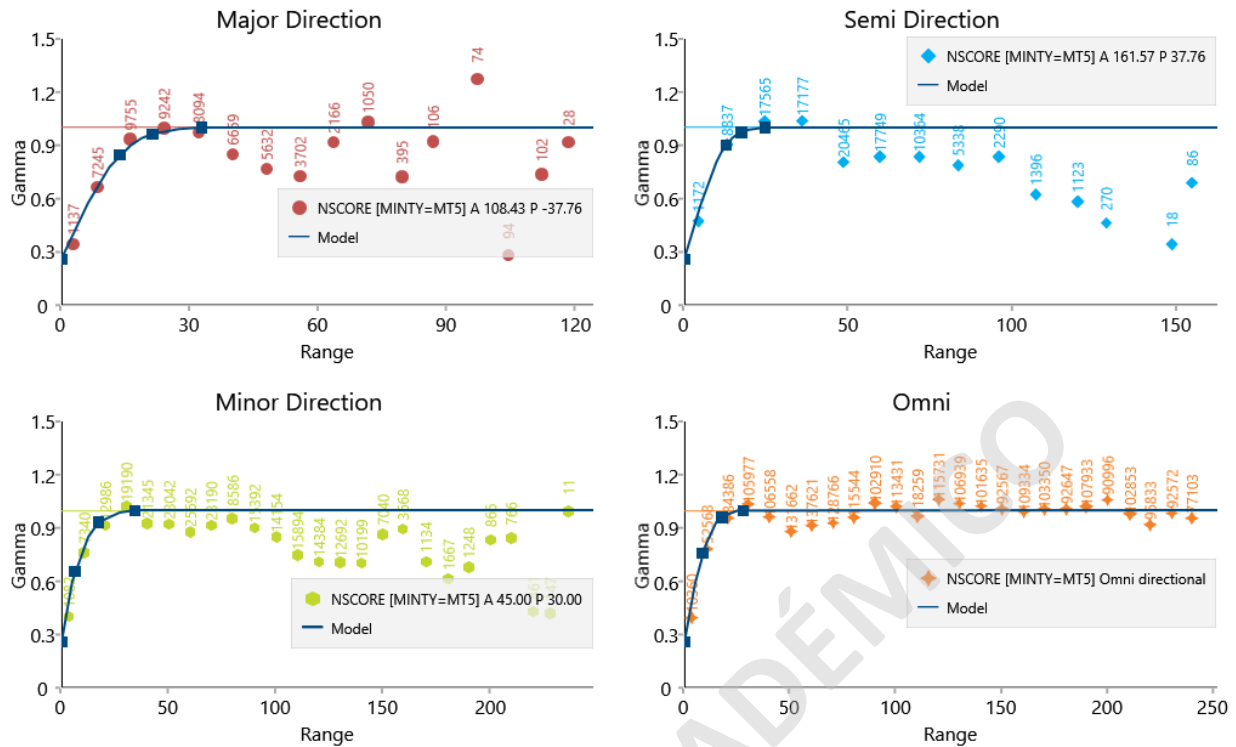
**Figura 24. Variogramas experimentales y modelados de los datos de cobre para el dominio “MF”.  
Elaboración propia mediante software Vulcan.**

Se ajusta un modelo teórico (esférico) al variograma experimental con 3 estructuras y un efecto pepita de 0.168 (Figura 24), en la Tabla 7 se resumen las estadísticas del modelo.

**Tabla 7. Resumen estadístico del modelo de variograma para el dominio “MF”**

MANTO FARELLONES (MF)							
Type	Sill	Azimuth	Plunge	Dip	Major	Semi	Minor
Nugget	0.168						
Spherical	0.093	0	0	30	16.801	11.856	18.082
Spherical	0.452	0	0	30	39.805	24.633	29.994
Spherical	0.288	0	0	30	95.686	47.432	45.877

Se ajusta un variograma experimental para el dominio “MT5” (datos transformados a Gaussianos) con los datos de cobre, con una dirección mayor con azimuth de 108.435°, plunge de -37.761° y un dip de 51° (Figura 25).



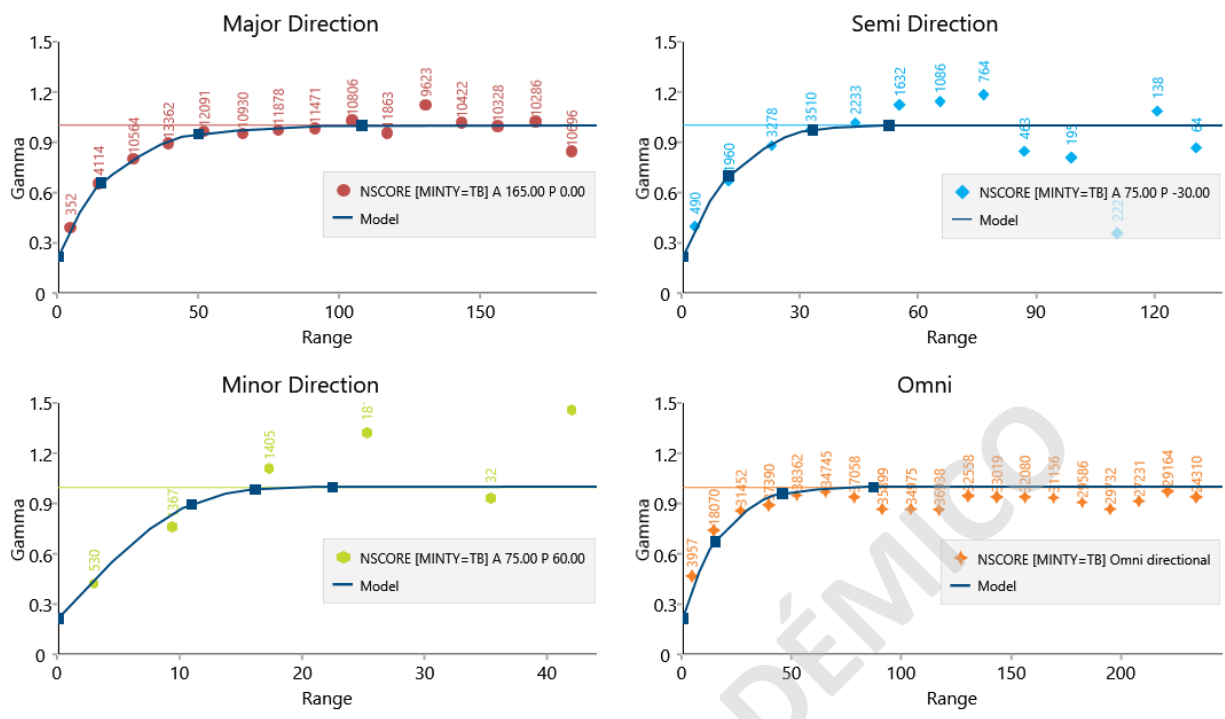
**Figura 25. Variogramas experimentales y modelados de los datos de cobre para el dominio “MT5”.  
Elaboración propia mediante software Vulcan.**

Se ajusta un modelo teórico (esférico) al variograma experimental con 3 estructuras y un efecto pepita de 0.259 (Figura 25), en la Tabla 8 se resumen las estadísticas del modelo.

**Tabla 8. Resumen estadístico del modelo de variograma para el dominio “MF”**

Type	Sill	Azimuth	Plunge	Dip	Major	Semi	Minor
Nugget	0.259						
Spherical	0.147	108.435	-37.761	51	13.606	12.687	6.168
Spherical	0.374	108.435	-37.761	51	21.244	17.234	17.349
Spherical	0.220	108.435	-37.761	51	32.761	24.508	34.355

Se ajusta un variograma experimental para el dominio “TB” (datos transformados a Gaussianos) con los datos de cobre, con una dirección mayor con azimuth de 165.0°, plunge de 0.0° y un dip de 30° (Figura 26).



**Figura 26. Variogramas experimentales y modelados de los datos de cobre para el dominio “TB”.  
Elaboración propia mediante software Vulcan.**

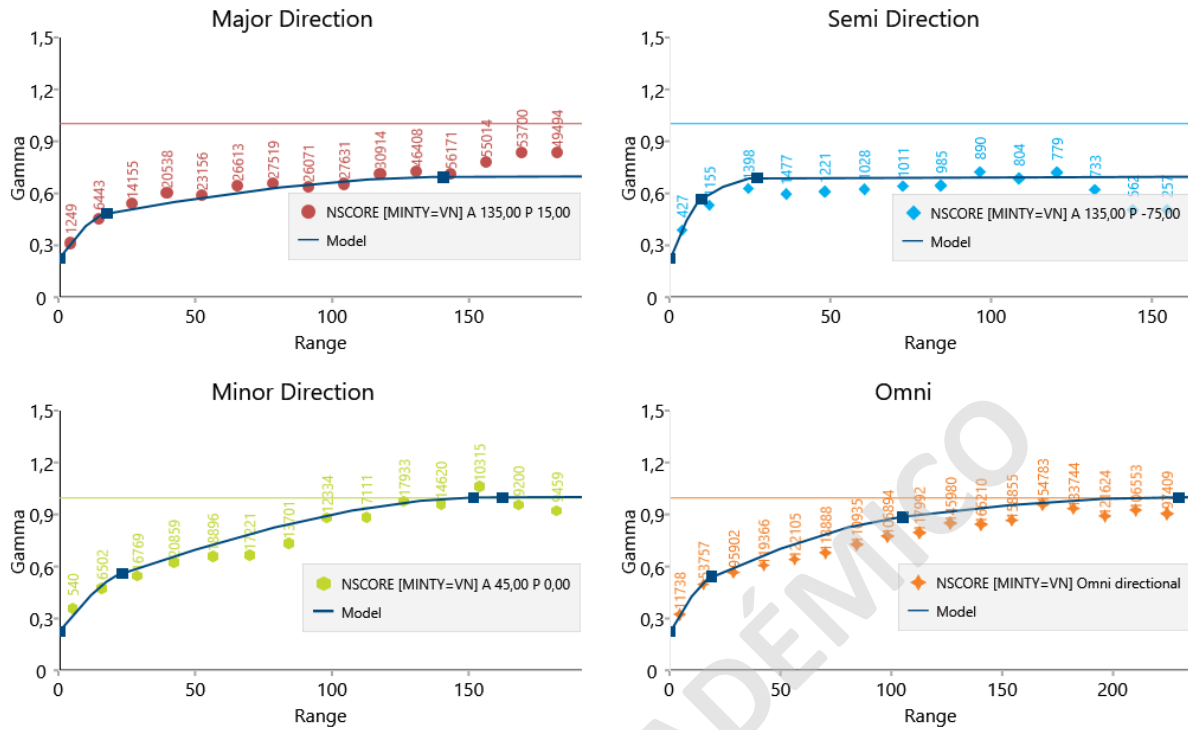
Se ajusta un modelo teórico (esférico) al variograma experimental con 2 estructuras y un efecto pepita de 0.215 (Figura 26), en la Tabla 9 se resumen las estadísticas del modelo.

**Tabla 9. Resumen estadístico del modelo de variograma para el dominio “MF”**

TOBAS (TB)							
Type	Sill	Azimuth	Plunge	Dip	Major	Semi	Minor
Nugget	0.215						
Spherical	0.227	165	0	30	15.196	11.640	10.910
Spherical	0.419	165	0	30	49.783	33.030	16.096
Spherical	0.140	165	0	30	107.697	52.397	22.396

Se ajusta un variograma experimental para el dominio “VN” (datos transformados a Gaussianos) con los datos de cobre, con una dirección mayor con azimuth de 135.0°, plunge de 15.0° y un dip de 90° (Figura 27).





**Figura 27. Variogramas experimentales y modelados de los datos de cobre para el dominio “VN”.  
Elaboración propia mediante software Vulcan.**

Se ajusta un modelo teórico (esférico) al variograma experimental con 3 estructuras y un efecto pepita de 0.225 (Figura 27), en la tabla 10 se resumen las estadísticas del modelo.

**Tabla 10 . Resumen estadístico del modelo de variograma para el dominio “MF”**

VETA NEGRA (VN)							
Type	Sill	Azimuth	Plunge	Dip	Major	Semi	Minor
Nugget	0.225						
Spherical	0.107	135	15	90	17.299	9.617	23.001
Spherical	0.179	135	15	90	140.345	27.086	151.624
Spherical	0.115	135	15	90	999	999	162.174

Dentro de este dominio, se puede interpretar una anisotropía geométrica y zonal, representada a través de los variogramas experimentales y teóricos como un variograma que en una de las direcciones no alcanza a tocar la meseta.

## 6.1.2 VALIDACIÓN VISUAL VARIOGRAMAS

Los modelos de variogramas obtenidos deben ser validados para verificar si estos tienen sentido con la geología del yacimiento. Los modelos teóricos pueden ser visualizados en forma de elipsoide, en donde se representa a cada eje (mayor, semi y menor) con el valor del alcance de las estructuras del modelo en cada uno de estos. Este elipsoide representa la dirección de mayor continuidad de los datos y, por ende, debe tener sentido con la mineralización del dominio. El análisis de la validación visual se hace por dominios, ya que el control de la mineralización no es igual en cada uno de estos.

El dominio Manto Farellones (MF) representa la unidad con mayor concentración de mineralización y mayores leyes de cobre de toda la zona de estudio, esta fue definida por los geólogos de MLC como una mineralización del tipo mantiforme, esto quiere decir que el sentido de la mineralización se encuentra asociado a los planos de estratificación. Se puede observar que el elipsoide generado mediante el modelo del variograma se encuentra dispuesto en el mismo sentido de la estratificación de la unidad (Figura 28), por lo tanto, los variogramas calculados hacen sentido con la mineralización del dominio.

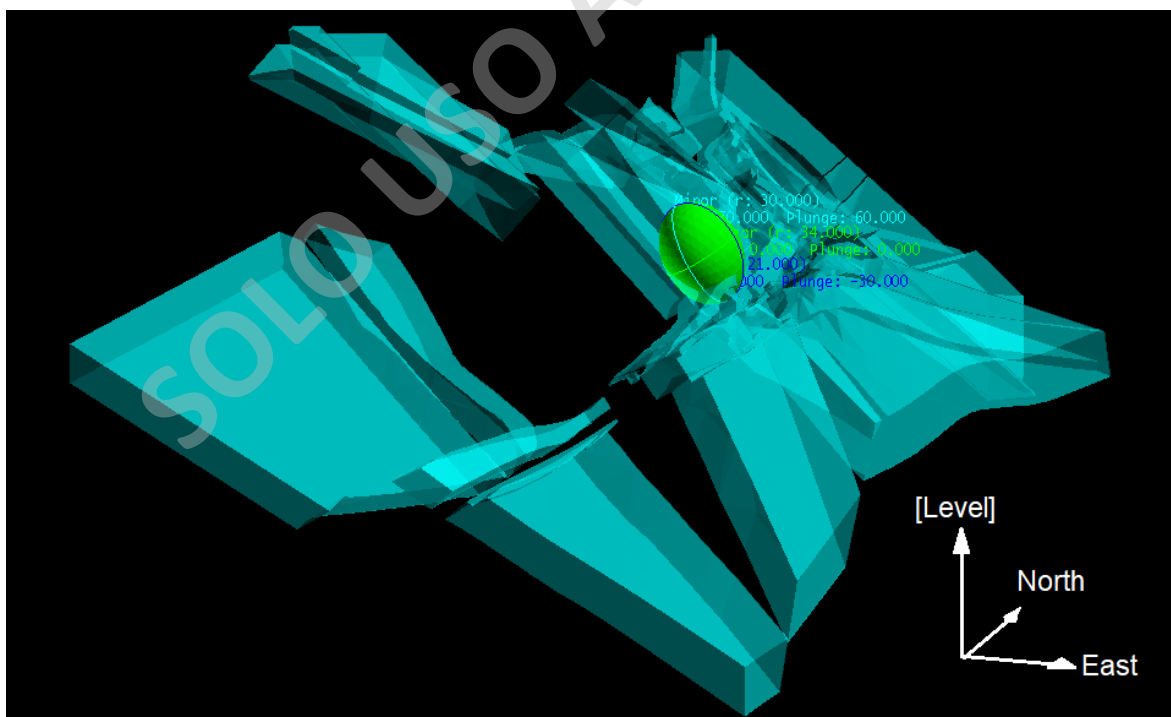
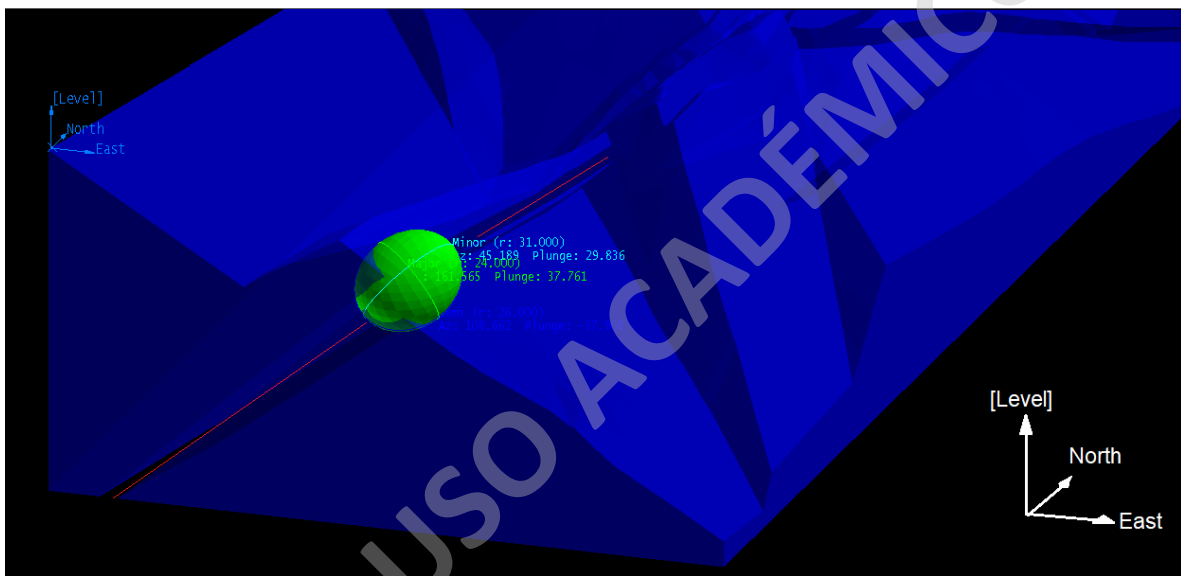


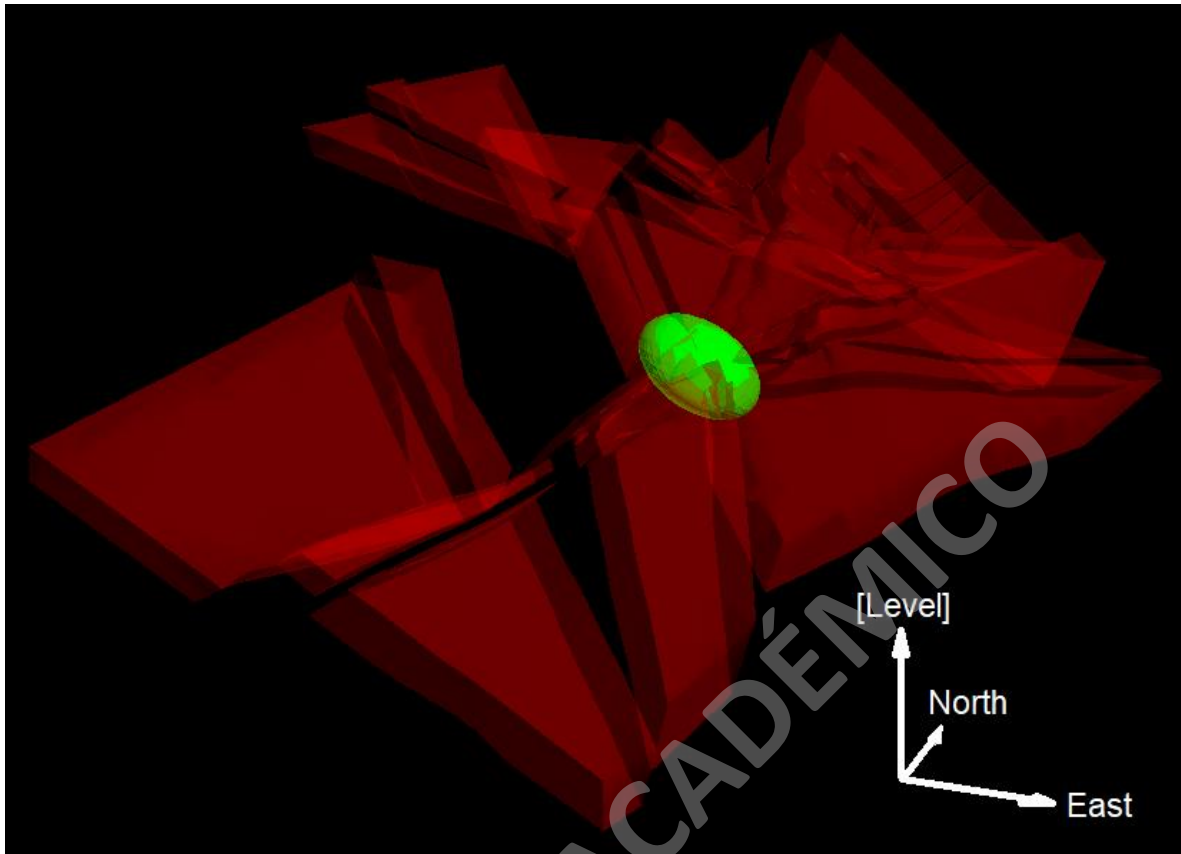
Figura 28. Elipsoide representativa de modelo de variograma (verde), con modelo del dominio “MF” (celeste).

El dominio Manto 5 (MT5) representa la unidad con menores leyes de cobre y menor concentración de la mineralización en la zona de estudio, los geólogos de MLC definieron que la mineralización de este dominio presentaba un control estructural, esto nos indica que el sentido de la mineralización se encuentra asociado a los planos de falla que funcionan como ductos alimentadores de la mineralización. Se puede observar en la Figura 29 que el elipsoide generado del modelo del variograma se encuentra dispuesto en el mismo sentido de una de las fallas controladoras de la mineralización en el sector (línea roja), por lo tanto, los variogramas calculados tienen sentido con la mineralización del dominio.



**Figura 29. Elipsoide representativa de modelo de variograma (verde), con modelo del dominio “MT5” (azul) y una falla presente (línea roja).**

El dominio de Tobas (TB) se encuentra subyacente al dominio “MF”. La mineralización en este dominio fue definida por los geólogos de MLC como una mineralización del tipo mantiforme, al igual que en “MF”. Se puede observar en la Figura 30 que el elipsoide generado desde los modelos de variograma se encuentra dispuesto en el mismo sentido del plano de estratificación de la unidad, por lo tanto, los variogramas calculados concuerdan con el tipo de mineralización definida previamente por los geólogos para este dominio.



**Figura 30. Elipsoide representativa de modelo de variograma (verde), con modelo del dominio “TB” (rojo).**

El dominio Veta Negra (VN) representa el techo de la zona de estudio y es el segundo dominio con leyes de cobre más altas, por detrás del dominio “MF”. Los geólogos de MLC definieron la mineralización de este dominio de tipo estructural. Se puede observar en la Figura 31 que el elipsoide no sigue los planos de estratificación, si no que se encuentra en un sentido contrario a estos. Al mirar la Figura 32, podemos notar que se encuentra en el mismo sentido del plano de una de las fallas controladoras de la mineralización en el sector (plano de color rojo), por lo tanto, se puede concluir que los modelos de variograma coinciden con el tipo de mineralización definida previamente.

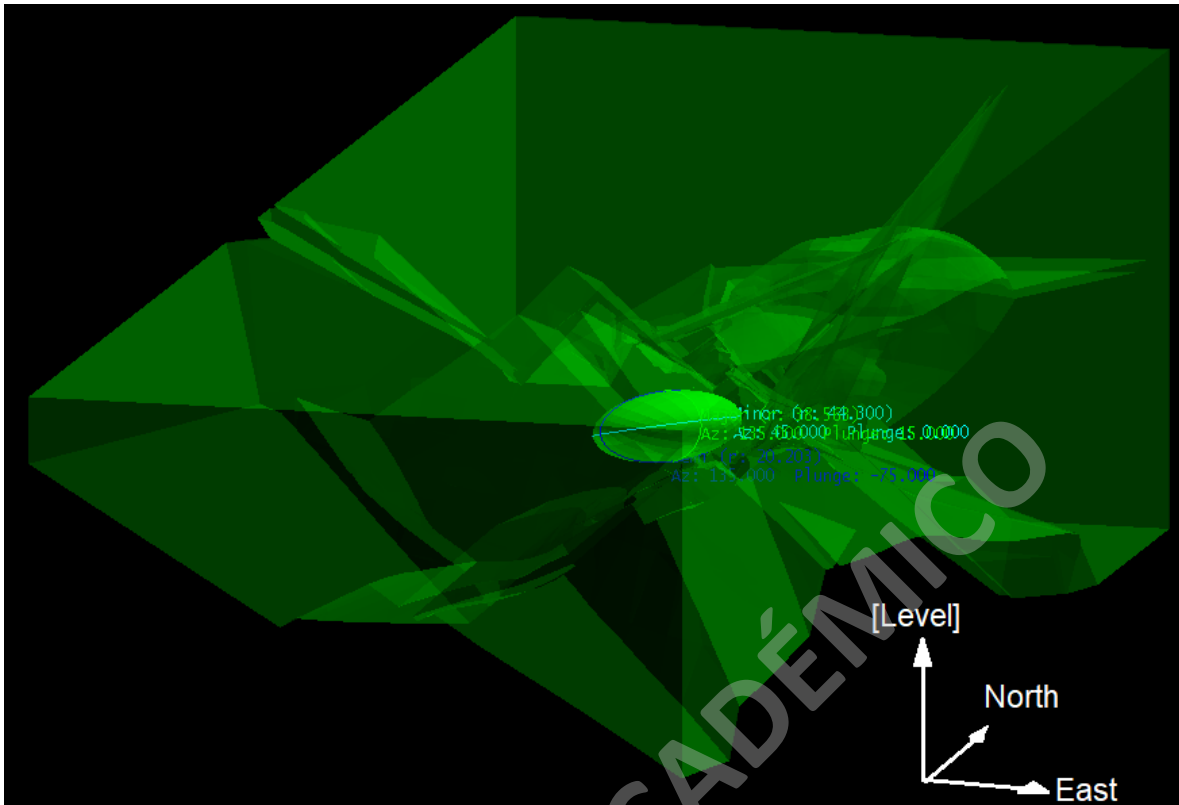


Figura 31. Elipsoide representativa de modelo de variograma (verde), con modelo del dominio “VN” (verde).

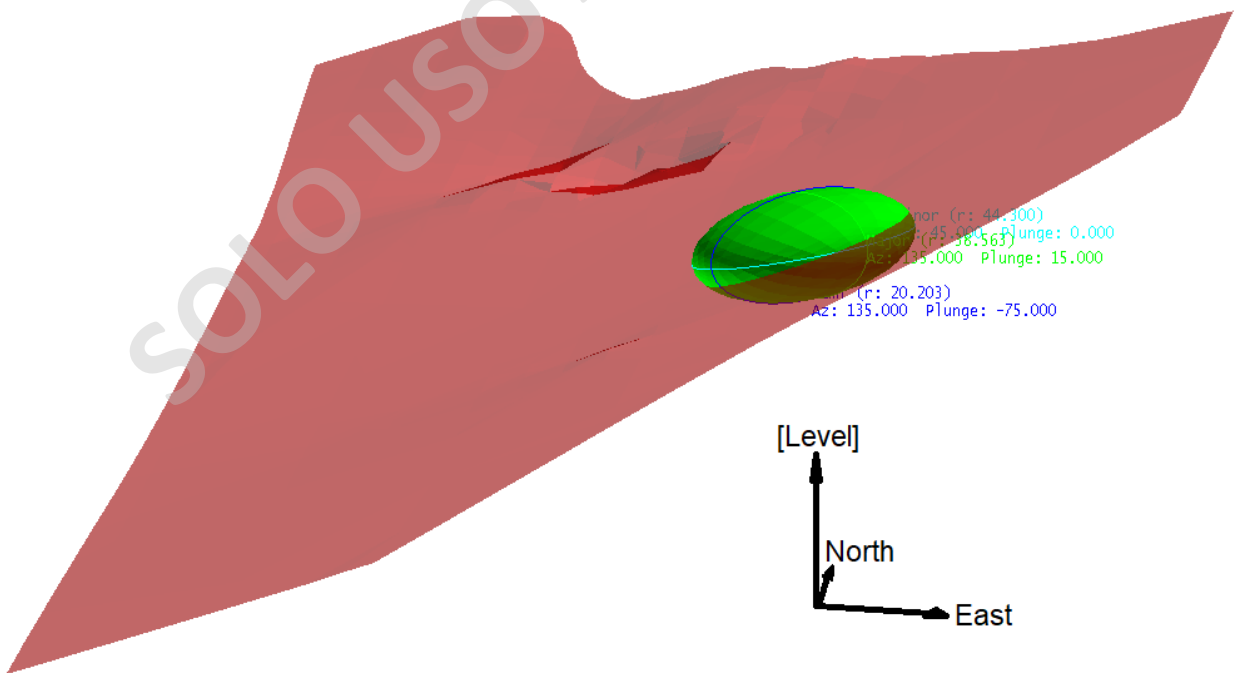


Figura 32. Elipsoide representativa de modelo de variograma (verde), con modelo de una falla presente en la zona de estudio (rojo).

## **7. SIMULACIONES GEOESTADÍSTICAS Y CATEGORIZACIÓN DE RECURSOS**

### **7.1 SIMULACIÓN**

La simulación es frecuentemente utilizada en la caracterización de yacimientos, debido a que esta permite reproducir el comportamiento de las variables analizadas y construir posibles realizaciones del fenómeno en estudio con características de variabilidad y correlación espacial similares a la realidad, utilizando el método de Kriging. Estas características son reveladas desde la información disponible a través del cálculo de variogramas experimentales y su ajuste a un modelo teórico (Angulo, 2018).

#### **7.1.1 SIMULACIÓN SECUENCIAL GAUSSIANA**

Utilizando los datos transformados a una distribución normal discutidos en el capítulo 5 y los variogramas calculados con datos Gaussianos mencionados en la sección 6.1.1, se procede a realizar una simulación secuencial Gaussiana. Esta última utiliza un algoritmo secuencial para construir realizaciones que sean condicionadas por los datos disponibles.

Previo a la simulación, es necesario generar una definición modelo de bloques en donde se almacenen las variables resultantes de la simulación. Se seleccionó un tamaño de bloque de 5x5x5 m debido a los requerimientos de la empresa MLC y se limitó el modelo a toda la extensión de la zona de estudio.

Para la simulación secuencial Gaussiana se utiliza el método de Kriging ordinario debido a que este método considera una media desconocida y variable dentro del yacimiento, se considera que esto es representativo de la realidad de los datos, puesto que es esperable que la media de los datos sea diferente en distintas posiciones dentro del área de estudio. Por otro lado, el método de Kriging simple (método más utilizado en la industria) considera una media conocida y constante, que como resultado genera un suavizamiento en las tendencias y no refleja lo que ocurre a escala local. (Muñoz, 2015)

Se generan 100 realizaciones a cada uno de los dominios en un modelo de bloques de 5x5x5 m. El número mínimo de muestras por simulación fue de 4 y el máximo de 16 muestras seleccionadas mediante distancia anisotrópica. Finalmente, se aplica una transformación

Gaussiana inversa a los resultados de las simulaciones para volver a valores comparables con los originales. Todo el procedimiento descrito se construyó mediante el software Vulcan 2021.4

## 7.1.2 VALIDACIÓN DE SIMULACIONES

La validación de las realizaciones es un procedimiento indispensable en el procedimiento de la simulación, ya que esta nos permite garantizar que la simulación sea representativa de los datos originales, en su distribución de leyes y continuidad espacial. En el presente trabajo, se llevaron a cabo 3 técnicas para efectuar la validación: gráficos de precisión (*Accuracy Plot*), validación por reproducción de histogramas y validación por reproducción de variograma.

### 7.1.2.1 GRÁFICOS DE PRECISIÓN

Los gráficos de precisión fueron calculados para las simulaciones de cada dominio (Figuras 33, 34, 35 y 36), los puntos en el gráfico representan la equidad de la incertidumbre, si los puntos están cercanos a la línea de 45°, indican probabilidades precisas.

Se consideran aceptables todos los resultados, ya que la desviación de los puntos de la línea de 45° es mínima, además todos los dominios marcaron una precisión sobre el 0,9.

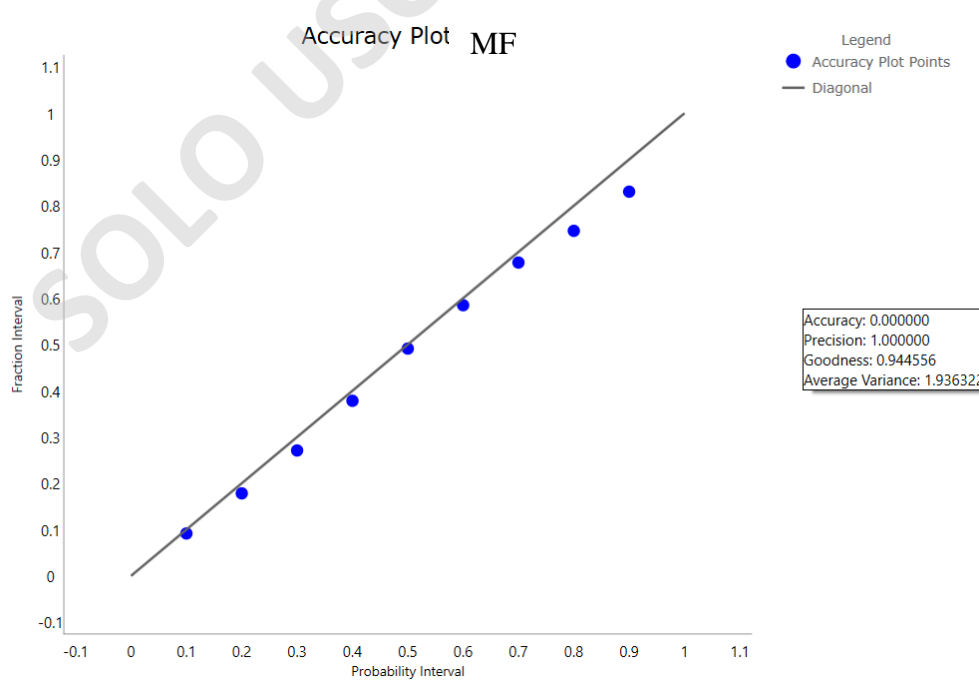


Figura 33. Gráfico Accuracy Plot del dominio “MF”

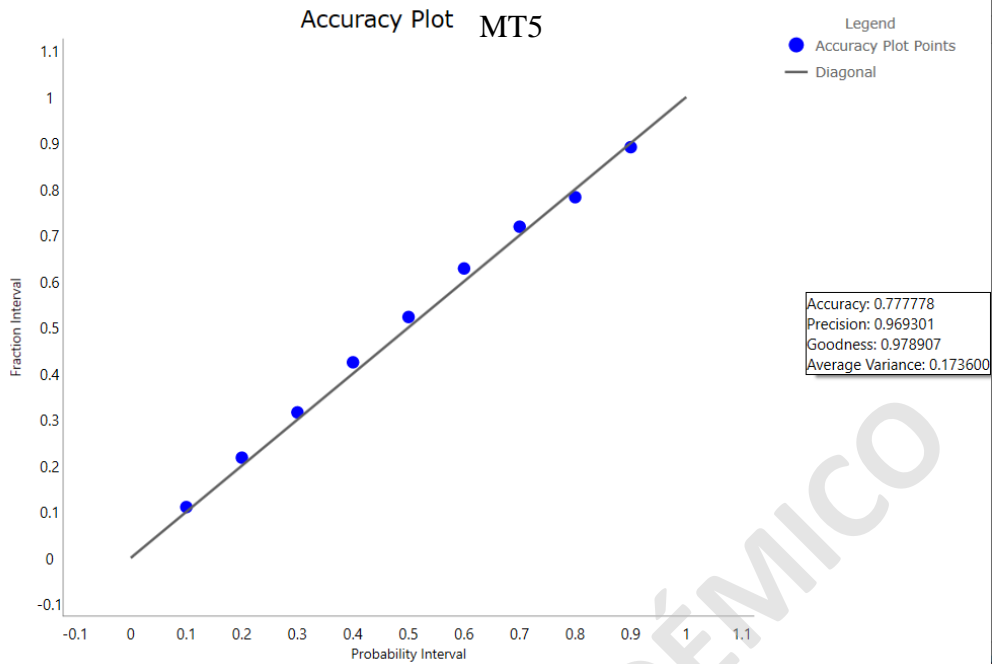


Figura 34. Gráfico Accuracy Plot del dominio “MT5”

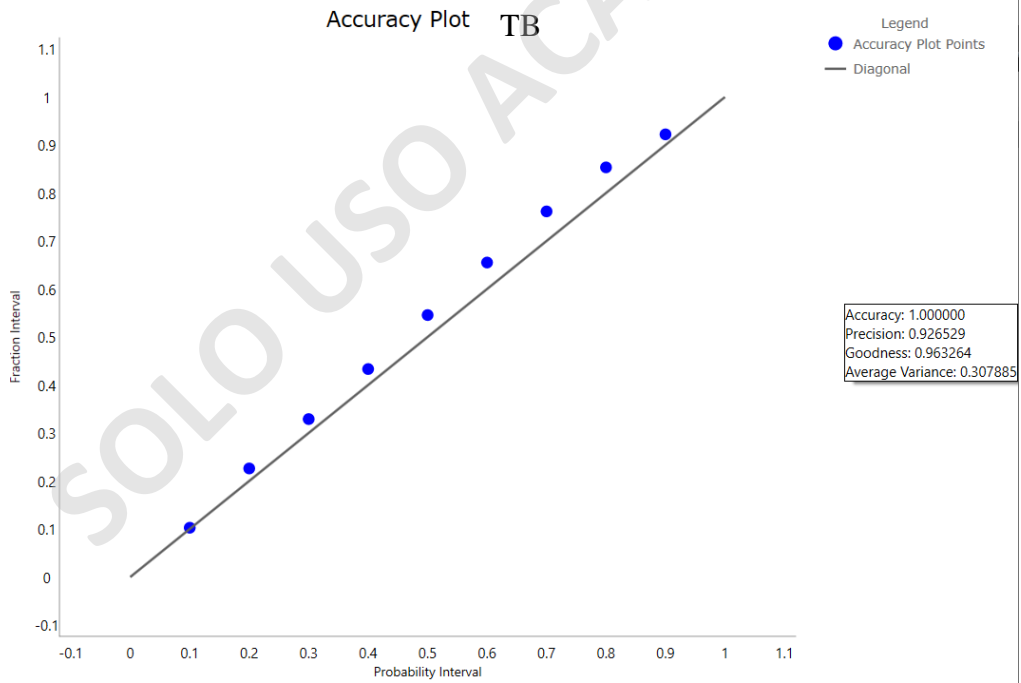


Figura 35. Gráfico Accuracy Plot del dominio “TB”



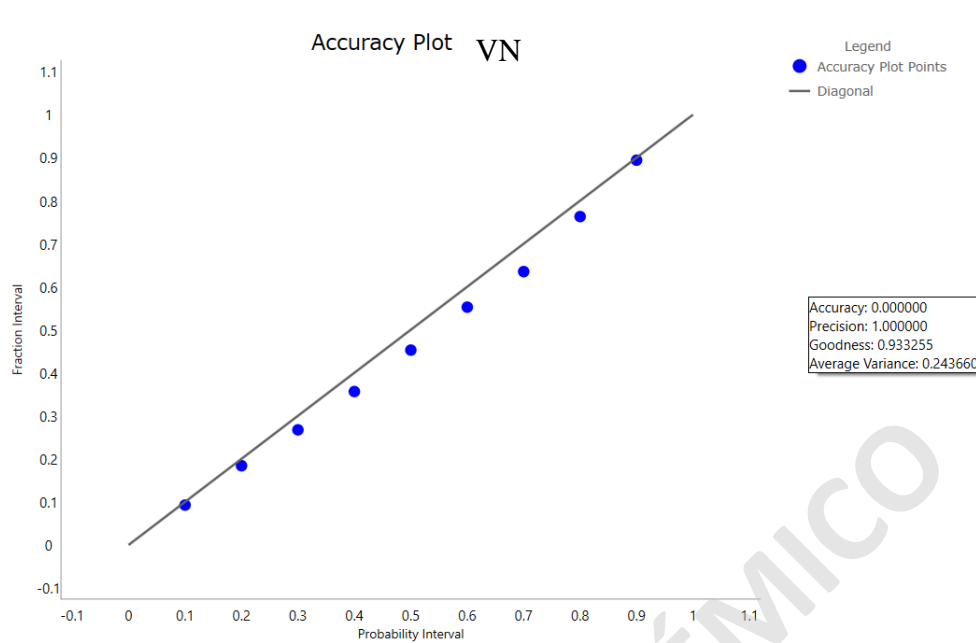
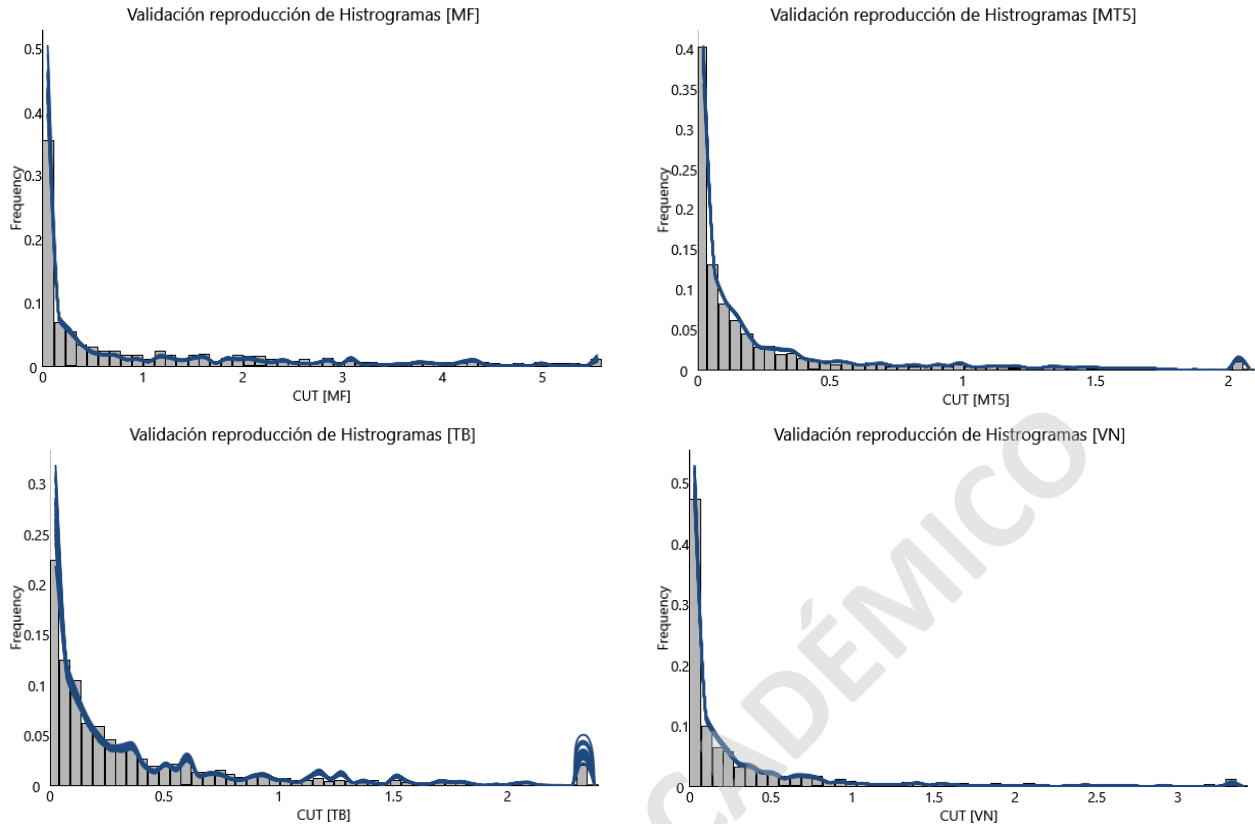


Figura 36. Gráfico Accuracy Plot del dominio “VN”

### 7.1.2.2 VALIDACIÓN POR REPRODUCCIÓN DE HISTOGRAMA

Se realiza una comparación entre los histogramas representativos de cada una de las realizaciones de la simulación y el histograma de los valores de cobre originales del dominio (Figura 37).

Como resultado, se puede observar que los histogramas de las simulaciones (histogramas azules) reproducen correctamente los datos originales (histograma de barras gris), quedando representado como dos histogramas casi idénticos, por lo tanto, se consideran aceptables estos resultados.

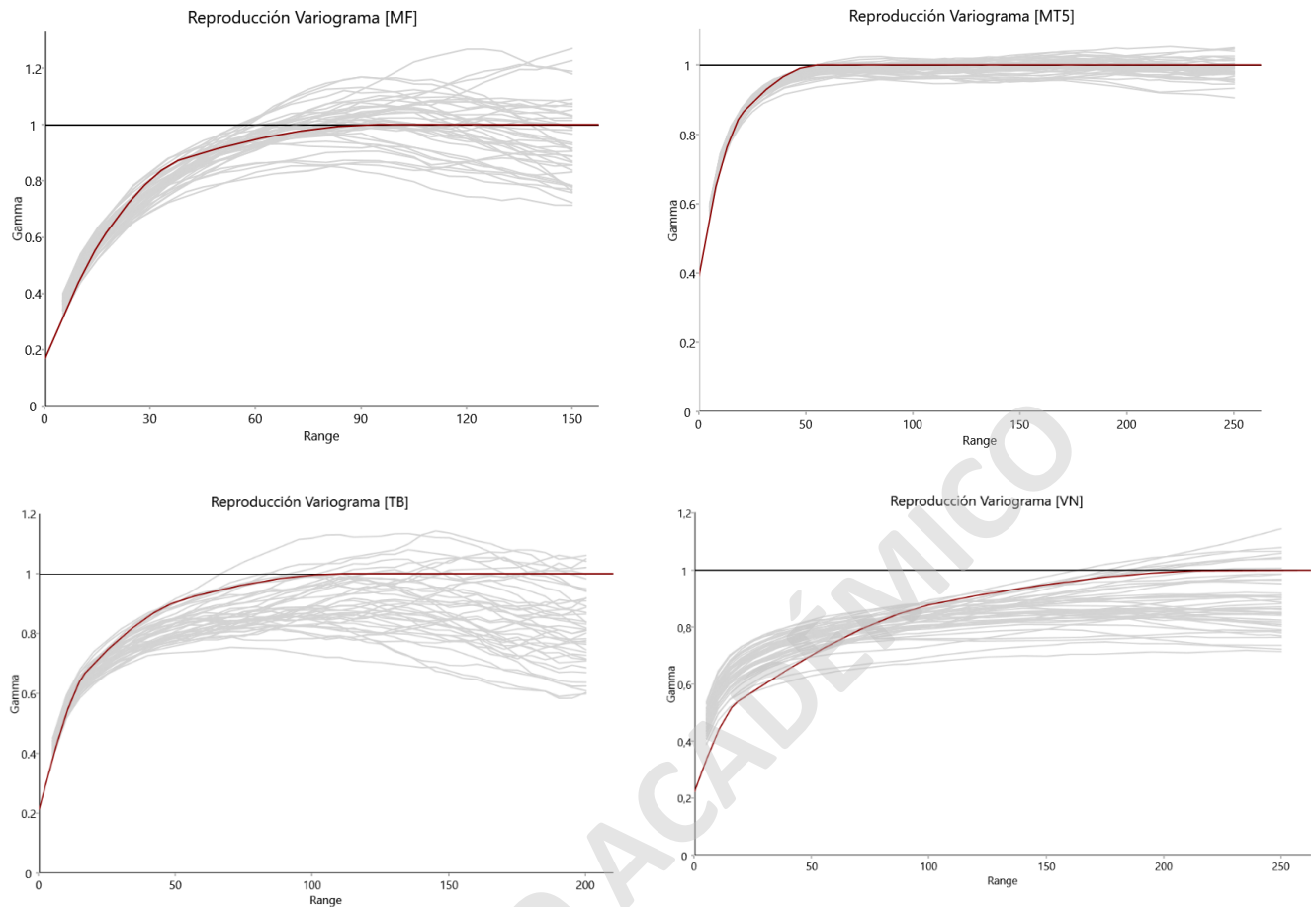


**Figura 37. Comparación entre histograma de datos originales (gris) y histogramas obtenidos de las simulaciones (azul) por dominio.**

### 7.1.2.3 VALIDACIÓN POR REPRODUCCIÓN DE VARIOGRAMA

Un último método para validar las simulaciones consiste en comparar el modelo del variograma teórico del dominio (calculados en el capítulo 6.1.1) con los variogramas obtenidos en cada una de las realizaciones simuladas para el mismo dominio, de esta manera, se puede analizar si las simulaciones reproducen la correlación espacial original de los datos.

Como resultados de este análisis (Figura 38) se puede visualizar que las simulaciones realizadas para los dominios MF, MT5 y TB reproducen correctamente la correlación espacial de los datos, ya que el variograma teórico (en rojo) se ajusta correctamente a los variogramas omnidireccionales obtenidos de las simulaciones (en gris), por otra parte, el dominio VN no se ajusta de manera tan exacta en comparación a los otros dominios, esto se puede explicar debido a la anisotropía zonal presente en este dominio, que también queda representada por los variogramas obtenidos de las simulaciones, los cuales presentan diferentes alcances y mesetas.



**Figura 38. Comparación entre variograma teórico (rojo) y variogramas omnidireccionales obtenidos de las simulaciones (grises) por dominio.**

## 7.2 CATEGORIZACIÓN DE RECURSOS

La categorización de recursos y reservas es una de las etapas decisivas en cuanto a la evaluación de un proyecto minero, ya que la inversión o financiamiento del proyecto dependen de la cantidad de tonelaje y ley de los recursos y reservas. Los recursos minerales se deben categorizar como medidos, indicados o inferidos, puesto que es un requisito para los informes públicos y para evaluaciones internas de la empresa.

Existen diversos métodos geoestadísticos para llevar a cabo la categorización de recursos. En el presente estudio se utiliza el método de categorización mediante la varianza de Kriging debido a requerimientos de MLC.

La varianza de Kriging es obtenida a partir de la variabilidad promedio de las 100 realizaciones simuladas, esta varianza queda representada como una variable dentro del modelo de bloques de 5 x 5 x 5 m generado previamente.

MLC identifica como intervalos de confianza para la estimación los percentiles 40 y 80, siendo los bloques encapsulados con valores menores al límite determinado en el percentil 40 categorizados como recursos medidos, los valores que se encuentren entre los límites marcados por el percentil 40 y el percentil 80 como valores indicados y los bloques con valores superiores al límite del percentil 80 son categorizados como recursos inferidos. Se ordenan los valores de la varianza de Kriging obtenidos de menor a mayor, identificando el valor de la varianza en los límites mencionados y se realiza la categorización. Se resumen los intervalos definidos para cada dominio en la Tabla 11.

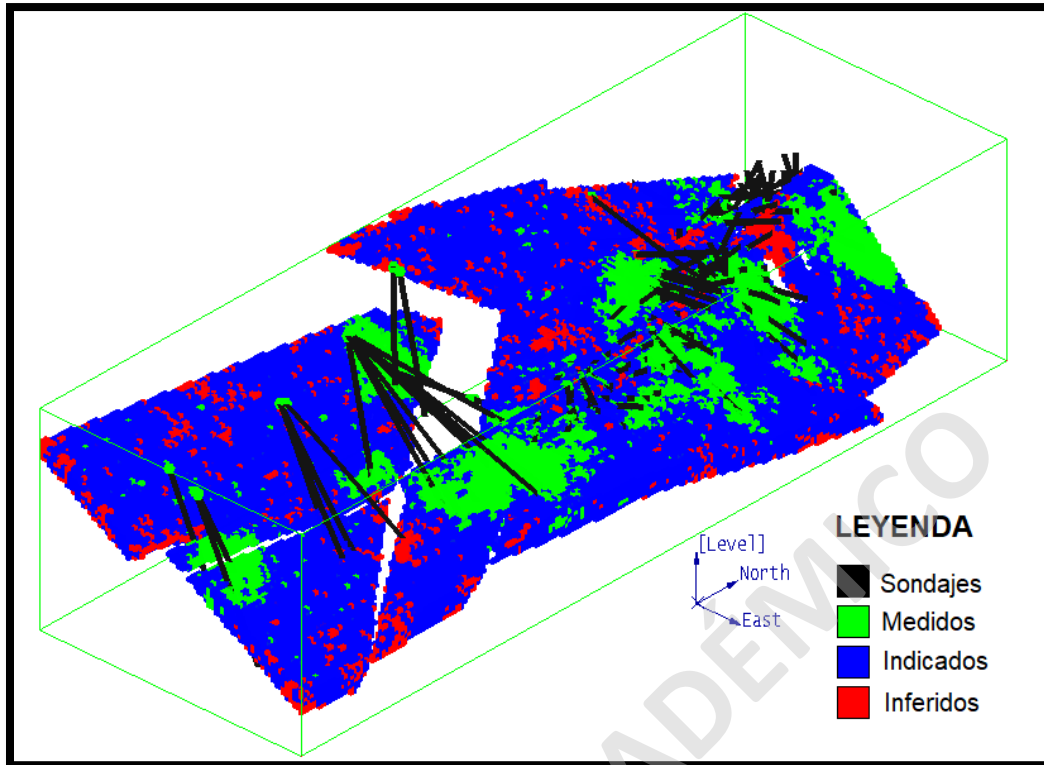
**Tabla 11. Intervalos de varianza de Kriging para categorización de recursos por dominio.**

<b>Categorización</b>	<b>MF</b>	<b>MT5</b>	<b>TB</b>	<b>VN</b>
<b>Medidos</b>	<1.651	<0.169	<0.282	<0.188
<b>Indicados</b>	≥1.651, <2.362	≥0.169, <0.236	≥0.282, <0.418	≥0.188, <0.439
<b>Inferidos</b>	≥2.362	≥0.236	≥0.418	≥0.439

Con los intervalos definidos, se procede a realizar la categorización de recursos en el modelo de bloques mediante un script, en donde se les dan los siguientes valores numéricos a los bloques:

- Medidos = 1
- Indicados = 2
- Inferidos = 3

En la Figura 39, se puede observar el modelo de bloques del dominio “MF” con los bloques categorizados, se puede notar que los sectores donde se encuentra la mayor concentración de sondajes, es donde se presenta la mayor cantidad de recursos medidos, por otro lado, en los sectores donde no hay información de sondajes, se encuentran mayor cantidad de recursos indicados e inferidos.



**Figura 39. Modelo de bloques del dominio “MF” categorizado. Elaboración propia mediante software Vulcan 2021.4**

Finalmente, se necesita cuantificar cuanto tonelaje de mineral aproximado existe para los recursos categorizados en cada dominio, para esto, se utiliza la función del software Vulcan 2021.4 “*Advanced Grade/Tonne Report*”, en donde se calculan estos tonelajes utilizando las densidades de las muestras en cada bloque, cabe destacar que en los bloques en los cuales no se tenía información acerca de densidad se utilizó una densidad de 2.74, debido a que se ha determinado en trabajos internos de MLC que esta es la densidad media de todo el yacimiento. Al tonelaje resultante se le aplica un descuento de los bloques que ya han sido excavados en la mina, tales como galerías construidas o cavidades ya explotadas. Por último, se generan curvas tonelaje/ley (Anexo C) y tablas que exponen los resultados obtenidos para cada dominio, las cuales serán expuestas en capítulos posteriores.

### 7.3 SIMULACIÓN DE MALLAS

Para cumplir con el objetivo del presente estudio de encontrar la malla óptima para el yacimiento, se deben construir las mallas que serán analizadas para discernir cuál de estas cumplen con los propósitos del estudio. Cada una de estas mallas presenta un diferente espaciamiento, sin embargo, al tratarse de sondajes realizados en una mina subterránea, están condicionadas por la morfología de las galerías de la mina, por lo tanto, no se pueden construir mallas regulares, si no que se generan secciones separadas por los diferentes espaciamientos en el eje norte-sur. En cada una de estas secciones se proponen los pseudosondajes.

Los pseudosondajes se realizan siempre con origen en las galerías de la mina y se realizan en función de las envolventes de isoleyes generadas por los geólogos de MLC, de manera que los sondajes perforen siempre de manera perpendicular a la mineralización propuesta, ya sea de tipo mantiforme o estructural. Los pseudosondajes además de ser perpendiculares a la mineralización, se extienden 6 m más de su largo, de manera que sobrepasen la amplitud de los cuerpos de isoleyes. Cabe mencionar, que hay secciones dentro del área de estudio en las que no existen galerías desde donde perforar un sondaje, en tales casos, no se pueden proponer pseudosondajes.

Con esta metodología se efectúan 5 mallas de pseudosondajes con diferentes espaciamientos entre secciones:

- 30 m (Anexo A, Figura 40).
- 25 m (Anexo A, Figura 41).
- 20 m (Anexo A, Figura 42).
- 15 m (Anexo A, Figura 43).
- 10 m (Anexo A, Figura 44).

Para cada una de las mallas simuladas se genera una nueva base de datos, en la cuales se le asignan aleatoriamente valores de leyes de 0 y 1 a cada sondaje simulado, estos valores asignados permiten caracterizar la distribución y continuidad espacial de cada dominio. Cabe mencionar que los valores asignados no influyen negativamente en los resultados, ya que el método de varianza de Kriging utilizado en la categorización, no depende de los valores de

los datos, si no que únicamente la posición de los datos en el espacio y del modelo de variograma.

Posteriormente, cada malla simulada es trabajada por separado, repitiendo todo el procedimiento realizado con los sondeos originales, desde los compósitos, hasta la categorización de recursos con cada una de estas, sin embargo, al no tener valores de leyes reales, no es necesario realizar algunos pasos hechos anteriormente, como por ejemplo el EDA, que no tendría relevancia alguna. Los pasos realizados para cada malla son los siguientes:

- Se generan los compósitos cada 2 m.
- Se desagrupa mediante el método de las celdas, con un valor de celda equivalente al espaciamiento de la malla, por ejemplo, en la malla de 30 m se usa un tamaño de celda de 30 m.
- Se transforman los datos de cada dominio a una distribución Gaussiana.
- Se calculan los variogramas experimentales y modelados para cada dominio (Anexo B).
- Se realiza una simulación secuencial Gaussiana en cada dominio, utilizando Kriging ordinario y las direcciones obtenidas de los variogramas.
- Se categorizan los recursos con el método de varianza de Kriging simulada, utilizando el análisis de los percentiles 40 y 80.
- Se estiman las toneladas de recursos medidos, indicados e inferidos para cada dominio.

Por último, los resultados obtenidos de cada malla simulada son comparados con los resultados obtenidos de los datos originales, para así poder definir cuál de estas mallas presenta los resultados óptimos para cumplir los objetivos del estudio.

## **8 RESULTADOS**

Para determinar la malla de perforación óptima, se comparan los resultados obtenidos desde los datos reales entregados por la empresa MLC con los resultados obtenidos desde cada una de las mallas simuladas. La comparación se realiza en función de la cantidad de recursos obtenidos (tonelaje) en cada una de las mallas para los recursos medidos, indicados e inferidos, analizando cuál de estas mallas es la que nos entrega mayor tonelaje, además de esto, se toman en consideración otros factores importantes, tales como la geología del dominio en estudio, tomando en cuenta el tipo de mineralización presente y como es la variabilidad intrínseca del dominio, y también se considera el factor económico, cuantificando cuales son los costos asociados a la elaboración de cada malla. El cálculo de los costos pertenecientes a cada malla se encuentra a mayor detalle en el Anexo D.

Considerando todos estos factores se propone una malla óptima, la cual considera el mejor espaciamiento posible para la categorización de recursos inferidos e indicados, para luego ir cerrando su espaciamiento en sectores donde se requiera mayor detalle para la categorización de recursos medidos.

### **8.1 COMPARACIÓN RESULTADOS DOMINIO “MF”**

En la Tabla 12, se comparan los resultados obtenidos para el dominio Manto Farellones, en donde se puede destacar que, para los recursos medidos solo la malla de 15 m nos entrega una mayor cantidad de recursos que los datos reales, por otro lado, para los recursos indicados, todas las mallas, salvo la de 15 m, nos entregan mayor cantidad de recursos indicados que los obtenidos con los datos reales, finalmente para los inferidos todas las mallas simuladas nos entregan mayor cantidad de recursos.



**Tabla 12. Tabla comparativa resumen de resultados obtenidos para el dominio “MF”, se comparan los tonelajes resultantes de los datos reales y de las mallas simuladas, considerando los costos asociados.**

<b>MANTO FARELLONES</b>						
<b>Recursos</b>	<b>Datos Reales</b>	<b>M30</b>	<b>M25</b>	<b>M20</b>	<b>M15</b>	<b>M10</b>
	<b>Tonelaje</b>	Tonelaje	Tonelaje	Tonelaje	Tonelaje	Tonelaje
Medidos	<b>7,540,767</b>	7,071,331	6,833,173	7,373,482	7,781,146	7,000,378
Indicados	<b>7,402,387</b>	7,773,247	7,997,803	7,490,483	7,049,489	7,836,642
Inferidos	<b>3,590,062</b>	3,686,379	3,700,523	3,668,659	3,702,240	3,695,855
Costo (\$US)	X	\$232,518	\$254,965	\$337,895	\$376,156	\$660,153

Se considera que la malla óptima en este caso sería comenzar con una malla de 25 m o más para categorizar recursos inferidos y una malla de 25 m para recursos indicados, con el fin de obtener menores costos, continuando con un cierre de la malla a 15 m para los recursos medidos, especialmente en las zonas donde se tenga información de leyes más altas, para así obtener un mayor tonelaje de recursos medidos en las zonas de interés.

## **8.2 COMPARACIÓN RESULTADOS DOMINIO “MT5”**

En la Tabla 13, se comparan los resultados obtenidos para el dominio Manto 5, en donde se puede notar que todas las mallas simuladas nos entregan una menor cantidad de toneladas de recursos medidos que los datos reales, esto se explica debido a que el dominio Manto 5 es uno de los dominios de mayor potencia de la zona de estudio, por otro lado, la malla original de sondajes, al ser una malla de sondajes de *brownfield*, contiene sondajes con mucha más longitud que los sondajes generados para las simulaciones de cada malla, por lo tanto, los sondajes perforan una mayor extensión del dominio, provocando que se puedan categorizar una mayor cantidad de toneladas como recursos medidos, sin embargo, las mallas simuladas se encuentran orientadas a las envolventes de isoleyes de cobre y no a la litología general, por esta razón, se considera que las mallas simuladas aportan una mejor calidad de información, ya que nos entregan datos en los sectores donde está concentrada la mineralización.

**Tabla 13: Tabla comparativa resumen de resultados obtenidos para el dominio “MT5”, se comparan los tonelajes resultantes de los datos reales y de las mallas simuladas, considerando los costos asociados.**

<b>MANTO 5</b>						
<b>Recursos</b>	<b>Datos Reales</b>	<b>M30</b>	<b>M25</b>	<b>M20</b>	<b>M15</b>	<b>M10</b>
	<b>Tonelaje</b>	Tonelaje	Tonelaje	Tonelaje	Tonelaje	Tonelaje
Medidos	<b>43,627,490</b>	43,472,805	43,533,062	39,122,283	43,481,348	38,443,260
Indicados	<b>43,537,284</b>	43,409,754	43,353,374	47,806,664	43,400,551	48,473,565
Inferidos	<b>21,264,722</b>	21,543,120	21,347,558	21,488,858	21,542,696	21,512,671
Costo (\$US)	X	\$53,359	\$89,513	\$105,841	\$102,079	\$203,252

Se considera que la malla óptima en este caso sería comenzar con una malla de 20 m o más para categorizar los recursos inferidos y una malla de 20 m para los recursos indicados, con el fin de reducir costos. Para los recursos medidos se considera realizar un cierre de malla a 15 m en zonas donde existan las mayores leyes, además de esto, el menor espaciado de esta malla nos permitirá caracterizar de mejor forma la geología y mineralización del dominio, que, al ser estructural, se debe obtener más información para seguir la continuidad de la estructura controladora de la mineralización.

### **8.3 COMPARACIÓN RESULTADOS DOMINIO “TB”**

En la Tabla 14, se comparan los resultados obtenidos para el dominio Tobas, en donde se puede notar que existen mallas que presentan mayor tonelaje que los datos reales y mallas que presentan un menor tonelaje.

**Tabla 14. Tabla comparativa resumen de resultados obtenidos para el dominio “TB”, se comparan los tonelajes resultantes de los datos reales y de las mallas simuladas, considerando los costos asociados.**

<b>TOBAS</b>						
<b>Recursos</b>	<b>Datos Reales</b>	<b>M30</b>	<b>M25</b>	<b>M20</b>	<b>M15</b>	<b>M10</b>
	<b>Tonelaje</b>	Tonelaje	Tonelaje	Tonelaje	Tonelaje	Tonelaje
Medidos	<b>7,949,640</b>	8,632,138	8,990,413	7,830,086	7,179,225	7,440,504
Indicados	<b>7,859,020</b>	7,130,488	6,741,646	7,910,857	8,545,235	8,254,017
Inferidos	<b>3,816,666</b>	3,862,356	3,891,410	3,882,826	3,898,905	3,930,245
Costo (\$US)	X	\$116,999	\$142,908	\$182,954	\$199,642	\$340,102

Se considera que la malla óptima en este caso sería comenzar con una malla mayor o igual a 30 m para categorizar los recursos inferidos y una malla de 30 m para los recursos indicados,

con el fin de reducir costos, continuando con una disminución del espaciamiento a 25 m para los recursos medidos, especialmente en zonas donde existan leyes más altas, ya que esto nos permitirá categorizar de mejor forma la mineralización y aumentar la cantidad de toneladas de recursos medidos.

#### 8.4 COMPARACIÓN RESULTADOS DOMINIO “VN”

En la Tabla 15, se comparan los resultados obtenidos para el dominio Veta Negra, se puede observar que la malla de 25 m (en rojo) presenta una cantidad de tonelaje mucho mayor al resto de las mallas, estos resultados son considerados aberrantes y se excluyen del análisis de los resultados debido a que son valores considerados extremadamente altos, por lo que se considera a que debe existir algún tipo de error no identificado en el cálculo del tonelaje para esta malla. El resto de las mallas simuladas nos entregan una mayor cantidad de toneladas de recursos medidos que los datos reales.

**Tabla 15. Tabla comparativa resumen de resultados obtenidos para el dominio “VN”, se comparan los tonelajes resultantes de los datos reales y de las mallas simuladas, considerando los costos asociados**

VETA NEGRA						
Recursos	Datos Reales	M30	M25	M20	M15	M10
	Tonelaje	Tonelaje	Tonelaje	Tonelaje	Tonelaje	Tonelaje
Medidos	59,660,167	63,909,267	82,560,571	61,105,319	60,148,228	61,922,785
Indicados	64,575,175	62,857,200	43,389,424	65,250,894	66,227,193	64,498,153
Inferidos	32,661,603	30,129,286	30,946,950	30,540,390	30,521,183	30,475,665
Costo (\$US)	X	\$157,141	\$234,988	\$312,026	\$290,510	\$574,819

Se considera que la malla óptima en este caso sería comenzar con una malla mayor o igual a 30 m para categorizar recursos inferidos y una malla de 30 m para recursos indicados, con el fin de reducir costos. Para los recursos medidos se considera realizar un cierre de malla a 20 m en zonas donde existan las mayores leyes, además de esto, el menor espaciamiento de esta malla nos permitirá caracterizar de mejor forma la geología y mineralización del dominio, que, al ser estructural, se debe obtener más información para seguir la continuidad de la estructura controladora de la mineralización.

## 8.5 PROPUESTA MALLAS ÓPTIMAS

Finalmente, se resume en la Tabla 16 las propuestas de mallas óptimas para cada dominio según el análisis de los resultados finales del estudio, donde se propone que, para obtener mayor volumen de recursos, se debe comenzar con una malla de mayor espaciamiento para categorizar recursos indicados e inferidos, permitiendo reducir los costos asociados a las perforaciones, para luego realizar una disminución del espaciamiento en los sectores donde se concentren las más altas leyes, con el fin de categorizar los recursos medidos de una forma más precisa.

Tabla 16. Tabla resumen de recomendaciones de mallas óptimas según resultados del estudio.

Resultados finales			
Dominio	Medido	Indicado	Inferido
MF	malla 15 m	malla 25 m	malla > 25m
MT5	malla 15 m	malla 20 m	malla > 20m
TB	malla 25 m	malla 30 m	malla > 30m
VN	malla 20 m	malla 30 m	malla > 30m

## 9 DISCUSIONES

Determinar cuál es la malla óptima para categorizar los recursos de un yacimiento es un trabajo que puede ser desarrollado de distintas formas, con múltiples técnicas geoestadísticas, que pueden ser seleccionadas por el tipo, calidad y cantidad de información disponible, dependiendo de los criterios del autor.

El método de varianza de Kriging para la categorización de recursos es históricamente una de la técnicas mas utilizadas (David, 1988; Journel and Huijbregts, 1978), sin embargo, este método no depende del valor de los datos. Comúnmente, los yacimientos presentan una mayor variabilidad en las zonas de altas leyes, sin embargo, la varianza de Kriging no refleja estos efectos y no mide todas las fuentes de incertidumbre (Muñoz, 2015). Estas limitaciones del método son solucionadas al realizar las simulaciones, la cual nos entrega múltiples escenarios realistas de la distribución de los datos, representado de mejor forma la variabilidad presente.

El presente trabajo se desarrolló considerando los dominios geológicos definidos previamente por geólogos de MLC, los cuales unifican condiciones litológicas y de mineralización, a diferencia de (Ortiz, 2006) que utilizo dominios únicamente en base a litología y (Muñoz, 2015) que utilizo dominios basados en la mineralización, esto genera que exista una mayor afinidad geoestadística de los datos y mejor continuidad espacial de las leyes de cobre.

De los resultados obtenidos, se calculó un costo derivado de la cantidad de metros perforados y el valor del metro promedio utilizado en la empresa (\$158 USD), sin embargo, es posible profundizar más en este ámbito, agregando más posibles costos de la operación y considerar el factor de beneficio económico, para así tener un valor más adecuado de cada malla simulada.

Se debe seguir la investigación con base en las geoestadísticas para poder definir el método óptimo para la categorización de recursos y optimización de mallas de sondajes, tratando de que se disminuya de mayor forma la incertidumbre y el error. Se debe estudiar la aplicación de un método estándar, que sea aplicable a cualquier operación minera y que considere la

diversidad de geología y formas de muestrear los diferentes yacimientos, ya que, al existir tantos tipos de métodos diferentes, se transforma en un procedimiento a veces subjetivo.

## **10 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

Con respecto a los objetivos e hipótesis planteada para el presente trabajo de investigación, se logró proponer la malla óptima para cada uno de los cuatro dominios presentes en el área de estudio, utilizando técnicas geoestadísticas como la simulación secuencial Gaussiana y categorización de recursos mediante la varianza de Kriging obtenida de las simulaciones.

Los resultados del trabajo permiten optimizar la categorización de los recursos del yacimiento, obteniendo una mejora en los tonelajes de cada dominio, además de esto, las mallas propuestas consideran un espaciamiento que permitirá mejorar la calidad de las muestras, permitiendo detallar la geología y distribución de la mineralización presente de una mejor forma que con las mallas actuales.

La metodología utilizada en este trabajo es comúnmente aplicada a estos tipos de proyectos en el ambiente minero y, por lo tanto, es replicable a otros casos de estudio, sin embargo, es importante considerar la geología de los depósitos y como esta influye en los datos a analizar, es importante que los dominios estén correctamente definidos considerando la mineralización, litología y comportamiento geoestadístico, con el fin de agrupar datos estadísticos con una correcta correlación espacial. Esto maximizará el éxito de los resultados y el desarrollo del proyecto.

Finalmente, las recomendaciones son las siguientes:

- El dominio “MF” se puede categorizar con mayor éxito con una malla de 25 m o más para recursos inferidos, de 25 m para indicados y cerrar la malla a 15 m para recursos medidos, donde se concentren las más altas leyes.
- El dominio “MT5” se puede categorizar con mayor éxito con una malla de 20 m o más para recursos inferidos, de 20 m para indicados y cerrar la malla a 15 m para recursos medidos, donde se concentren las más altas leyes.

- El dominio “TB” se puede categorizar con mayor éxito con una malla de 30 m o más para recursos inferidos, de 30 m para indicados y cerrar la malla a 25 m para recursos medidos, donde se concentren las más altas leyes.
- El dominio “VN” se puede categorizar con mayor éxito con una malla de 30 m o más para recursos inferidos, de 30 m para indicados y cerrar la malla a 20 m para recursos medidos, donde se concentren las más altas leyes.
- Realizar análisis geoestadísticos con los demás atributos presentes (Ag) con el objetivo de poder relacionarlos y poder tener mayores argumentos para definir las mallas de muestreo.
- Continuar con la excavación de galerías subterráneas hacia el sector sur de la zona de estudio, ya que se puede proyectar una continuidad de la mineralización y permite tener más sectores donde perforar sondajes para caracterizar mejor el área de estudio.

## BIBLIOGRAFÍA

- Alfaro, M., 2002. Introducción al muestreo minero. Santiago, Chile.
- Altamirano, P. I., 2017. Plan de mejora de los indicadores de mantenimiento para los equipos de perforación de avance de galería y de producción en minera las cenizas, faena Cabildo.
- Angulo Argote, J. D., 2018. Metodología para la optimización de la malla de muestreo de corto plazo de lateritas níquelíferas.
- Boric, R. y Munizaga, F., 1994, Geocronología Ar/Ar y Rb/Sr del depósito estratoligado de cobre El Soldado (Chile central). Comunicaciones, Universidad de Chile p. 135 - 148.
- Díaz, M. & González, R. C., 2002. Geoestadística aplicada. *Instituto de Geofísica, UNAM-Instituto de Geofísica y Astronomía, CITMA. Cuba.*
- Emery, X., 2013. Geoestadística. *Facultad de ingenierías.*
- Goovaerts, P., 1997. Geostatistics for natural resources evaluation. Oxford University Press, New York, p 483.
- Lara, R., 2020. Estimación de recursos minerales en dominios geometalúrgicos., Universidad de Concepción.
- Letelier Maturana, I. B., 2012. Impacto de la incertidumbre del modelo geológico en un proyecto minero.
- Maksaev, V.; Townley, B.; Palacios, C.; Camus, F. 2007. "Metallic ore deposits". En: Moreno, T.; Gibbons, W. (ed.). The Geology of Chile. London: The Geological Society. p. 179-199.
- Mardones, V.; 2020, Marco geológico distrital y local, Proyecto Sauce Sur. Grupo Minero Las Cenizas. (Inédito)
- Minero, Glosario técnico., 2003. Ministerio de Minas y Energía. *Bogotá DC, Republica de Colombia.*
- Ministerio de Minería. (2016, 8 septiembre). *Glosario Minero.*
- Moreno, V., 2008. Las Mineralizaciones de Cu de Cabildo, Cordillera de la Costa, Chile central. *Macla: revista de la Sociedad Española de Mineralogía*, (9), 165.
- Muñoz, L. (2015). Uso de Kriging Universal en la Simulación Condicional de Leyes. Universidad de Chile. Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, 1-123
- Ortiz, J. (2006). Geostatistical estimation of mineral resources with soft geological boudaries: A comparative study. *Journal of the Southern Africa Institute of Mining and Metallurgy*, 1-9.
- Piracés, R. y Maksaev, V., 1977, Geología de la Hoja Quillota: IIG, Santiago (unpublished).



- Piracés, R., 1976. Estratigrafía de la Cordillera de la Costa entre la Cuesta El Melón y Limache, Provincia de Valparaíso, Chile: Congreso Geológico Chileno, 1976, p. A65-A82.
- Pozo, C., 2020. Aplicación de Kriging Ordinario y Simulación Condicional para la estimación de recursos. Caso de Estudio: Proyecto Pastenes, Chile. Universidad Central del Ecuador, Quito.
- Rivano, S., Sepúlveda, P., Boric, R., Espiñeira, D. 1993. Hojas Quillota y Portillo, V Región. Servicio Nacional de Geología y Minería, Carta Geológica de Chile No. 73 (escala 1: 250.000). Santiago.
- Rivano, S., Sepúlveda, P., Hervé, M. y Puig, A., 1985. Geocronología K-Ar de las rocas intrusivas entre los 31°-32° latitud sur, Chile: *Andean Geology*, v. 24, p. 63-74.
- Rojas, F., 2021. Informe proyecto Filón Oriental 4. Grupo Minero las Cenizas. (Inédito)
- Rossi, M. E., & Camacho, J., 2003. Simulaciones condicionales Geoestadísticas aplicada a la clasificación de recursos, Canadian Institute of Mining, Metallurgy and Petroleum (CIM), Quebec City, Canadá.
- Sociedad Geológica Mexicana, (22 de 03 de 2017). Yacimientos minerales. [https://www.sgm.gob.mx/Web/MuseoVirtual/Aplicaciones\\_geologicas/Yacimientosminerales.html](https://www.sgm.gob.mx/Web/MuseoVirtual/Aplicaciones_geologicas/Yacimientosminerales.html).
- Thomas, H., 1958, Geología de la Cordillera de la Costa entre el Valle de La Ligua y la Cuesta de Barriga, Instituto de Investigaciones Geológicas.
- Tolosa Weber, L. I. E., 2017. Geología, alteración y mineralización del yacimiento estratoligado de Mina Rafaela, Cabildo, V Región.
- Villanueva, E., 2019. Análisis de los precios unitarios de la galería 200, nivel 4350 proyecto Inmaculada 4 CIEMSA. (Tesis para optar el grado de Ingeniería de Minas). Puno. Repositorio UNAP
- Westreicher, G. (29 de julio, 2020). *Histograma*. Economipedia.com
- Xie. (2001). *Computer Applications in the Mineral Industries*. CRC Press, 888.

## ANEXOS

### A. VISTAS EN PLANTA Y PERFIL MALLAS SIMULADAS

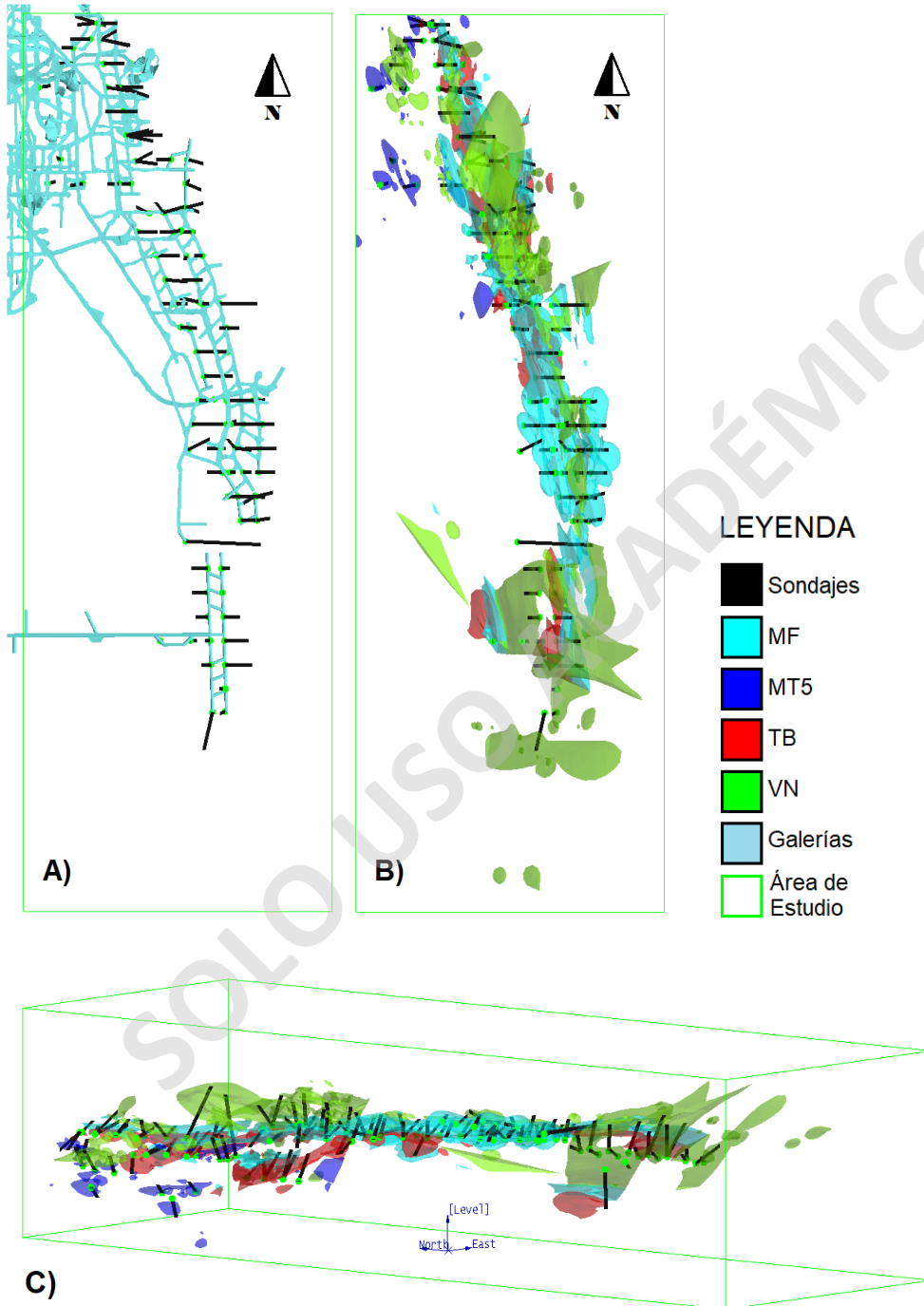


Figura 40. A) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 30 m con galerías de mina el sauce. B) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 30 m con isopleyes de cada dominio. C) Vista en perfil de malla de sondajes simulada de 30 m con isopleyes de cada dominio.

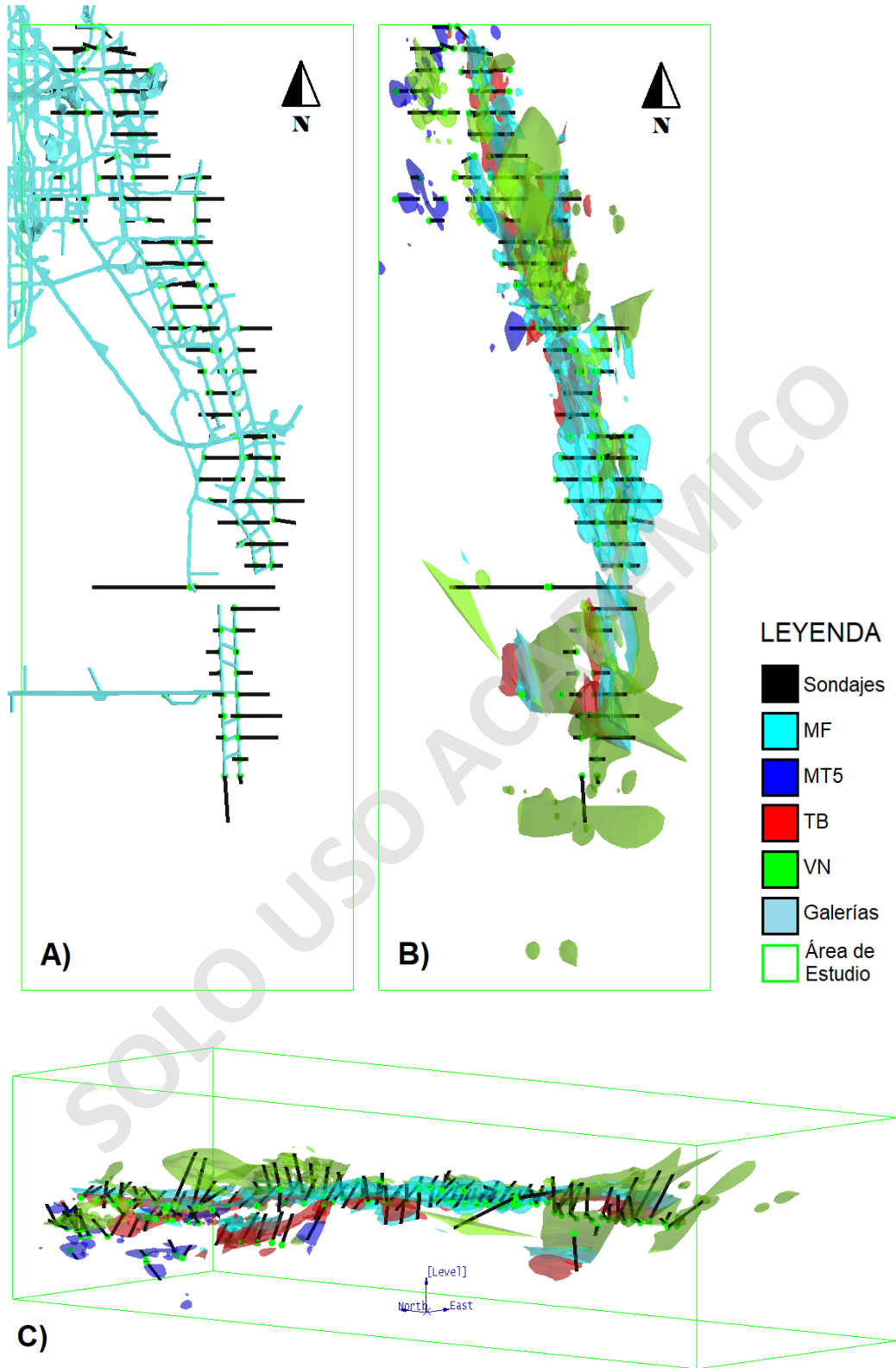


Figura 41. A) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 25 m con galerías de mina el sauce. B) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 25 m con isoleyes de cada dominio. C) Vista en perfil de malla de sondajes simulada de 25 m con isoleyes de cada dominio.

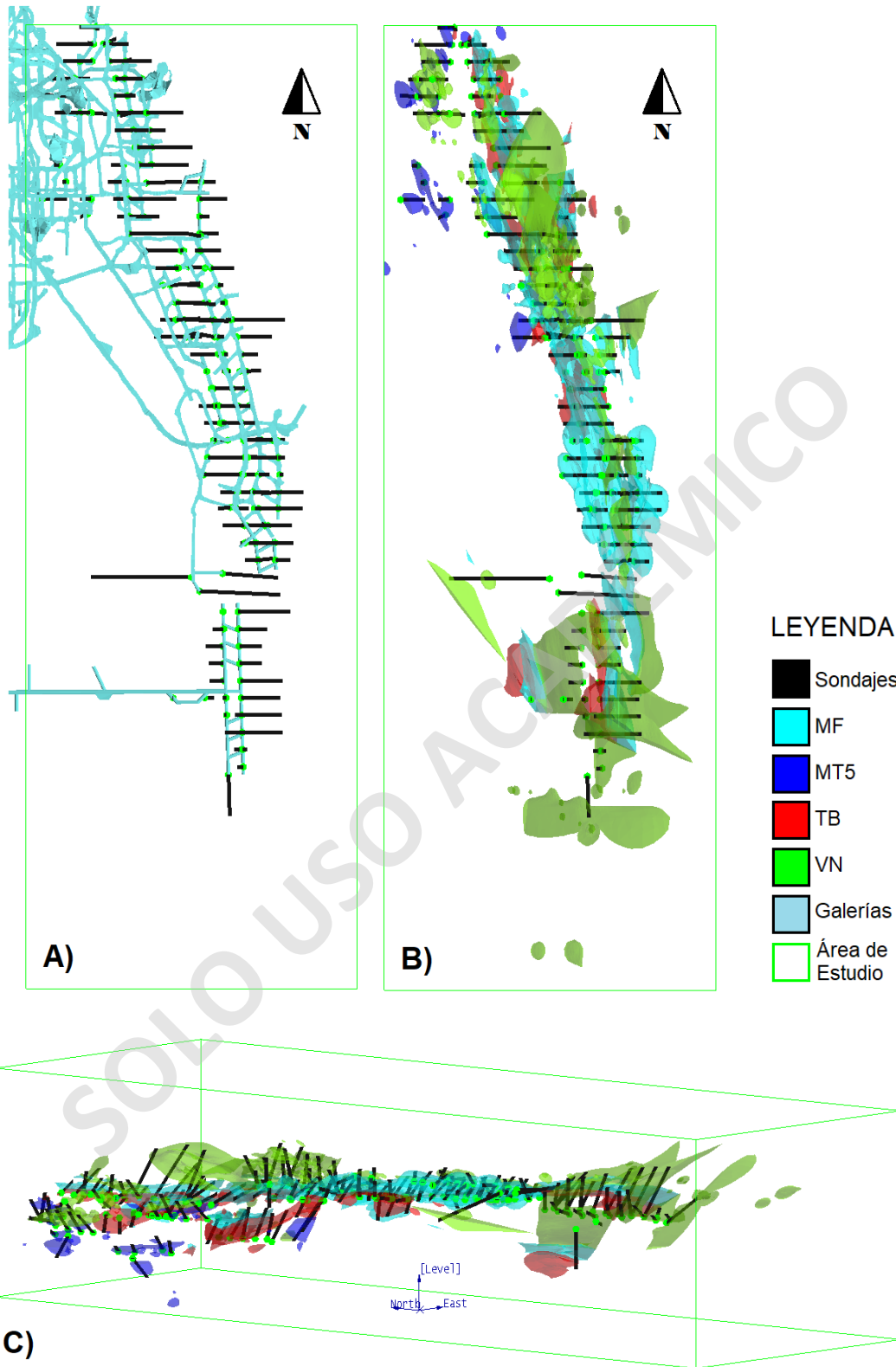


Figura 42. A) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 20 m con galerías de mina el sauce. B) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 20 m con isoleyes de cada dominio. C) Vista en perfil de malla de sondajes simulada de 20 m con isoleyes de cada dominio.

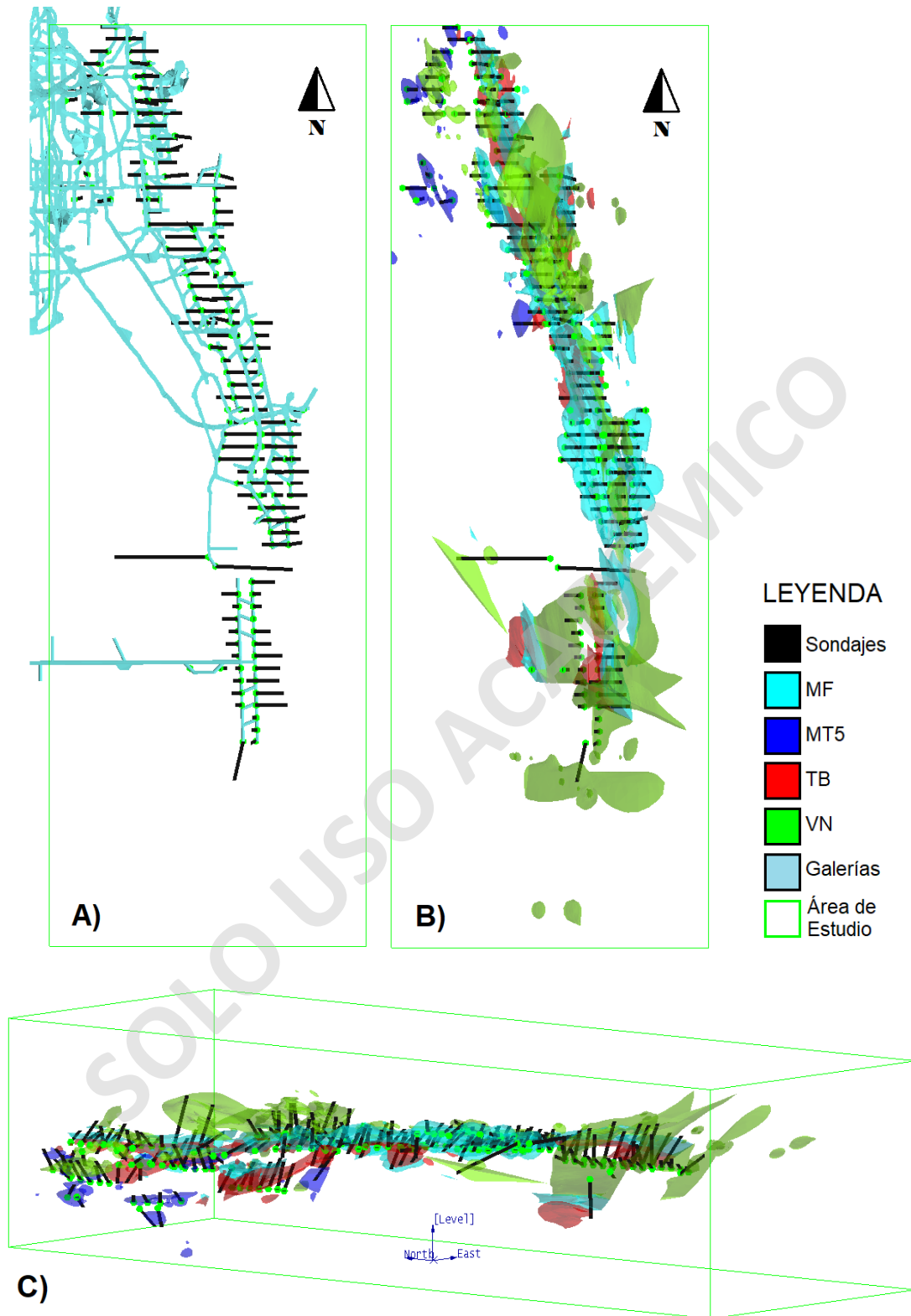


Figura 43. A) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 15 m con galerías de mina el sauce. B) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 15 m con isoleyes de cada dominio. C) Vista en perfil de malla de sondajes simulada de 15 m con isoleyes de cada dominio.

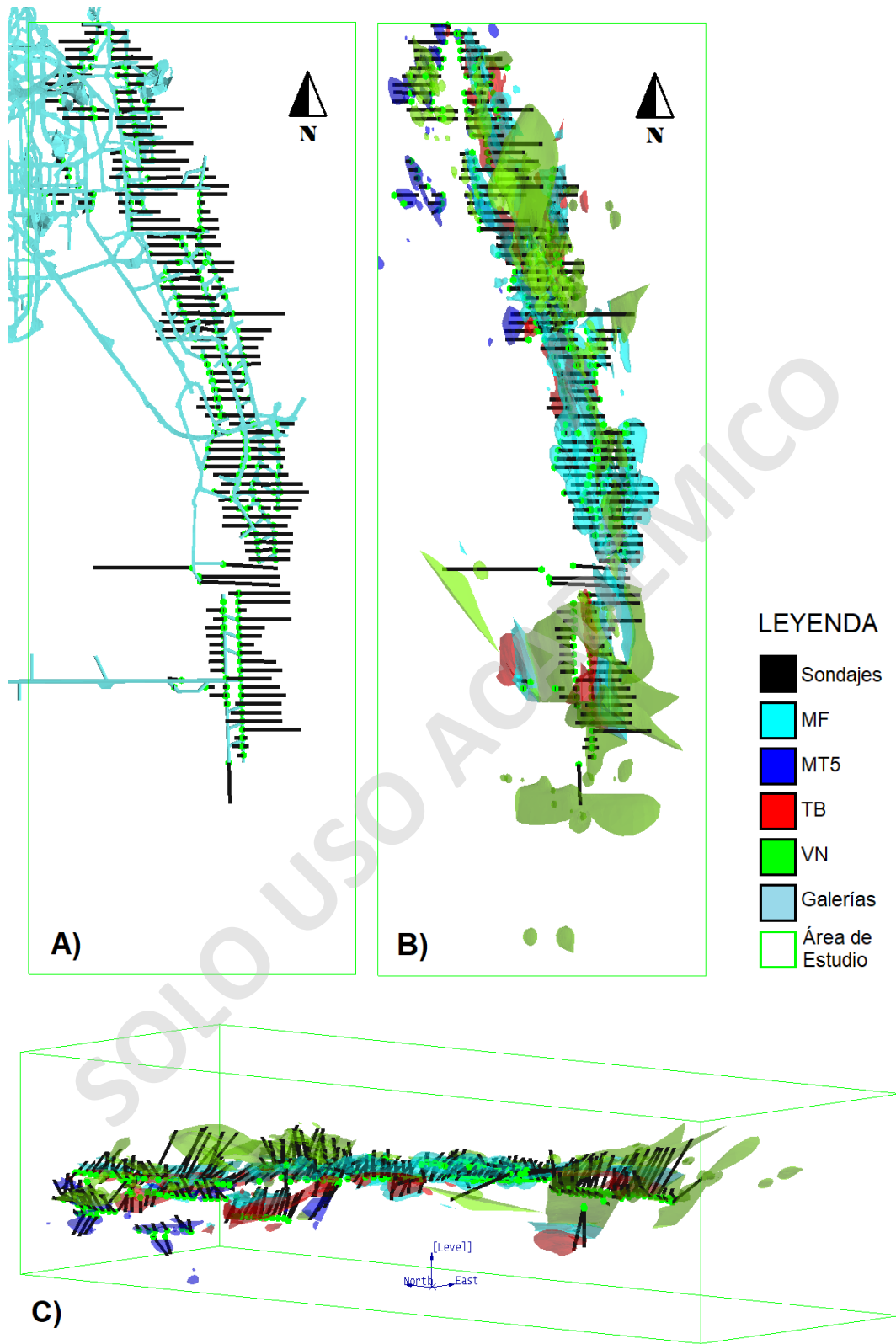


Figura 44. A) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 10 m con galerías de mina el sauce. B) Vista en planta de malla de sondajes simulada de 10 m con isopleyes de cada dominio. C) Vista en perfil de malla de sondajes simulada de 10 m con isopleyes de cada dominio.

## B. VARIOGRAMAS MALLAS SIMULADAS

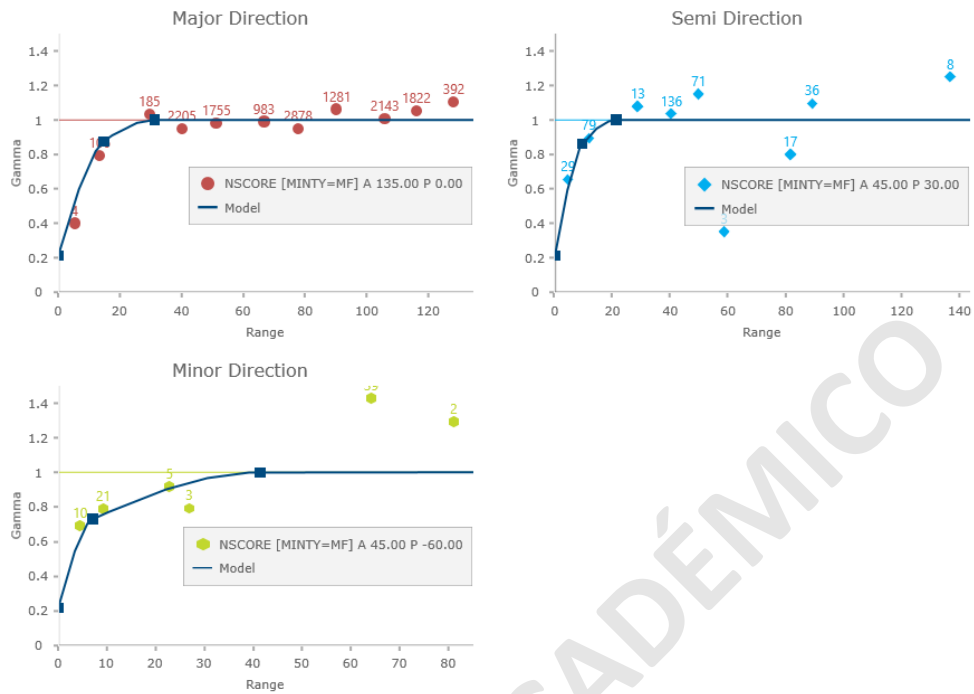


Figura 45. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MF” en malla simulada de 30 m

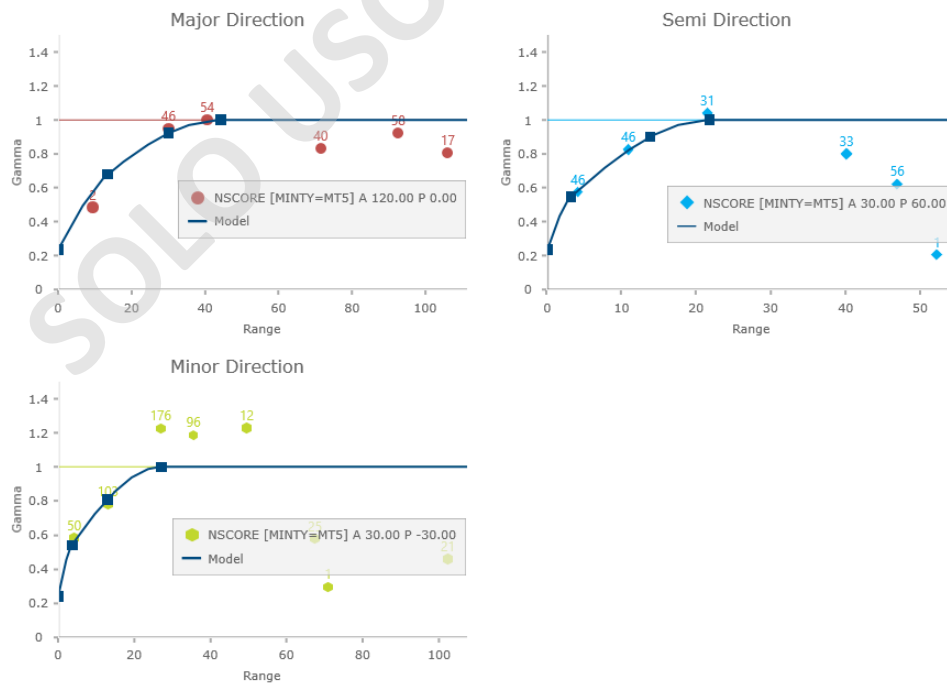


Figura 46. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MT5” en malla simulada de 30 m

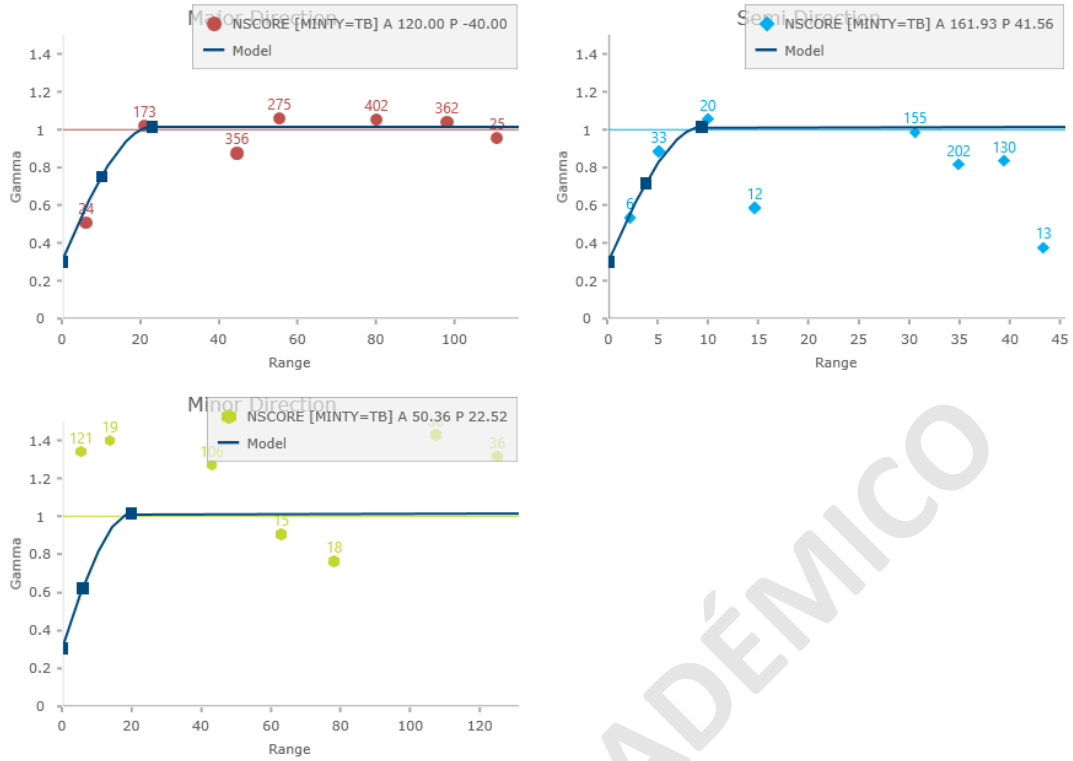


Figura 47. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “TB” en malla simulada de 30 m

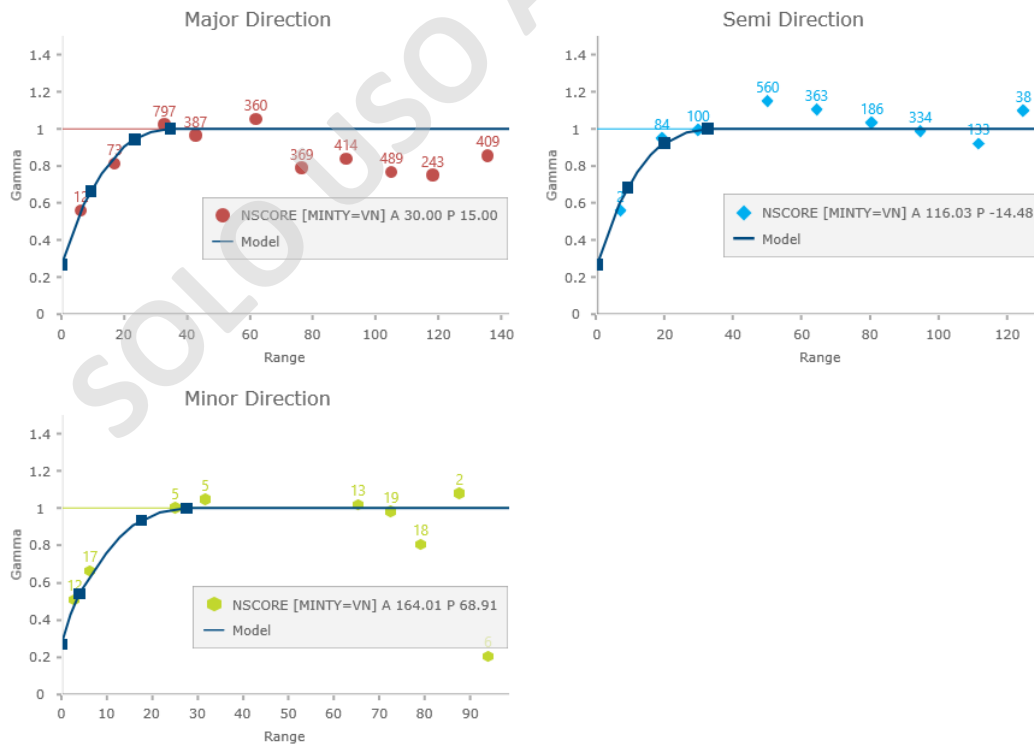


Figura 48. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “VN” en malla simulada de 30 m



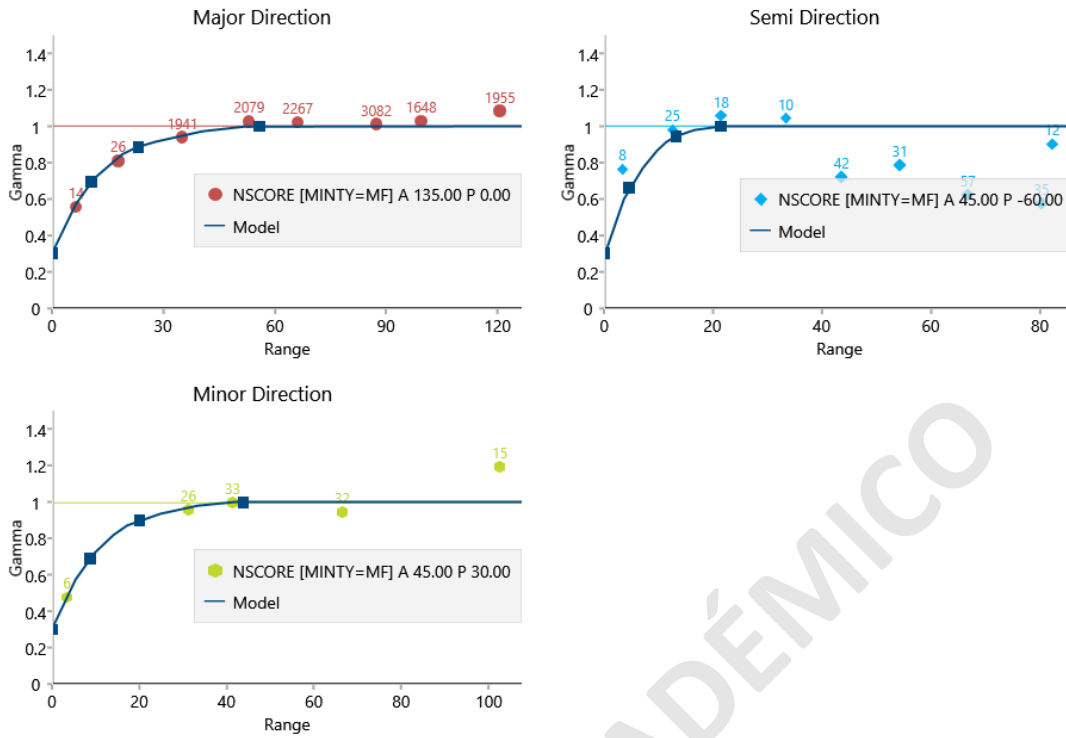


Figura 49. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MF” en malla simulada de 25 m

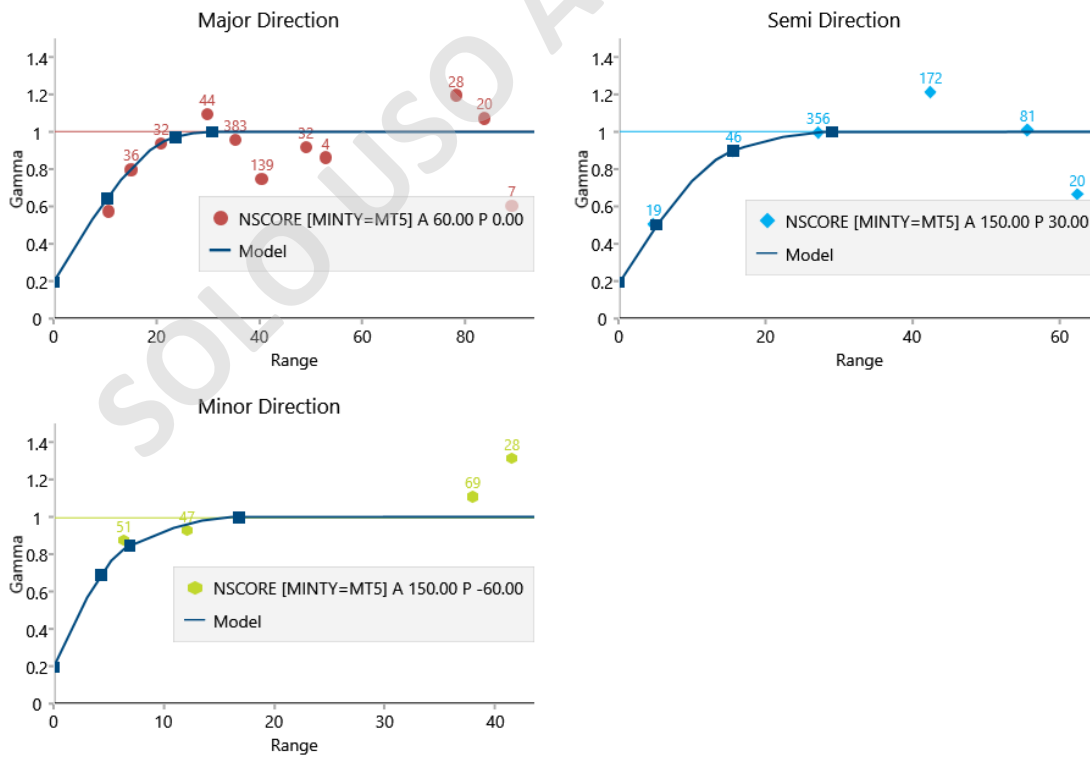


Figura 50. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MT5” en malla simulada de 25 m

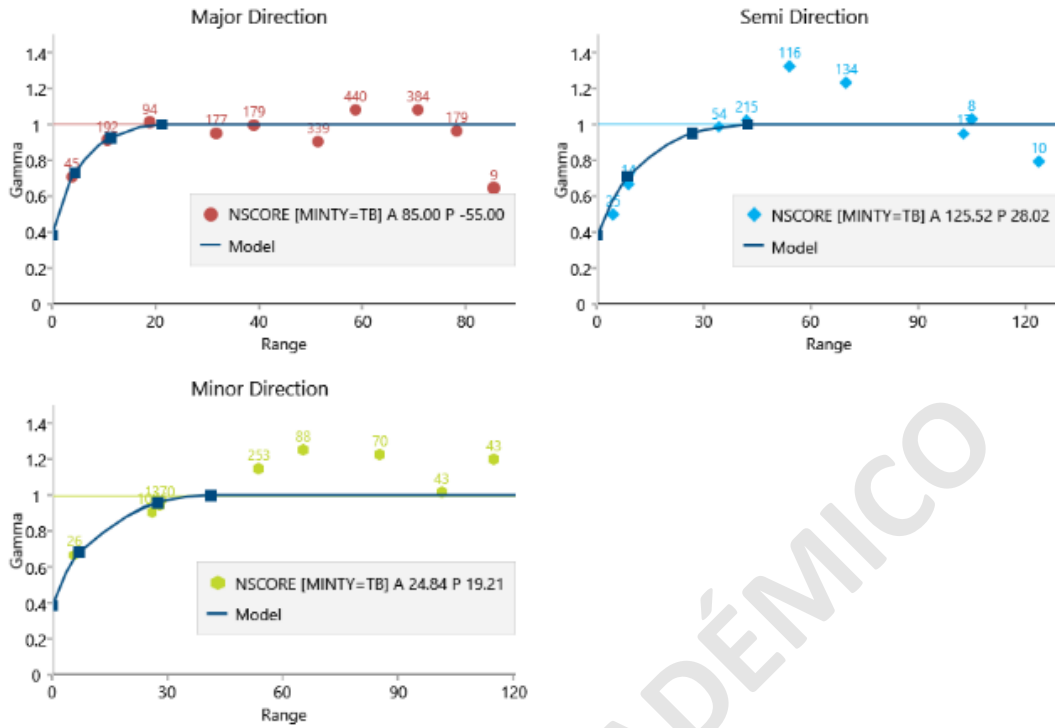


Figura 51. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “TB” en malla simulada de 25 m

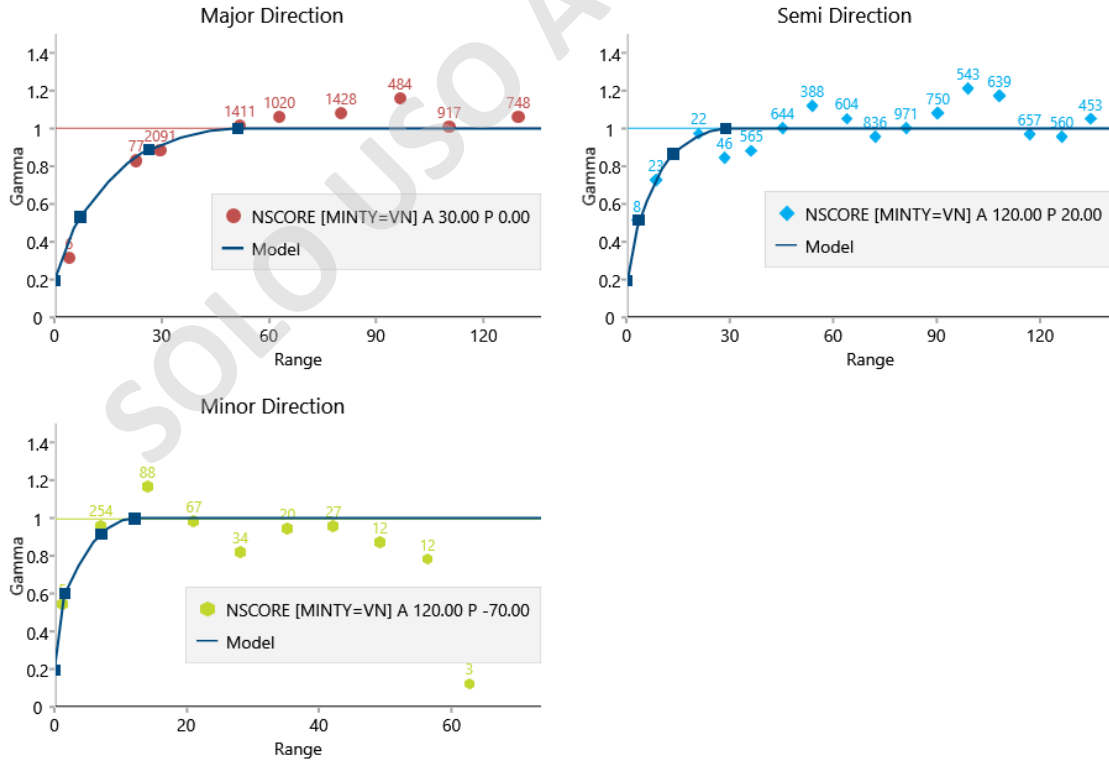


Figura 52. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “VN” en malla simulada de 25 m

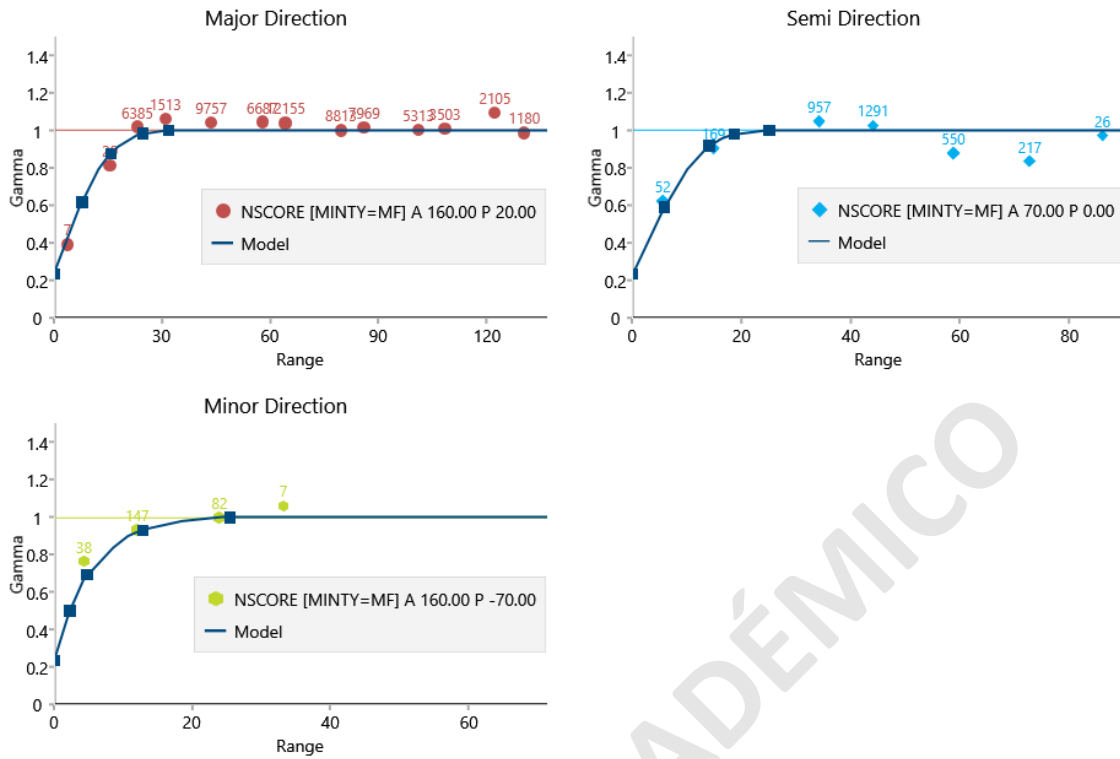


Figura 53. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MF” en malla simulada de 20 m

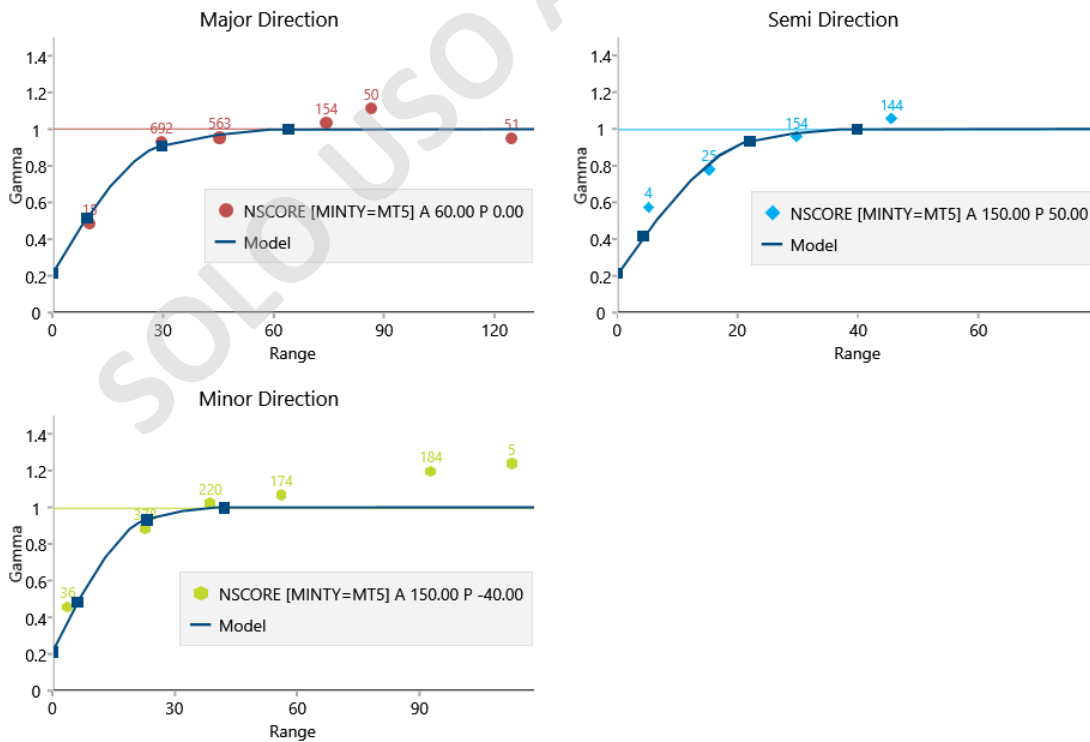


Figura 54. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MT5” en malla simulada de 20 m

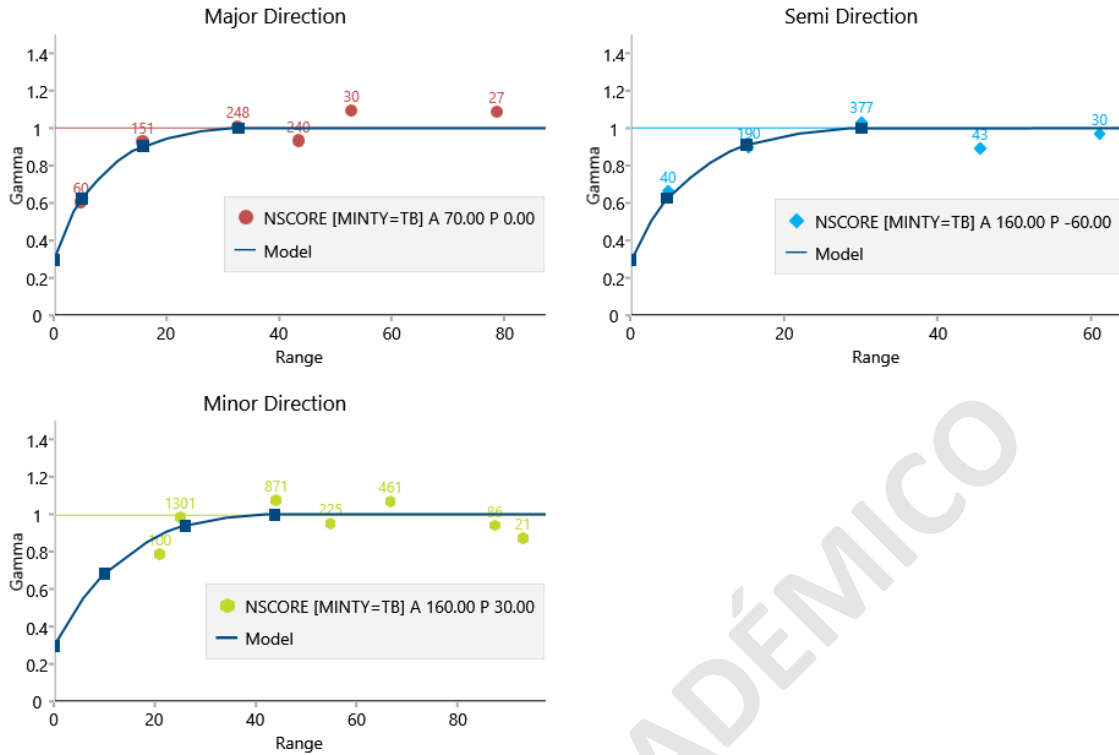


Figura 55. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “TB” en malla simulada de 20 m

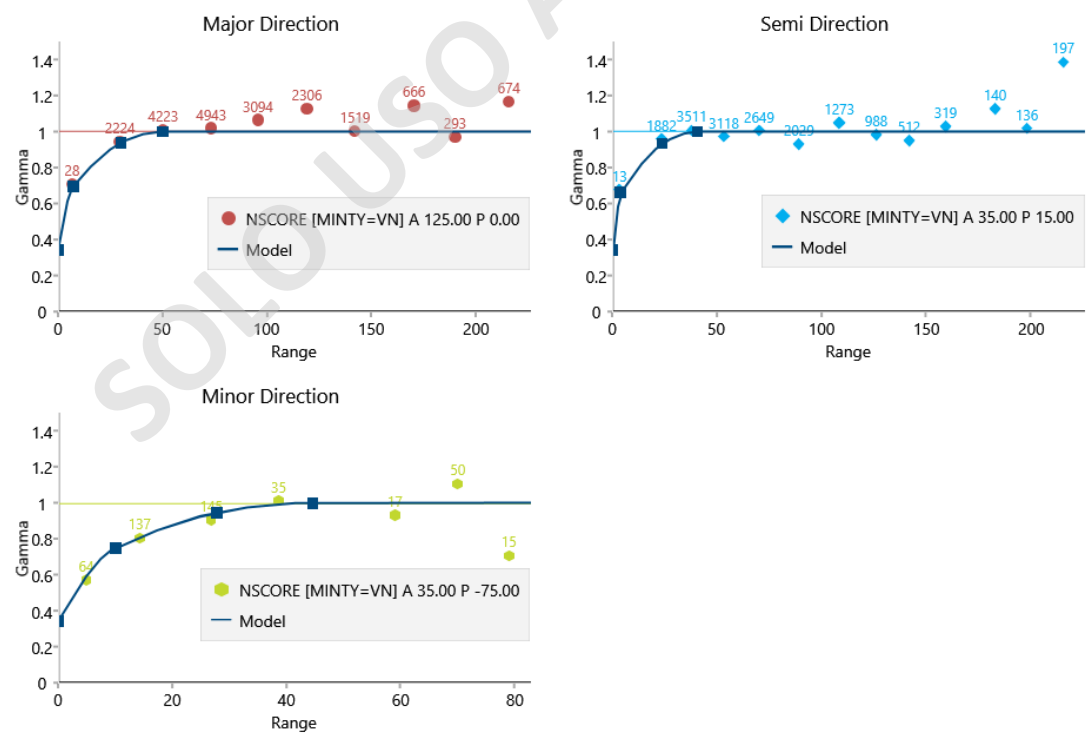


Figura 56. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “VN” en malla simulada de 20 m

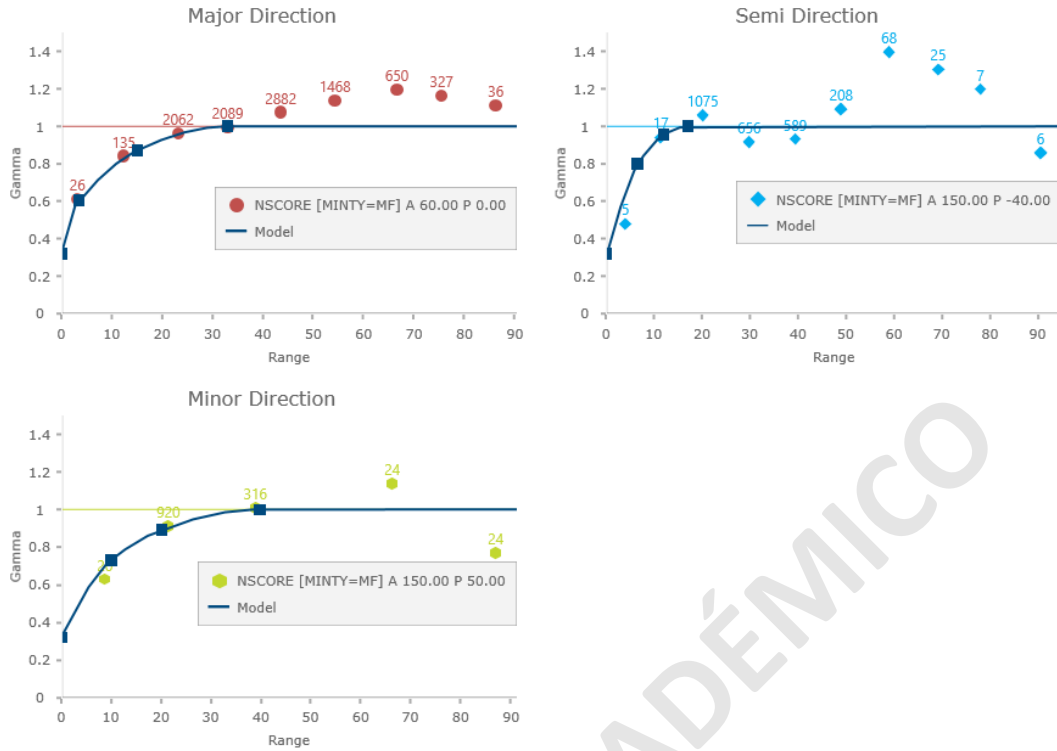


Figura 57. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MF” en malla simulada de 15 m

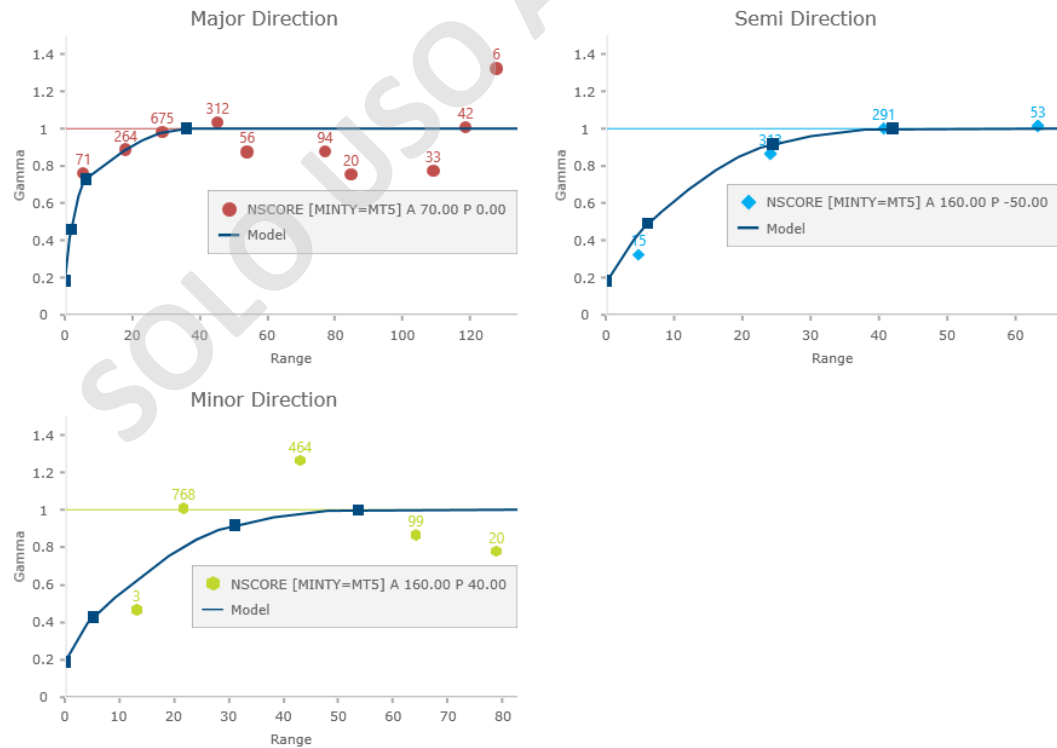


Figura 58. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MT5” en malla simulada de 15 m

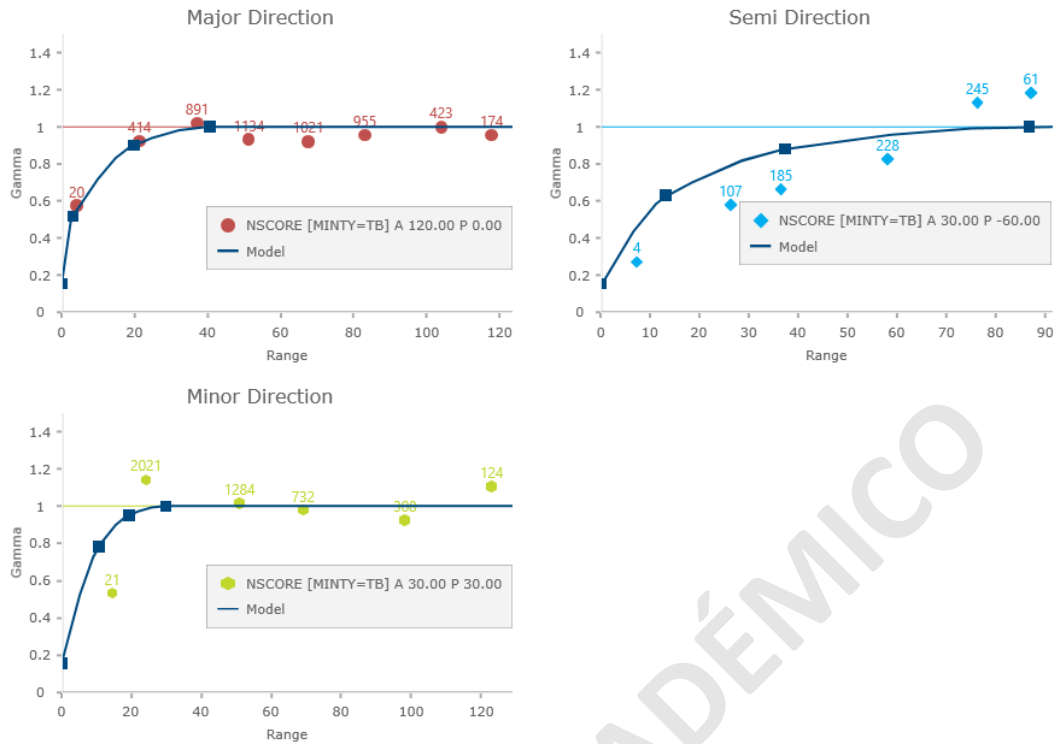


Figura 59. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “TB” en malla simulada de 15 m

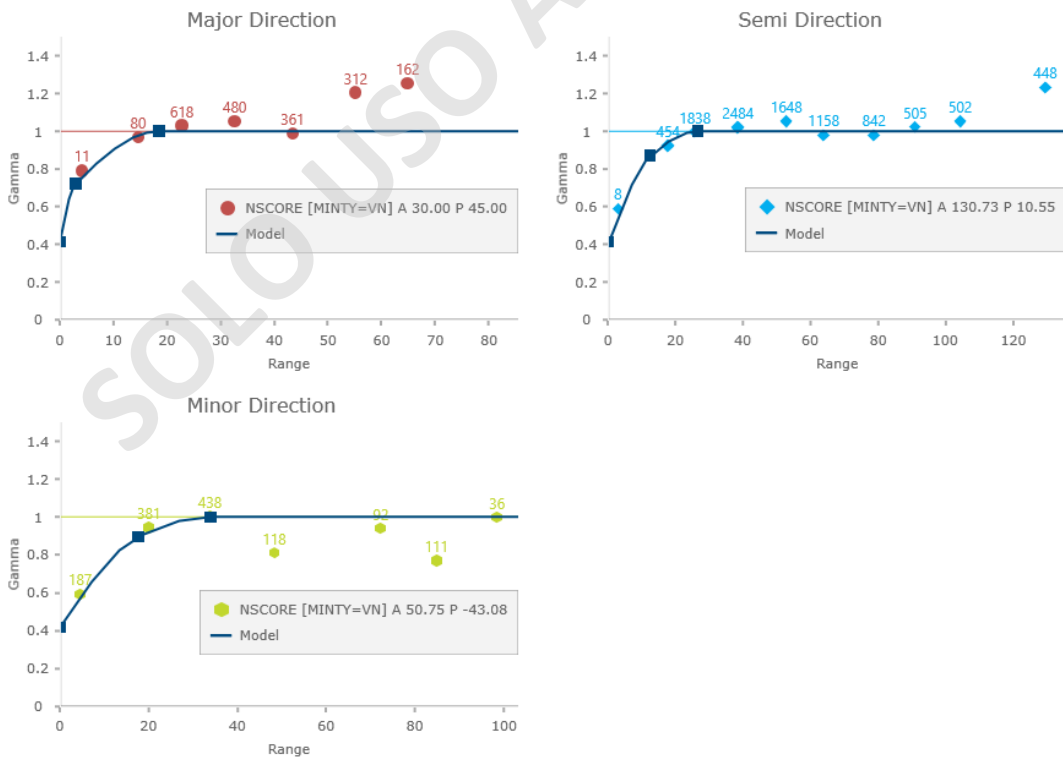
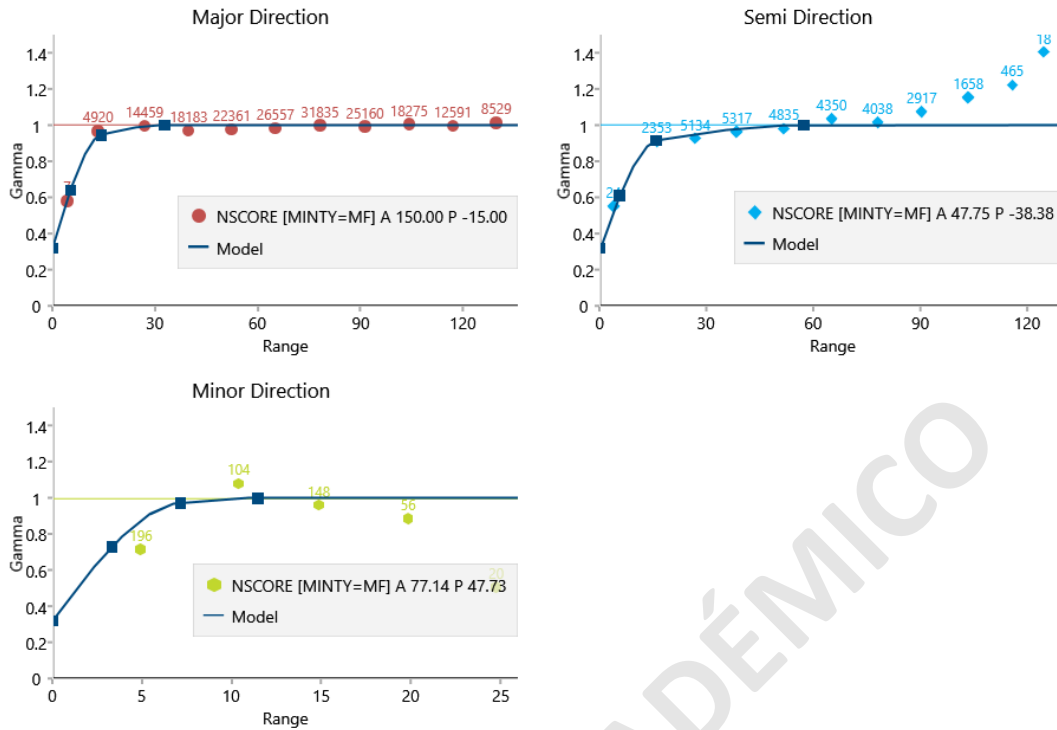
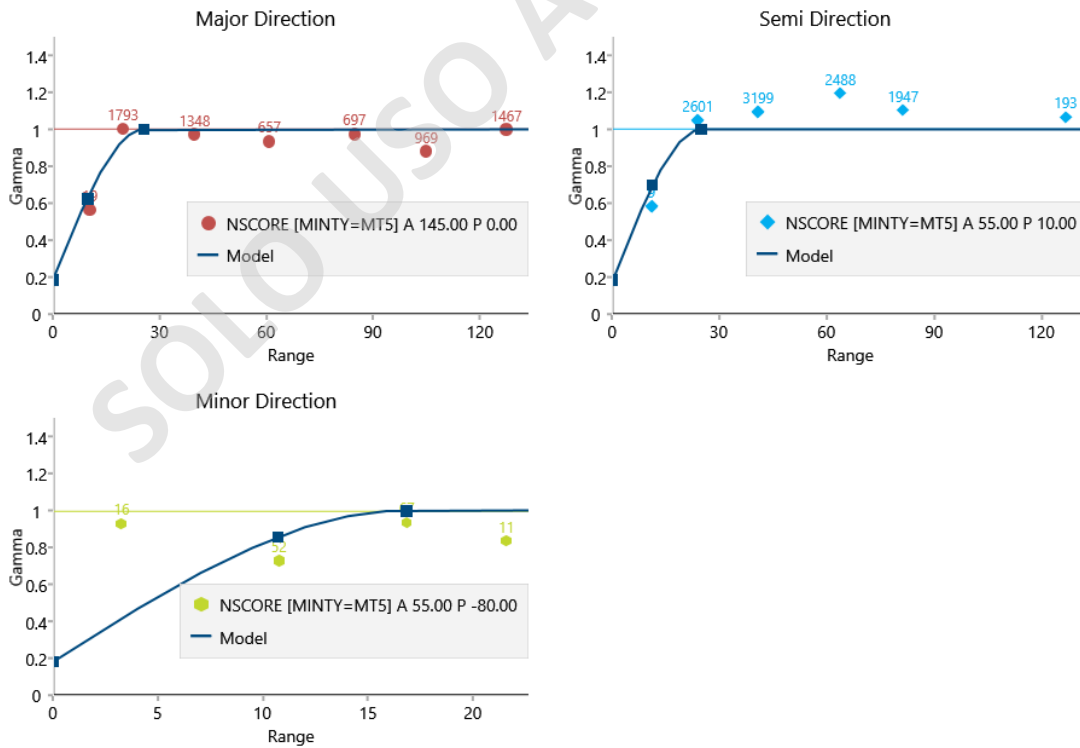


Figura 60. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “VN” en malla simulada de 15 m



**Figura 61. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MF” en malla simulada de 10 m**



**Figura 62. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “MT5” en malla simulada de 10 m**

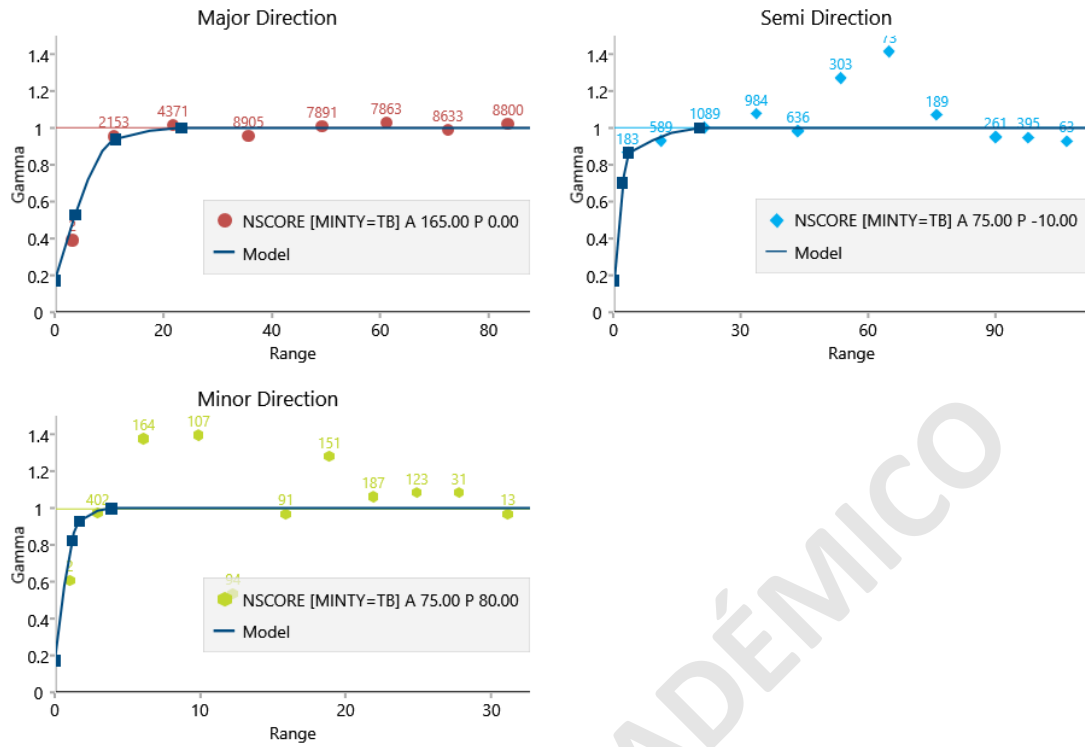


Figura 63. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “TB” en malla simulada de 10 m

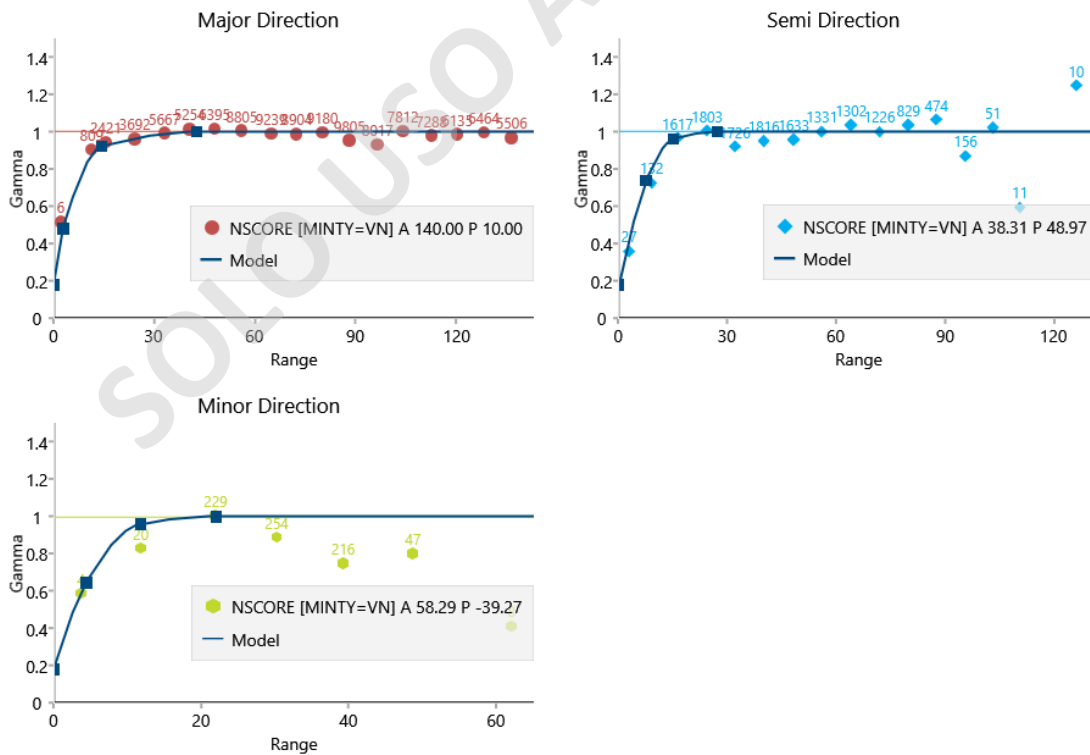


Figura 64. Variogramas en direcciones mayor, semi, menor y omnidireccional para el dominio “VN” en malla simulada de 10 m



### C. CURVAS TONELAJE/LEY

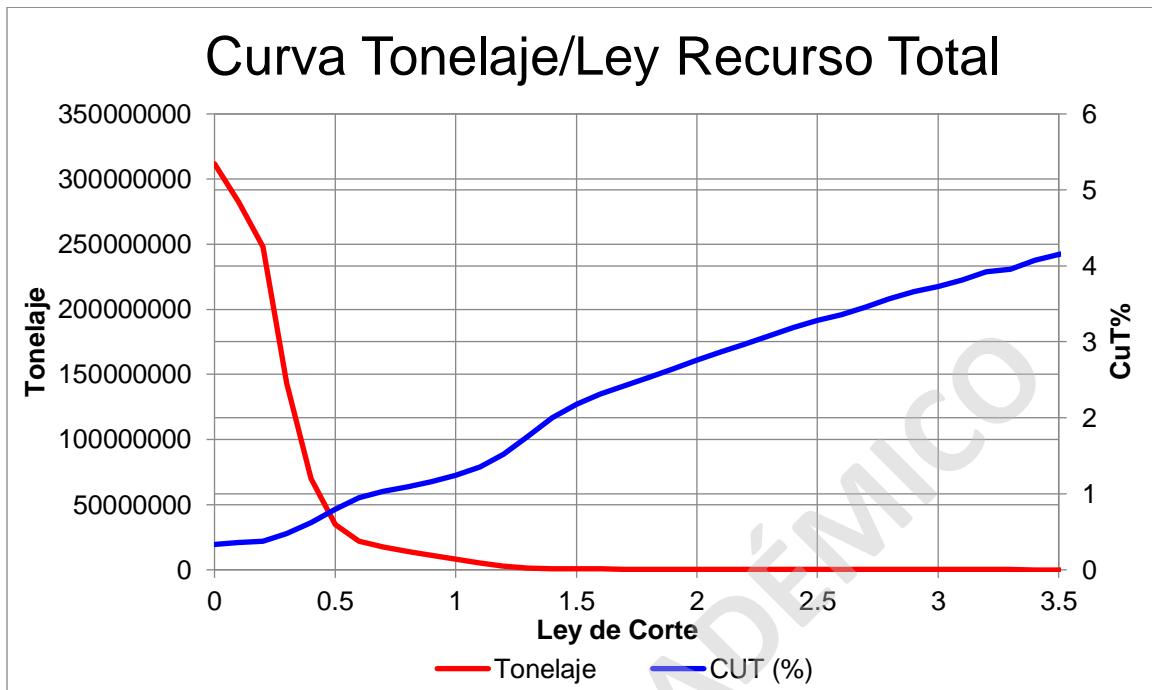


Figura 65. Curvas tonelaje/ley para el total de datos de la zona de estudio.

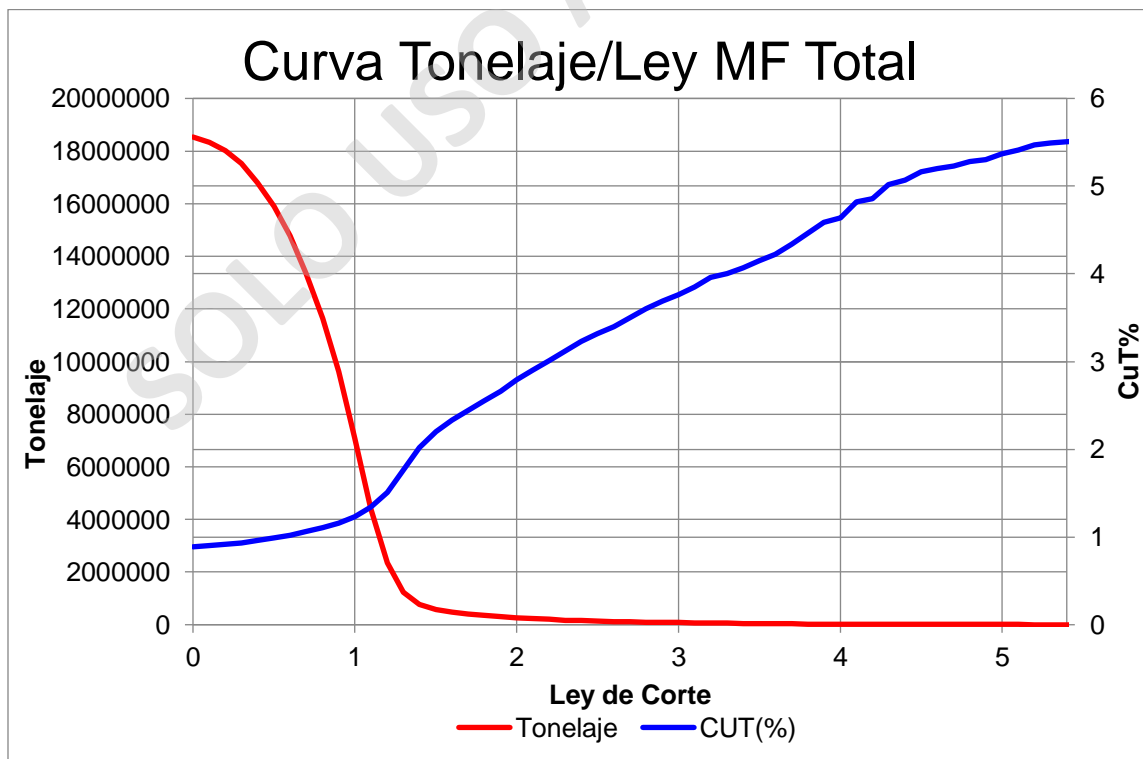


Figura 66. Curvas tonelaje/ley del total de datos pertenecientes al dominio MF.

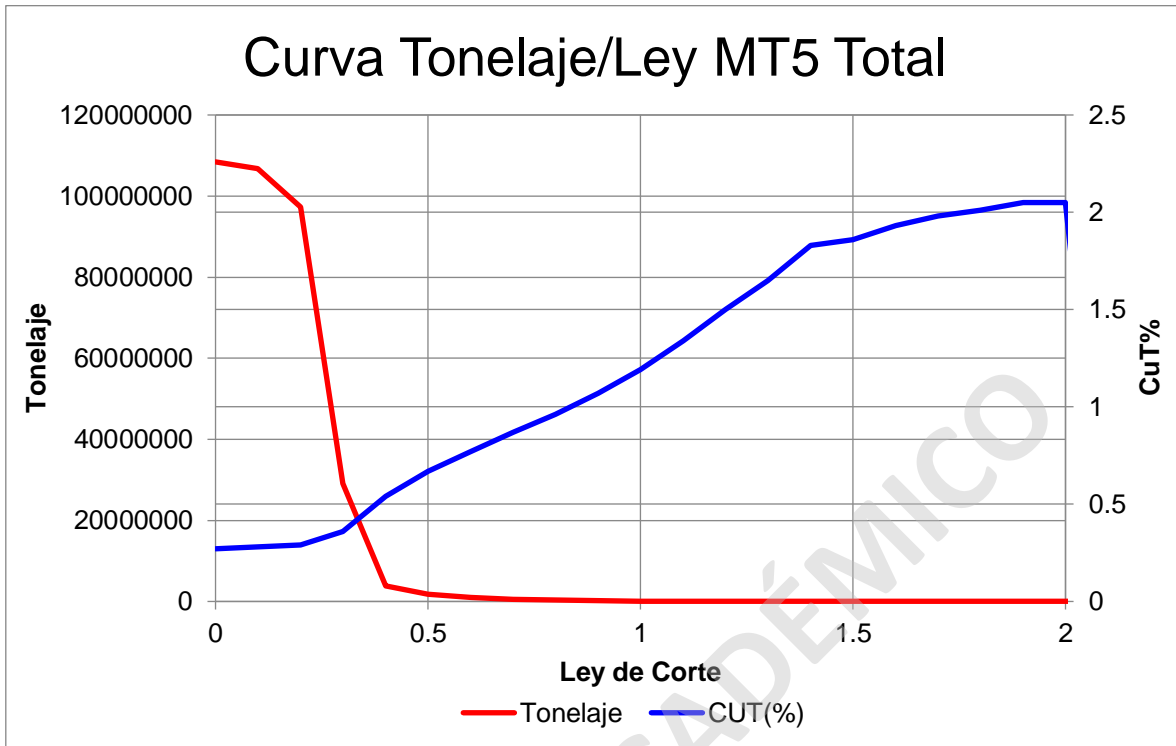


Figura 67. Curvas tonelaje/ley del total de datos pertenecientes al dominio MT5.

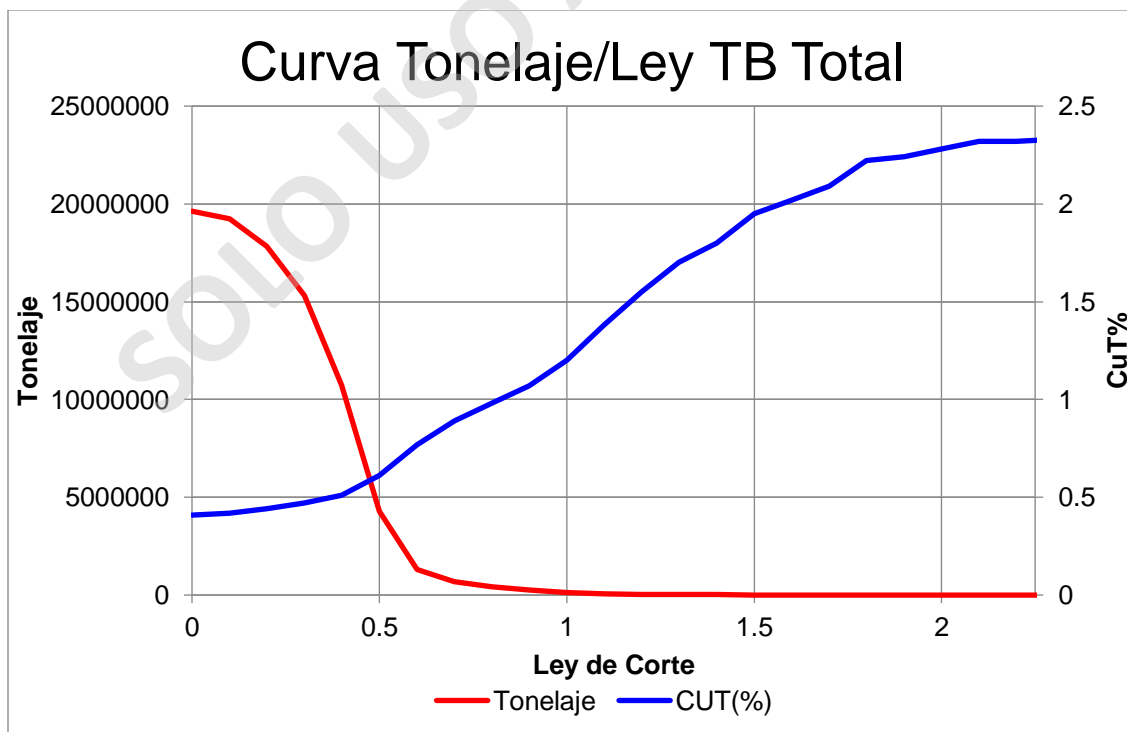


Figura 68. Curvas tonelaje/ley del total de datos pertenecientes al dominio TB.

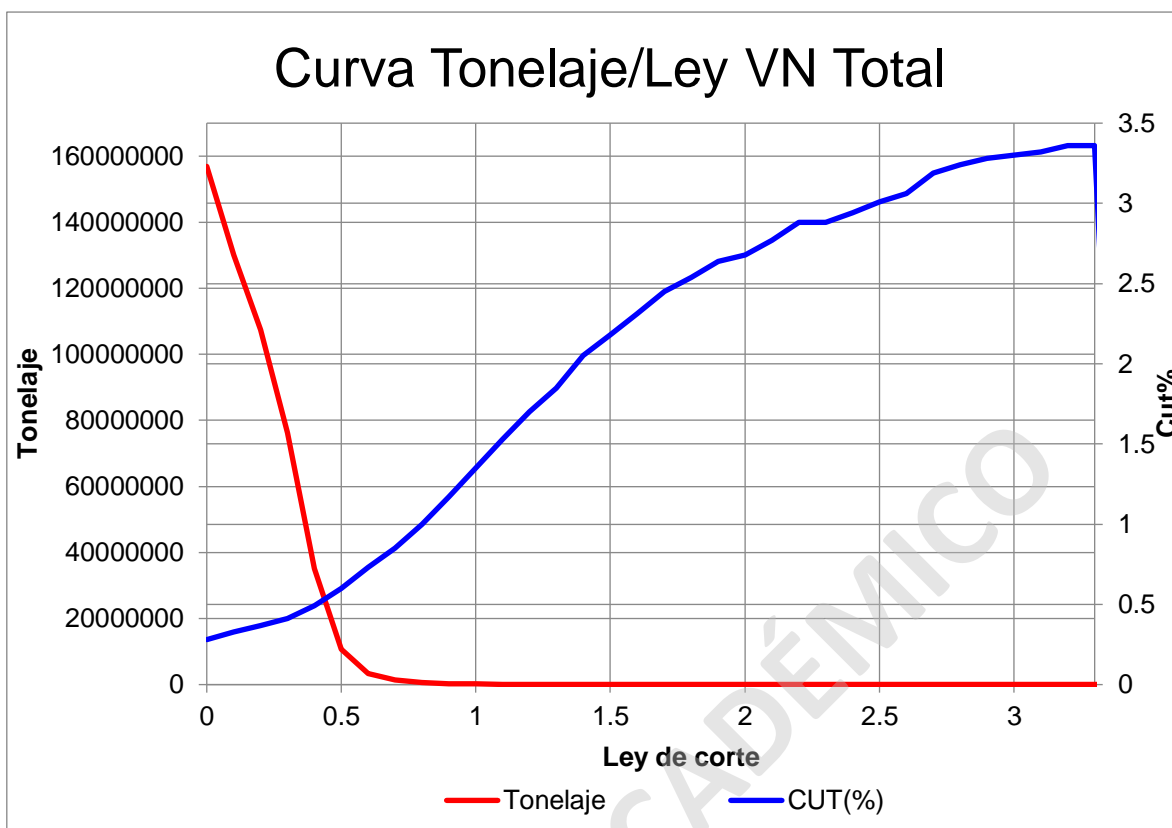


Figura 69. Curvas tonelaje/ley del total de datos pertenecientes al dominio VN.

#### D. COSTOS Y METRAJES DE CADA MALLA (\$158 USD X METRO)

Tabla 17. Resumen de longitud (metros) y costos de cada malla simulada

	M30	M25	M20	M15	M10
<b>Metros totales</b>	3764.461	4767.165	6288.834	6420.054	11831.552
<b>Metros MF</b>	1471.632	1613.700	2138.578	2380.737	4178.181
<b>Metros MT5</b>	337.716	566.538	669.879	646.072	1286.406
<b>Metros TB</b>	740.502	904.482	1157.936	1263.555	2152.543
<b>Metros VN</b>	994.565	1487.265	1974.848	1838.668	3638.094
<b>Costo metros totales (\$USD)</b>	\$594,785	\$753,212	\$993,636	\$1,014,369	\$1,869,385
<b>Costo MF (\$USD)</b>	\$232,518	\$254,965	\$337,895	\$376,156	\$660,153
<b>Costo MT5 (\$USD)</b>	\$53,359	\$89,513	\$105,841	\$102,079	\$203,252
<b>Costo TB (\$USD)</b>	\$116,999	\$142,908	\$182,954	\$199,642	\$340,102
<b>Costo VN (\$USD)</b>	\$157,141	\$234,988	\$312,026	\$290,510	\$574,819

SOLO USO ACADÉMICO