

FACULTAD DE INGENIERÍA

Carrera de **INGENIERÍA DE MINAS**

“OPTIMIZACIÓN DEL PLAN DE KRIGING
ORDINARIO MEDIANTE LA VALIDACIÓN
CRUZADA EN LA ESTIMACIÓN DE RECURSOS
GEOLÓGICOS, 2020”

Tesis para optar al título profesional de:

INGENIERO DE MINAS

Autores:

Gilbriant Leandro Escudero Navarro
Jose Carlos Miguel Morera Quiroz

Asesor:

Ing. Jesús Gabriel Vilca Pérez

<https://orcid.org/0000-0002-8348-8624>

Trujillo - Perú

JURADO EVALUADOR

Jurado 1 Presidente(a)	Mag. Ing. Jorge Omar Gonzáles Torres.	43703713
	Nombre y Apellidos	Nº DNI

Jurado 2	Mag. Brian Huby Silva	41636207
	Nombre y Apellidos	Nº DNI

Jurado 3	Mag. Wilder Chuquiruna Chávez	41245114
	Nombre y Apellidos	Nº DNI

DEDICATORIA

Esta tesis no sería posible sin todo el esfuerzo y tiempo que empleamos mi compañero Gilbriant y Yo y va dedicada a mis padres, hermanos, familiares y mejores amigos que ahora después de tanto apoyo y tiempo pueden ver los frutos de todas las enseñanzas impartidas, momentos buenos y malos y mucho más. Quiero dedicar esta tesis a las personas que quiero más en este mundo las cuales me enseñaron a seguir contra todo a saber batallar y nunca ser vencido por nada, si en algún momento te llegas a caer miras al cielo y te levantas y lo vuelves a hacer así falles mil veces vuelves a intentar mil veces más todo tiene un principio y un fin, gracias.

Jose Carlos Miguel Morera Quiroz

La presenta tesis va dedicado a nuestro señor dios quien estuvo de mi lado en todo el desarrollo de la tesis, así también a mis padres ya que sin el empuje y soporte que ellos me brindaron para afrontar metas, retos y objetivos que se me presentaron a lo largo de todo este tiempo del mismo modo a los docentes de la Universidad Privada del Norte por todo el apoyo para formarme como profesional.

Gilbriant Leandro Escudero Navarro

AGRADECIMIENTO

De manera muy especial a la Universidad Privada del Norte que en conjunto con los docentes nos brindaron los conocimientos necesarios a lo largo de todos estos años de formación personal, así como también por brindarnos las herramientas y medios necesarios para poder seguir adelante y en nuestra investigación, del mismo modo a nuestro asesor el ingeniero Jesús G. Vilca Pérez por el tiempo brindado en cada momento que era necesario y por guiarnos en el desarrollo de esta investigación.

ÍNDICE

JURADO EVALUADOR	2
DEDICATORIA	3
AGRADECIMIENTO	4
ÍNDICE	5
ÍNDICE DE TABLAS	8
ÍNDICE DE FIGURAS	11
RESUMEN	16
ABSTRACT	17
CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN	18
1.1. Realidad problemática	18
1.2. Formulación del problema	21
1.3. Objetivos	21
1.3.1 Objetivo General	21
1.3.2 Objetivo Especifico	21
1.4. Hipótesis	21
ANTECEDENTES	22

1.1.1.	Antecedentes a nivel internacional	22
1.1.2.	Antecedentes a nivel nacional	25
1.1.	Marco teórico	26
1.1.1.	Distribución estadística de valores	26
1.1.2.	Estadísticas elementales	35
1.1.3.	Selección de muestras	37
1.1.3.	Validación cruzada	39
1.1.4.	Bondad del variograma ajustado y validación cruzada	42
1.1.5.	Análisis variográfico	44
1.1.6.	Plan de Kriging	51
1.1.7.	Validación cruzada o cross validation	53
1.2.	JUSTIFICACIÓN	59
1.3.	Tipo de investigación	60
CAPITULO II METODOLOGÍA		61
2.1.	Población y muestra	61
2.2.	Ubicación y Acceso de la Investigación	61
2.3.	Diseño de investigación	61
2.4.	Variables	62
2.5.	Operacionalización de variables	62
2.6.	Técnicas e instrumentos de recolección y análisis de datos	66
2.7.	Instrumentos, materiales y equipos	66
2.8.	Procedimiento	66
2.9.	Instrumentos de recolección de datos	67
CAPITULO III RESULTADOS		68

3.1. Análisis exploratorio de leyes de cobre (EDA)	68
3.1.1. Estadística descriptiva	68
3.1.2. Histograma Cu sin compositar	69
3.1.4. Nubes direccionales del compósito	70
3.1.1. EDA cobre real y compositados – roca 1	71
3.2. Mapas variográficos, variogramas experimentales y modelados	81
3.2.1. Mapa variográfico, variograma experimental y modelado roca 1	81
3.2.2. Mapa variográfico, variograma experimental y modelado - roca 2	84
3.2.3. Mapa variográfico, variograma experimental y modelado - roca 3	87
3.3. Validación cruzada	91
3.3.1. Parámetros empleando elipsoides	91
3.3.2. Parámetros considerando Cubo (Box)	94
3.4. Resumen empleando elipsoides (E)	97
3.4.1. Sin considerar el compósito a estimar (SC)	97
3.4.2. Sin considerar los compósitos del sondaje (SS)	108
3.5. Resumen empleado Cubos (Box)	118
3.5.1. Sin considerar el compósito a estimar (SC)	118
3.5.2. Sin considerar los compósitos del sondaje (SS) - Box	127
CAPITULO IV DISCUSIÓN	133
CONCLUSIONES	140
RECOMENDACIÓN	142
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	143
ANEXOS	146

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 <i>Matriz, operacionalización de variables</i>	63
Tabla 2 <i>Matriz de consistencia</i>	64
Tabla 3 <i>Estadística descriptiva de leyes de Cu sin compositar y compositados</i>	68
Tabla 4 <i>Estadística descriptiva de leyes de Cu sin compositar y compositados – roca 1</i> . 71	
Tabla 5 <i>Estadística descriptiva de leyes de Cu sin compositar y compositados – roca 2</i> . 74	
Tabla 6 <i>Estadística descriptiva de leyes de Cu sin compositar y compositados – roca 3</i> . 77	
Tabla 7 <i>Parámetros, variograma experimental – roca 1</i>	81
Tabla 8 <i>Parámetros, variograma modelado – roca 1</i>	82
Tabla 9 <i>Parámetros, variograma experimental – roca 2</i>	84
Tabla 10 <i>Parámetros, variograma modelado – roca 2</i>	85
Tabla 11 <i>Parámetros, variograma experimental – roca 3</i>	87
Tabla 12 <i>Parámetros, variograma modelado – roca 3</i>	88
Tabla 13 <i>Parámetros, validación cruzada empleando elipsoides – roca 1</i>	91
Tabla 14 <i>Parámetros, validación cruzada empleando elipsoides – roca 2</i>	92
Tabla 15 <i>Parámetros, validación cruzada empleando elipsoides – roca 3</i>	93
Tabla 16 <i>Parámetros, validación cruzada empleando Box – roca 1</i>	94
Tabla 17 <i>Parámetros, validación cruzada empleando Box – roca 2</i>	95
Tabla 18 <i>Parámetros, validación cruzada empleando Box – roca 3</i>	96
Tabla 19 <i>Criterios para elegir el mejor plan de Kriging (SC – E) – roca 1</i>	97
Tabla 20 <i>Estadística descriptiva de Cu real (SC - E – 40) – roca 1</i>	97
Tabla 21 <i>Estadística descriptiva de Cu estimado (SC - E – 40) – roca 1</i>	98

Tabla 22	<i>Criterios para elegir el mejor plan de Kriging (SC – E) – roca 2</i>	100
Tabla 23	<i>Estadística descriptiva de Cu real (SC - E – 40) – roca 2</i>	101
Tabla 24	<i>Estadística descriptiva de Cu estimado (SC - E – 40) – roca 2</i>	102
Tabla 25	<i>Criterios para elegir el mejor plan de Kriging (SC – E) – roca 3</i>	104
Tabla 26	<i>Estadística descriptiva de Cu real (SC - E – 16) – roca 3</i>	105
Tabla 27	<i>Estadística descriptiva de Cu estimado (SC - E – 16) – roca 3</i>	106
Tabla 28	<i>Elección del mejor plan de Kriging (SS – E) – roca 1</i>	108
Tabla 29	<i>Estadística descriptiva de Cu real (SS - E – 48) – roca 1</i>	109
Tabla 30	<i>Estadística descriptiva de Cu estimado (SS - E – 48) – roca 1</i>	110
Tabla 31	<i>Elección del mejor plan de Kriging (SS – E) – roca 2</i>	111
Tabla 32	<i>Estadística descriptiva de Cu real (SS - E – 40) – roca 2</i>	112
Tabla 33	<i>Estadística descriptiva de Cu estimado (SS - E – 40) – roca 2</i>	113
Tabla 34	<i>Elección del mejor plan de Kriging (SS – E) – roca 3</i>	115
Tabla 35	<i>Estadística descriptiva de Cu real (SS - E – 40) – roca 3</i>	116
Tabla 36	<i>Estadística descriptiva de Cu estimado (SS - E – 40) – roca 3</i>	116
Tabla 37	<i>Criterios para elegir el mejor plan de Kriging (SC – B) – roca 1</i>	118
Tabla 38	<i>Estadística descriptiva de Cu real (SC - B – 48) – roca 1</i>	119
Tabla 39	<i>Estadística descriptiva de Cu estimado (SC - B – 48) – roca 1</i>	119
Tabla 40	<i>Criterios para elegir el mejor plan de Kriging (SC – B) – roca 2</i>	121
Tabla 41	<i>Estadística descriptiva de Cu real (SC - B – 48) – roca 2</i>	122
Tabla 42	<i>Estadística descriptiva de Cu estimado (SC - B – 48) – roca 2</i>	123
Tabla 43	<i>Criterios para elegir el mejor plan de Kriging (SC – B) – roca 3</i>	124
Tabla 44	<i>Estadística descriptiva de Cu real (SC - B – 16) – roca 3</i>	124
Tabla 45	<i>Estadística descriptiva de Cu estimado (SC - B – 16) – roca 3</i>	125

Tabla 46	<i>Elección del mejor plan de Kriging (SS – B) – roca 1</i>	127
Tabla 47	<i>Estadística descriptiva de Cu real (SS - B – 48) – roca 1</i>	127
Tabla 48	<i>Estadística descriptiva de Cu estimado (SS - B – 48) – roca 1</i>	128
Tabla 49	<i>Elección del mejor plan de Kriging (SS – B) – roca 2</i>	129
Tabla 50	<i>Estadística descriptiva de Cu real (SS - B – 48) – roca 2</i>	129
Tabla 51	<i>Estadística descriptiva de Cu estimado (SS - B – 48) – roca 2</i>	130
Tabla 52	<i>Elección del mejor plan de Kriging (SS – B) – roca 3</i>	131
Tabla 53	<i>Estadística descriptiva de Cu real (SS - B – 32) – roca 3</i>	131
Tabla 54	<i>Estadística descriptiva de Cu estimado (SS - B – 32) – roca 3</i>	132
Tabla 55	<i>Datos de entrada para la tabla Assay (leyes)</i> ¡Error! Marcador no definido.	
Tabla 56	<i>Datos de entrada para la tabla Header (collares).</i>	146
Tabla 57	<i>Datos de entrada para la tabla Survey (direcciones).</i>	147
Tabla 58	<i>Datos de entrada para la tabla Litho (litología).</i>	148

ÍNDICE DE FIGURAS

<i>Figura 1</i> Histograma de concentraciones de cobalto (ppm).....	27
<i>Figura 2</i> Diagrama de caja para las concentraciones de cobalto	28
<i>Figura 3</i> Blox Plot con outliers	28
<i>Figura 4</i> Histograma acumulado desagrupado.....	29
<i>Figura 5</i> Gráfico de probabilidad normal.....	30
<i>Figura 6</i> Gráfico cuantil contra cuantil	31
<i>Figura 7</i> Nube de dispersión entre concentraciones	32
<i>Figura 8</i> Swath Plot.....	34
<i>Figura 9</i> Swath Plot para validación del modelo	35
<i>Figura 10</i> Elipse y elipsoide para búsqueda de muestras.....	37
<i>Figura 11</i> Búsqueda elipsoidal o Cubo (box)	38
<i>Figura 12</i> Distribución de errores mediante Histograma.....	40
<i>Figura 13</i> Función de distribución acumulativa	41
<i>Figura 14</i> Valor verdadero vs. Estimado	41
<i>Figura 15</i> valor de los errores vs. los valores verdaderos	42
<i>Figura 16</i> Representación gráfica de un variograma experimental y modelado.....	45
<i>Figura 17</i> Región de tolerancia $T(h)$ alrededor del vector h (caso bidimensional)	47
<i>Figura 18</i> Variograma experimental de concentraciones de cobalto	48
<i>Figura 19</i> Mapa variográfico (Izquierda) y Variograma experimental a lo largo de direcciones de anisotropía (derecha)	49
<i>Figura 20</i> Variograma modelado con meseta y alcance	51
<i>Figura 21</i> Vecindad elíptica, dividida en cuadrantes	52

<i>Figura 22</i> Sesgo condicional.....	57
<i>Figura 23</i> Sesgo condicional y dispersión de la nube	58
<i>Figura 24</i> Histograma de leyes de Cu sin compositar.....	69
<i>Figura 25</i> Histograma de leyes de Cu – compósito 15 m	69
<i>Figura 26</i> Dirección Este – leyes de Cu.....	70
<i>Figura 27</i> Dirección Norte – leyes de Cu.....	70
<i>Figura 28</i> Elevación – leyes de Cu	71
<i>Figura 29</i> Histograma de leyes de Cu sin compositar – roca 1.....	72
<i>Figura 30</i> Histograma de leyes de Cu compositados – roca 1	72
<i>Figura 31</i> Dirección Este – leyes de Cu – roca 1	73
<i>Figura 32</i> Dirección Norte – leyes de Cu – roca 1.....	73
<i>Figura 33</i> Elevación – leyes de Cu – roca 1.....	74
<i>Figura 34</i> Histograma de leyes de Cu sin compositar – roca 2.....	75
<i>Figura 35</i> Histograma de leyes de Cu compositados – roca 2	75
<i>Figura 36</i> Dirección Este – leyes de Cu – roca 2.....	76
<i>Figura 37</i> Dirección Norte – leyes de Cu – roca 2.....	76
<i>Figura 38</i> Elevación – leyes de Cu – roca 2.....	77
<i>Figura 39</i> Histograma de leyes de Cu sin compositar – roca 3.....	78
<i>Figura 40</i> Histograma de leyes de Cu compositados – roca 3	78
<i>Figura 41</i> Dirección Este – leyes de Cu – roca 3.....	79
<i>Figura 42</i> Dirección Norte – leyes de Cu – roca 3.....	79
<i>Figura 43</i> Elevación – leyes de Cu – roca 3.....	80

<i>Figura 44</i> Mapa variográfico de leyes de Cu – roca 1	83
<i>Figura 45</i> Variograma experimental - modelado de leyes de Cu – roca 1.....	83
<i>Figura 46</i> Mapa variográfico de leyes de Cu – roca 2	86
<i>Figura 47</i> Variograma experimental - modelado de leyes de Cu – roca 2.....	86
<i>Figura 48</i> Mapa variográfico de leyes de Cu – roca 3	89
<i>Figura 49</i> Variograma experimental - modelado de leyes de Cu – roca 3.....	90
<i>Figura 50</i> Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado – roca 1	99
<i>Figura 51</i> Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado – roca 2	103
<i>Figura 52</i> Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado – roca 3	107
<i>Figura 53</i> Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado (SS – E) – roca 1.....	110
<i>Figura 54</i> Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado (SS – E) – roca 2.....	114
<i>Figura 55</i> Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado (SS – E) – roca 3.....	117
<i>Figura 56</i> Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado – roca 1	120
<i>Figura 57</i> Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado – roca 2	123
<i>Figura 58</i> Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado – roca 3	126
<i>Figura 59</i> Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado (SS – B) – roca 1	128
<i>Figura 60</i> Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado (SS – E) – roca 2.....	130
<i>Figura 61</i> Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado (SS – B) – roca 3	132
<i>Figura 62</i> Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 16) – roca 1.....	150
<i>Figura 63</i> Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 24) – roca 1.....	150
<i>Figura 64</i> Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 32) – roca 1.....	151
<i>Figura 65</i> Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 48) – roca 1.....	151

Figura 66 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 16) – roca 2..... 152

Figura 67 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 24) – roca 2..... 152

Figura 68 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 32) – roca 2..... 153

Figura 69 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 48) – roca 2..... 153

Figura 70 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 24) – roca 3..... 154

Figura 71 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 32) – roca 3..... 154

Figura 72 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 40) – roca 3..... 155

Figura 73 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 48) – roca 3..... 155

Figura 74 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 16) – roca 1..... 156

Figura 75 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 24) – roca 1..... 156

Figura 76 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 32) – roca 1..... 157

Figura 77 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 40) – roca 1..... 157

Figura 78 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 16) – roca 2..... 158

Figura 79 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 24) – roca 2..... 158

Figura 80 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 32) – roca 2..... 159

Figura 81 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 48) – roca 2..... 159

Figura 82 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 16) – roca 3..... 160

Figura 83 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 24) – roca 3..... 160

Figura 84 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 32) – roca 3..... 161

Figura 85 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 48) – roca 3..... 161

Figura 86 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 16) – roca 1..... 162

Figura 87 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 24) – roca 1..... 162

Figura 88 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 32) – roca 1..... 163

Figura 89 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 40) – roca 1..... 163

Figura 90 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 16) – roca 2..... 164

Figura 91 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 24) – roca 2..... 164

Figura 92 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 32) – roca 2..... 165

Figura 93 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 40) – roca 2..... 165

Figura 94 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 24) – roca 3..... 166

Figura 95 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 32) – roca 3..... 166

Figura 96 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 40) – roca 3..... 167

Figura 97 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 48) – roca 3..... 167

Figura 98 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 16) – roca 1..... 168

Figura 99 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 24) – roca 1..... 168

Figura 100 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 32) – roca 1..... 169

Figura 101 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 40) – roca 1..... 169

Figura 102 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 16) – roca 2..... 170

Figura 103 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 24) – roca 2..... 170

Figura 104 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 32) – roca 2..... 171

Figura 105 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 40) – roca 2..... 171

Figura 106 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 16) – roca 3..... 172

Figura 107 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 24) – roca 3..... 172

Figura 108 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 40) – roca 3..... 173

Figura 109 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 48) – roca 3..... 173

RESUMEN

La presente investigación tuvo como objetivo principal optimizar el plan de Kriging Ordinario, mediante la validación cruzada en la estimación de recursos geológicos en un yacimiento cuprífero.

La metodología empezó con el estudio exploratorio (EDA) de los datos sin compositar y compositados a 15 metros, de forma general y por cada litología (roca 1, 2 y 3). Este análisis previo tuvo como finalidad identificar errores dentro de los datos. Luego, se realizó el análisis variográfico con son mapas variográficos, variogramas experimentales y modelados; los cuales permitieron identificar la anisotropía de las muestras en cada litología. Después, se definieron diferentes planes de estimación ya sea en Elipsoidal y Box (cubos), y sin considerar sólo el compósito a estimar o todo el sondaje donde pertenecía este; finalmente, se optimizó el mejor plan en base a criterios como insesgo global (menor error de estimación), insesgo condicional (cercano a 1), coeficiente R^2 (cercano a 1) y la precisión de la estimación (cercana a 0).

Los resultados mostraron que el plan óptimo de Kriging para las litologías 1, 2 y 3 fue de 40, 40 y 16 muestras, respectivamente; considerando un plan de estimación (elipsoidal) y sin considerar únicamente al compósito a estimar. Por lo tanto, estos son los planes que mejor se ajustan a los datos al comparar con los criterios de los demás planes ya sea en elipsoidal y Box.

PALABRAS CLAVES: Validación cruzada, plan de Kriging, variografía, promedio de errores estandarizados, insesgo global, insesgo condicional, varianza mínima.

ABSTRACT

The main objective of this research was to optimize the Ordinary Kriging plan, through cross validation in the estimation of geological resources in a copper deposit.

The methodology started with the exploratory study (EDA) of the uncomposited and composited data at 15 meters, in general and for each lithology (rock 1, 2 and 3). The purpose of this preliminary analysis was to identify errors in the data. Then, the variographic analysis was carried out with variographic maps, experimental and modeled variograms; which allowed identifying the anisotropy of the samples in each lithology. Then, different estimation plans were defined either in Ellipsoidal and Box (cubes), and without considering only the composite to be estimated or the whole borehole where it belonged; finally, the best plan was optimized based on criteria such as global unbiased (lower estimation error), conditional unbiased (close to 1), R2 coefficient (close to 1) and estimation precision (close to 0).

The results showed that the optimal Kriging plan for lithologies 1, 2 and 3 was 40, 40 and 16 samples, respectively; considering an estimation plan (ellipsoidal) and without considering only the composite to be estimated. Therefore, these are the plans that best fit the data when compared with the criteria of the other plans either in ellipsoidal and Box.

PALABRAS CLAVES: Cross validation, Kriging plan, variography, global unbiased, local unbiased, errors mean, minimum variance.

CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN

1.1. Realidad problemática

La evaluación de yacimientos en el mundo es una disciplina que involucra conocimientos de probabilidad, estadística y geología, entre otras áreas científicas. Esta área de estudio surge de la necesidad de caracterizar lo mejor posible un yacimiento tanto cualitativa como cuantitativamente, buscando aumentar la precisión asociada a la estimación de recursos geológicos. Una forma de precisar la estimación es mediante la técnica de la validación cruzada, otra es Jack knife, la cual consiste en realizar análisis estadísticos permitiendo verificar la adecuación entre los datos reales y los datos estimados según los parámetros adoptados tales como: modelo variográfico, vecindad de kriging (número de muestras a emplear en la estimación), forma de la vecindad de búsqueda (elipsoide o elipse), y otros. El proceso consiste en estimar la variable de interés en un sitio con valor real, empleando los valores reales restantes. A partir de lo anterior, se calcula el error de estimación que es la diferencia entre el valor estimado y el valor real, luego se realiza un análisis estadístico exhaustivo de los errores mediante diferentes instrumentos, como histogramas, nube de correlación, swath plot, otros. (Vergara Bustos, 2013)

En Chile en el año 2019, el proceso de estimación para yacimientos tipo pórfido cuprífero comprendía etapas como el almacenamiento, uso de información, modelamiento geológico, estimación de variables cuantitativas, formación del modelo de bloques, categorización, validación y reconciliación de los resultados obtenidos. Cada una tendrá

enfoques y entregas con niveles diferentes según la etapa en la que se encuentre el proyecto. Los resultados deben ser validados a partir de diversas técnicas y de información nueva

proveniente de mina o nuevas campañas de sondajes según corresponda. Cada etapa de la estimación tiene distintas metodologías y protocolos específicos para realizarse, como diferentes métodos de control de calidad y técnicas para la validación de sus resultados. La validación del modelo tiende a ser un proceso exhaustivo, pero en general la mayoría de las técnicas y chequeos son utilizados en todos los yacimientos. Las menos utilizadas corresponden a la validación cruzada y el Jack knife, que sirven para poder evaluar el desempeño de la estimación. (Ávila Indo, 2019)

En Chile en el año 2010, con el objetivo de comparar diversos enfoques geoestadísticos en yacimientos polimetálicos (estimación con simulaciones) al estimar recursos de yacimientos polimetálicos, se tuvo la necesidad de comparar sus resultados en cada enfoque. Para validar sus variogramas propuesto se emplearon las validaciones cruzadas, en el primer enfoque con Kriging ordinario, se obtuvieron errores estandarizados de 0.002 y 0.006, y varianza de 1.122 y 1.516 de oro y plata, respectivamente. En la simulación multigaussiana de oro y plata el error estandarizado fue 0.001 y 0.003, y varianza de 0.632 y 0.512. En el segundo enfoque, con cokriging ordinario el error estandarizado fue 0.002 y 0.006 y varianza 1.105 y 1.507. En la cosimulación multigaussiana el error estandarizado fue 0.001 y 0.003 y varianza 0.630 y 0.514. (Corral Gonzáles, 2010)

En Colombia en el año 2015, la evaluación de recursos minerales de un yacimiento de aluvión del valle del río Nechi, se realizó a partir de una toma de muestras, utilizando

técnicas tradicionales, como pueden ser la interpolación por el método de los polígonos, el método de inverso de la distancia o promedios ponderados, métodos geoestadísticos de interpolación como el Kriging simple o el Kriging ordinario y recientemente métodos de simulación. Sin embargo, el Kriging suele dar una imagen suavizada de la realidad del yacimiento. Los métodos tradicionales no consideran el error asociado en la estimación. Por tanto, los autores para poder cuantificar el error asociado y dar una mayor precisión a la estimación y entregar un modelo de bloques más robusto emplearon la técnica de validación cruzada. Con la cual dieron validez al variograma teórico seleccionado que mejor se ajustó al variograma experimental. (Osorio Arteaga, 2015)

En Perú en el año 2019, la mina Cuajone explotó material tipo: sulfuro de baja ley, óxidos y desmonte. Estos materiales son determinados por procesos geoestadísticos basados en resultados analíticos de las muestras de las campañas de perforación. Para aumentar el nivel de confiabilidad de los recursos se aplicó la Simulación Condicional Gaussiana, con el fin de representar leyes de cobre más cercanos a la realidad y conocer la variabilidad de la mineralización. Uno de los desafíos que se tuvo fue saber si el variograma elegido era el adecuado, por tanto, para validarlo se empleó la validación cruzada mediante el coeficiente de correlación. (Cahuana Ochoa, 2019)

1.2. Formulación del problema

¿Cómo optimizar el plan de Kriging Ordinario en la estimación de recursos geológicos, 2020?

1.3. Objetivos

1.3.1 Objetivo General

Optimizar el plan de Kriging Ordinario mediante la validación cruzada en la estimación de recursos geológicos, 2020.

1.3.2 Objetivo Especifico

- Realizar el estudio exploratorio de los datos.
- Compositar sondajes diamantinos.
- Realizar el análisis variográfico: mapa, variograma experimental y modelado.
- Definir el plan de estimación, elipsoidal y Cubo (Box).
- Validar el plan: validación cruzada.
- Elegir el plan de Kriging optimizado.

1.4. Hipótesis

H₁: La validación cruzada permitirá optimizar el plan de Kriging Ordinario en la estimación de recursos geológicos, 2020.

H₂: La validación cruzada no permitirá optimizar el plan de Kriging Ordinario en la estimación de recursos geológicos, 2020.

Antecedentes

1.1.1. Antecedentes a nivel internacional

(Ávila Indo, 2019) en su tesis “Desarrollo de guía de mejores prácticas en estimación de recursos mineros para yacimientos tipo pórfidos cupríferos en Chile” tuvo como objetivo principal definir prácticas, metodologías y herramientas a incorporar en una guía de mejores prácticas del proceso de estimación de recursos mineros, considerando todas sus etapas. Mediante la validación cruzada validó los resultados de estimación. Finalmente, concluyó que es importante destacar que el modelo geológico es la base de los modelos de estimación, geometalurgia y geotécnia.

(Morales Gómez, 2019) en su tesis “Evaluación geoestadística por medio del método de condicionamiento uniforme para un caso de estudio de un yacimiento de oro localizado en el departamento de Antioquía, Colombia” tuvo como objetivo principal evaluar la viabilidad geoestadística de varios métodos de estimación de recursos recuperables en un yacimiento aurífero ubicado en el departamento de Antioquía, tomando para el estudio datos de la veta el Limón. La información fue de 6803 muestras georreferenciadas, los resultados obtenidos de la validación cruzada en los modelos ajustados obtuvieron una varianza de errores estandarizados de 0.89, la media de los errores estandarizados fue igual a 0.209, el porcentaje de rechazo de muestras fue 8% y un coeficiente de correlación cercano a 0.6. Los análisis de los resultados de la validación no fueron del todo satisfactorios, debiéndose quizás a la frecuencia acumulada la cual no poseía una distribución normal, sino lognormal.

(Naranjo Cabello, 2017) en su tesis “Modelamiento geológico y estimación de recursos, Yacimiento la Niña, Tongoy, cementos Melón S.A. tuvo como principal objetivo generar un nuevo modelo geológico caracterizando las concentraciones y el cálculo de recursos de CaCO_3 . Para obtener una validación aceptable se esperó que la validación mediante Drift Analysis, la estimación sea muy similar al gráfico que representa los datos de muestreo, y para la validación cruzada, tener resultados con una correlación lo más cercano al 100% posible, corroborando con el gráfico de Scatter Plot, para el desarrollo se utilizó 13 sondajes con una profundidad de 15 metros obteniendo 461 muestras, teniendo como resultado en la validación cruzada de CaO una correlación de 0.73, slope de 0.62, intersección 19.5 y rango de correlación de 0.76.

(Pérez Paredes, 2016) en su tesis “Comparación de métodos de interpolación geoestadísticos con y sin variables auxiliares para la precipitación anual” tuvo como uno de sus objetivos principales validar la bondad de los métodos de interpolación aplicados mediante validación cruzada, teniendo como resultado que al comparar el kriging universal y el kriging ordinario, se observa que las dos combinaciones en las que participó la variable trmm, la correlación aumenta y el error disminuye, concluyendo que las limitaciones principales en el trabajo se puede mencionar la escala de densidad de estaciones utilizadas, la necesidad de evaluar parámetros derivados de la altitud como orientación y pendiente y la necesidad de comprobar la efectividad de las variables auxiliares a escala mensual.

(Rojo Barreales, 2015) en su tesis “Optimización en la prospección de sondeos en minería, mediante técnicas de geoestadística multivariante” uno de sus objetivos principales fue analizar y discutir las técnicas de Kriging mediante la validación cruzada, en la evaluación de los resultados. El estudio fue desarrollado con 69 muestras provenientes de sondajes y los resultados de la validación cruzada de la variable Z_t tuvieron como mínimo 131.5, máximo 1051.6, media 883.1 y una desviación estándar de 87.9, para la variable Z_m se obtuvo un mínimo de 0.65, máximo 1.02, media 0.79 y desviación estándar de 0.06, para la variable P_{capa} se obtuvo un mínimo 0.64, máximo 1.02, media 0.79 y desviación estándar de 0.06 en la variable de M_{jul} se obtuvo un mínimo 22.2, máximo 22.58, media 22.39 y desviación estándar de 0.07. El trabajo de investigación concluyó que el kriging ordinario con variograma modelado esférico, es el que menor grado de error se obtiene en la predicción. El análisis se desarrolló empleando diagramas de Q-Q Plot e histogramas.

(Osorio Arteaga, 2015) en su tesis “Comparación entre los métodos de estimación de recursos mineros empleando métodos tradicionales y geoestadísticos en la planificación minera de placeres” tuvo como objetivo general comparar los resultados que se obtiene empleando métodos de estimación tradicional, Kriging y de simulación por bandas rotantes, para dos bloques de un mismo yacimiento aluvial, procediendo con el estudio exploratorio de los datos, el desagrupamiento de los datos, realización de estimación del variograma experimental y ajustado al variograma teórico que mejor se ajuste, se seleccionaron las vecindades adecuadas para cada área de estudio, se realizó la validación cruzada para establecer valides de los modelos satisfaciendo la media de los errores y los errores

estandarizados deben ser cercanos a cero, y la varianza de los errores que mide la precisión del estimador debe ser mínima, teniendo como número de muestras 262 leyes de oro con una media de 90.81 y desviación estándar de 78.23, teniendo como resultado que el porcentaje de variación para las bandas rotantes (media) -23.9%, bandas rotantes (pesimista) -74.6%, bandas rotantes (optimista) 34.4, Kriging ordinario -23.5% e inverso de la distancia -24.0%.

1.1.2. Antecedentes a nivel nacional

(Cahuana Ochoa, 2019) en su tesis “Aplicación de la simulación condicional a los dominios de estimación de recursos de la mina Cuajone” tuvo como objetivo elegir el mejor escenario y/o realización al aplicar la técnica de simulación condicional Gaussiana al comparar con la técnica de estimación y la data real para cada dominio según las leyes de cobre. Los resultados del coeficiente de correlación para los dominios 400, 401, 402, 404, 405, 406, 407, 408, 409 y 410 fueron 0.417, 0.772, 0.82, 0.883, 0.89, 0.8, 0.69, 0.80, 0.90, 0.89, 0.78 y 0.788, respectivamente. Concluyendo que en cada dominio se obtuvieron escenarios cercanos de la ley original, donde la distribución de los datos en los histogramas presentados en todos los escenarios obtenidos lo respaldaron, al igual que las gráficas de Q-Q Plot y Swath Plot. Los valores de los datos originales tuvieron correspondencia (conversaban) con los valores simulados, en cada unidad de estudio.

Se usó la metodología de verificación y validación del modelo mediante histogramas, curva tonelaje-ley media y Swath Plot. Los variogramas empleados fueron validados mediante el coeficiente de correlación, en teoría su valor debe ser próximo a uno.

1.1.Marco teórico

1.1.1. Distribución estadística de valores

1.1.1.1. Histograma

(Emery, 2013) Consiste en la representación gráfica de las frecuencias de ocurrencia en con función del valor. Consiste en dividir el rango de los valores en intervalos, generalmente con el mismo ancho y poder visualizar la proporción de datos que caben dentro de cada uno de los intervalos.

El histograma es una herramienta muy útil que sirve para detectar los valores atípicos o también conocidos outliers, cabe destacar que un dato atípico no es forzosamente falso y no debe ser eliminado sin razón alguna. Como se da en casos la falla en los protocolos de medición o un valor ausente codificado como el número -99. Pudiendo reflejar el comportamiento verdadero de la variable regionalizada y eliminarlo impedirá prever la ocurrencia de los valores en las zonas que no son muestreadas. La visualización del histograma de los datos también sirve para verificar su homogeneidad, eventualmente una división del campo en varias subzonas será necesaria.

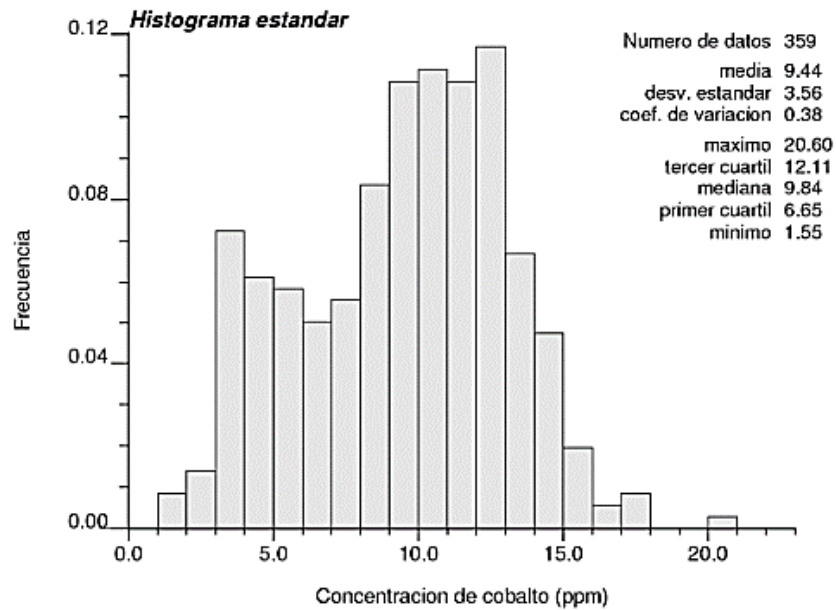


Figura 1 Histograma de concentraciones de cobalto (ppm)

1.1.1.2. Diagrama de caja

(Emery, 2013) De vez en cuando acompaña al histograma el diagrama de caja o también llamada Box plot, el cual presenta un solo eje representando cinco cuantiles a 2.5% y 97.5%, el primer y el tercer cuartil y la mediana como se muestra en la *Figura 2*. Entre los dos cuantiles extremos, se observa el 95% de los datos, mientras que entre el primer cuartil y la mediana se observa el 25% de los datos, al igual que entre la mediana y el tercer cuartil. Permitiendo resumir algunas características de la distribución, tales como su simetría y dispersión.

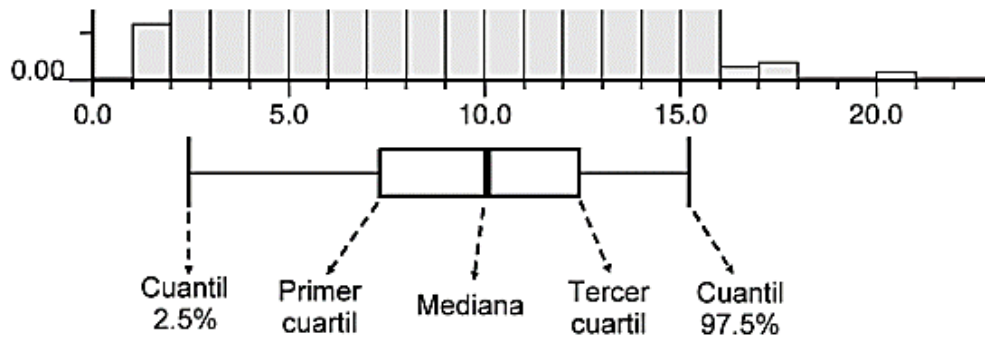


Figura 2 Diagrama de caja para las concentraciones de cobalto

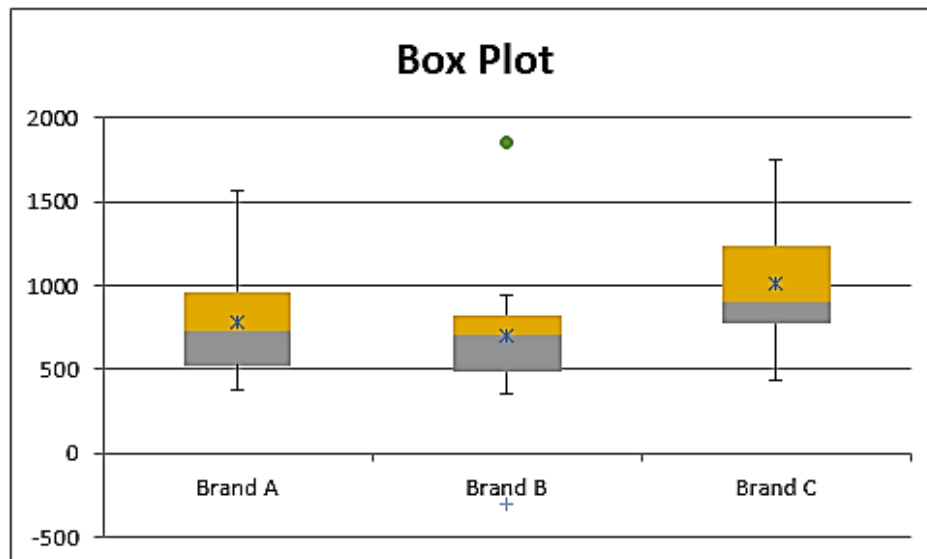


Figura 3 Blox Plot con outliers

1.1.1.3. Histograma acumulado

(Emery, 2013) En vez de visualizar la frecuencia de valores para cada intervalo, se puede visualizar la frecuencia acumulativa, es decir la frecuencia de los valores de bajo umbral como una función de este umbral, lo que da el histograma acumulado. Este tipo de histograma es una función creciente, desde 0 del valor más bajo de la variable hasta 1 para el más alto, caso contrario el histograma acumulado

inverso que muestra la frecuencia de valores que superan un umbral en la función de este umbral es una función decreciente, conocida en geoestadística minera como curva tonelaje ley, dado que la frecuencia acumulada es proporcional al tonelaje de material cuya ley supera la ley de corte. Como se muestra en la siguiente figura.

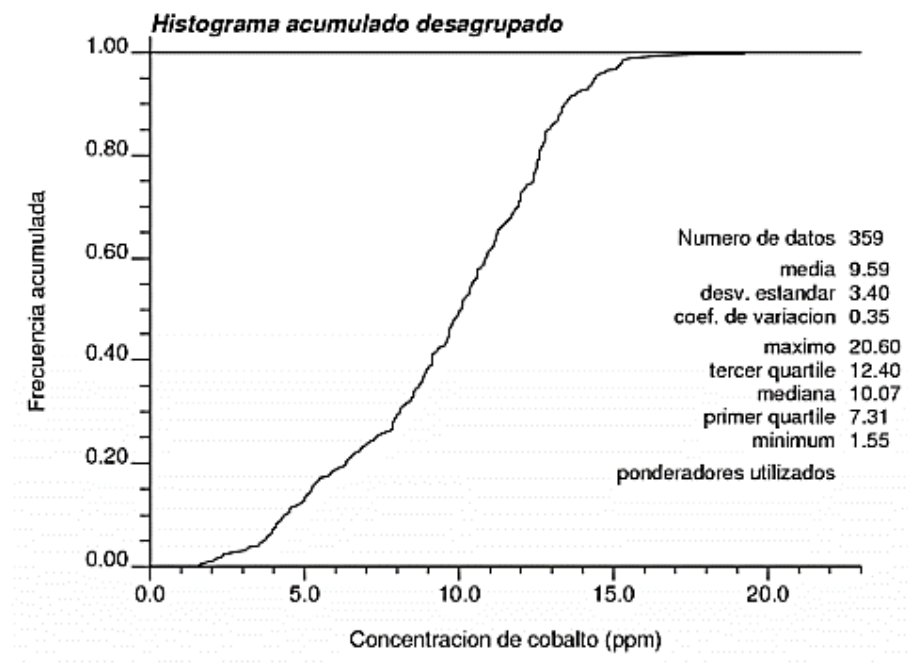


Figura 4 Histograma acumulado desagrupado

1.1.1.4. Gráfico de probabilidad

(Emery, 2013) El gráfico sirve para comparar una distribución experimental con una distribución de referencia, cambiando la escala de los ejes del histograma acumulado de tal modo que, la distribución experimental coincide con la distribución de referencia.

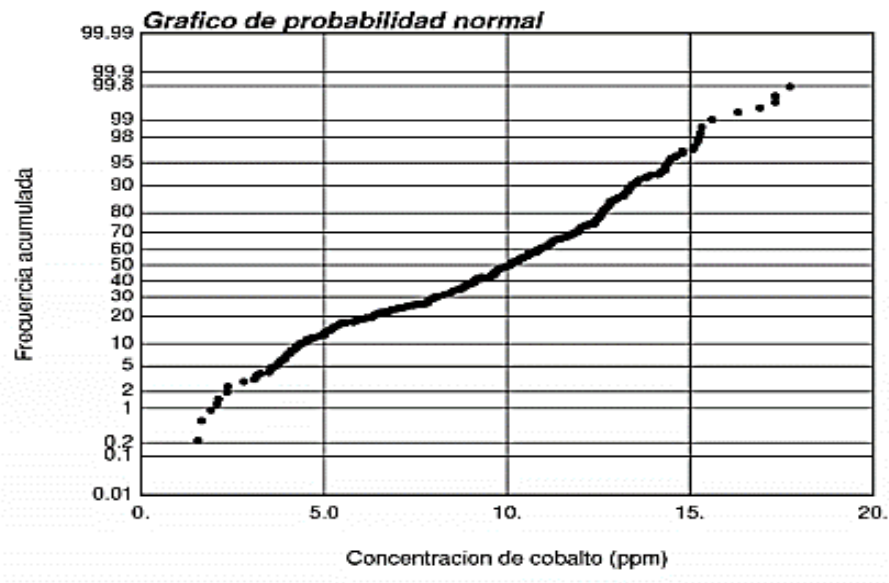


Figura 5 Gráfico de probabilidad normal

1.1.1.5. Gráfico cuantil contra cuantil

(Emery, 2013) Este gráfico busca comparar dos distribuciones entre sí, que pueden ser asociadas a variables distintas, o una misma variable medida en zonas distintas o con aparatos distintos. Un gráfico que da una recta significa que las distribuciones de los dos grupos de datos tienen la misma forma, si la recta tiene una pendiente igual a 1, ambas distribuciones tienen la misma dispersión, pero posiblemente no tiene la misma media, si además la recta coincide con la diagonal, ambas distribuciones son iguales.

(Francés Murguía, 2018) El gráfico cuantil contra cuantil no da ninguna información de correlación que existe entre ellos, solo permite comparar sus distribuciones (histogramas).

Los gráficos QQ plot, comparan los cuantiles de dos distribuciones (Histogramas), los cuantiles se obtienen aplicando la función de distribución estimada inversa a las probabilidades de $\alpha_1 = 1 / (n + 1)$; $\alpha_2 = 2 / (n + 1) \dots \alpha_n$ para $i = 1, 2, \dots, n$, donde θ es un estimador de los parámetros desconocidos que se obtiene con los datos observados; las coordenadas de los puntos que se grafican para obtener la gráfica QQ es:

$$\left[F^{-1}(\alpha_i; \theta), x_{(i)} \right] = \left[F^{-1}\left(\frac{i}{n+1}; \theta\right), x_{(i)} \right], \text{ para } i = 1, \dots, n.$$

Dónde: θ es un estimador de los parámetros desconocidos que se obtiene con los datos observados.

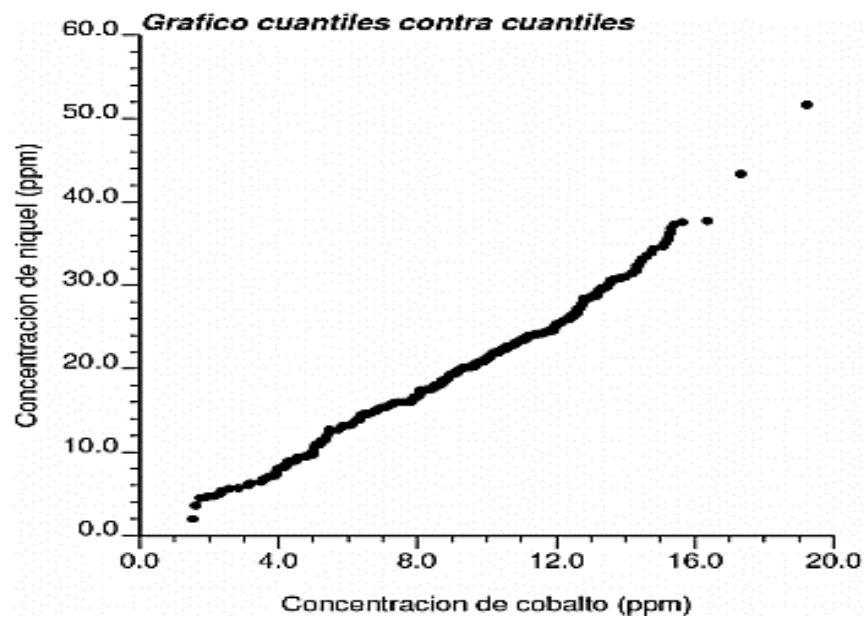


Figura 6 Gráfico cuantil contra cuantil

El gráfico representa relación de distribución de la concentración de níquel y cobalto, presenta una estrecha relación de sus histogramas.

1.1.1.6. Nube de dispersión o de correlación

(Emery, 2013) El gráfico en forma de nube consiste en visualizar los valores de una variable en función de otra, requiriendo que ambas variables hayan sido medidas en los mismos sitios, sirviendo para ver la relación o correlación de ambas variables, así como detectar datos atípicos (puntos que se encuentran alejados de la nube).

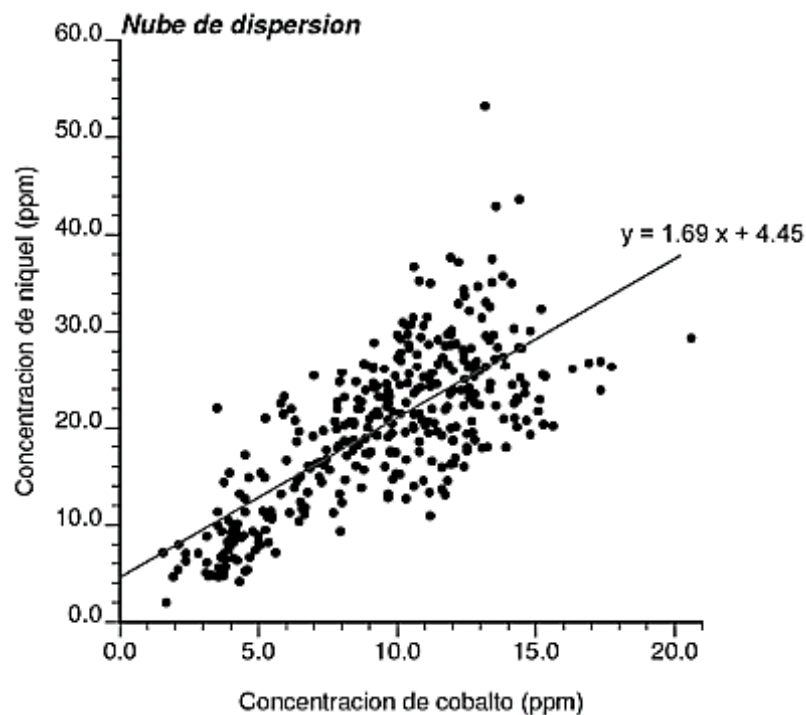


Figura 7 Nube de dispersión entre concentraciones

1.1.1.7. Swath plot

(Leapfrog, 2020) Los Swath Plot o también llamados diagramas de franjas son una importante herramienta de validación para proporcionar comparaciones entre puntos de muestra (compuestos o no compuestos) y valores estimados para

identificar cualquier sesgo hacia la subestimación o sobreestimación o cualquier suavizado en los resultados. También se puede comparar el efecto de diferentes métodos y parámetros de estimación.

El diagrama de franjas es un gráfico unidimensional en una dirección de interés específica. Una franja es un corte en sección a través del modelo de bloque con un espesor especificado. Swath Plot muestra la pendiente promedio de los bloques en la franja, junto con los valores de muestra promediados.

(Murphy, 2019) En la industria minera, los estimadores de recursos minerales suelen preparar gráficos de ventanas móvil como parte de la validación de las estimaciones de ley del modelo de bloques. Este proceso implica dividir el modelo de bloques y los datos utilizados para estimar los bloques en cortes de ancho apropiado, generalmente un múltiplo del espaciado de perforación, con cortes creados a lo largo de las direcciones norte, este y elevación.

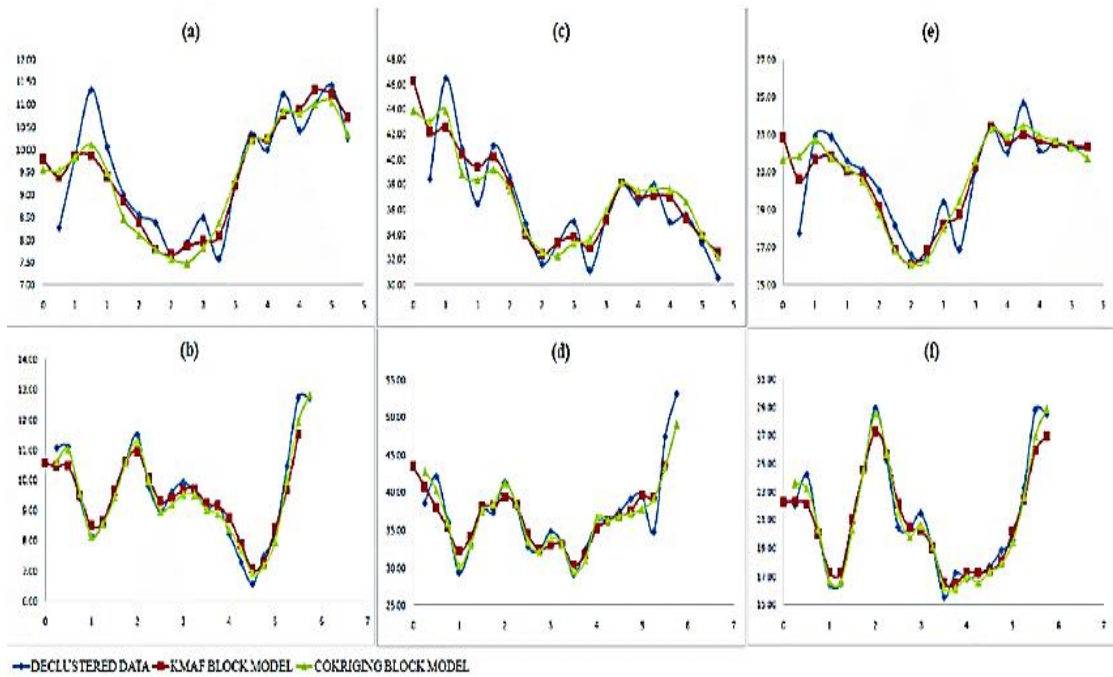


Figura 8 Swath Plot

(Díaz, 2017) Una vez terminado el proceso de estimación se procede a validar las leyes de los bloques y analizar su comportamiento espacial, existiendo varios métodos que se aplican a la práctica como: Validar que la ley media de modelo del bloques es igual (o muy cercana) a la ley media de las muestras, comparación con el bloque y el Vecino más Cercano (NN = Nearest Neighbor) y el NN se obtiene con el promedio de las leyes de las muestras que estén más cercanas al centroide del bloque y se compara con el valor estimado.

El Swath Plot es un gráfico que compara la distribución de leyes en una serie de bandas, generados en diferentes direcciones a lo largo del depósito en donde se comparan los resultados de Kriging versus el modelo de leyes entregado por el NN.

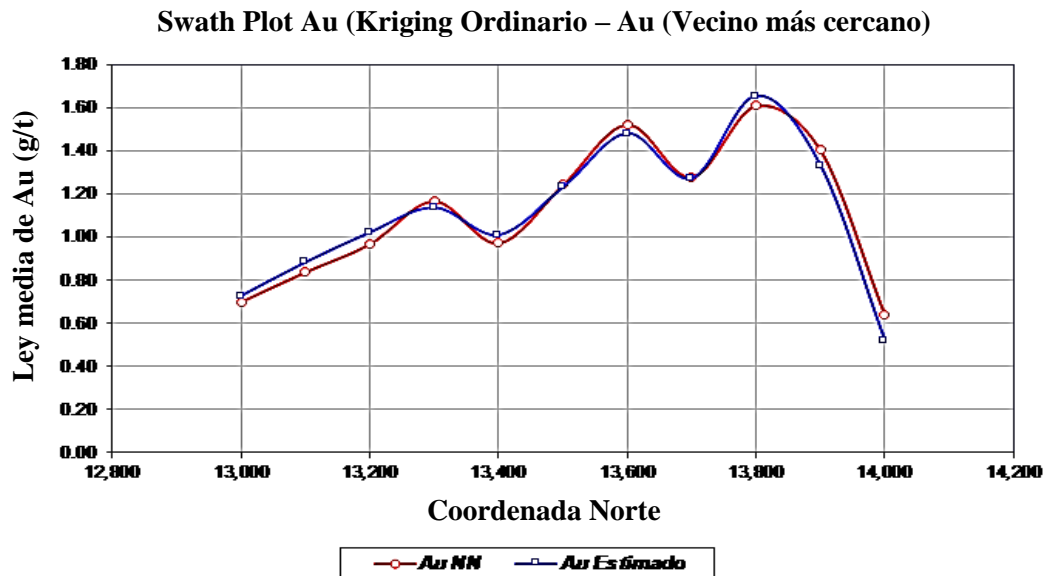


Figura 9 Swath Plot para validación del modelo

1.1.2. Estadísticas elementales

Son un conjunto de histogramas, siendo conveniente calcular algunos elementos de la estadística básica sobre la distribución de valores entre ellas las medidas de posición y de dispersión

1.1.2.1. Medidas de posición

Media: es el promedio aritmético de los valores

Cuantiles o percentiles: Valores que dividen la población en partes de igual número de datos, como por ejemplo la media divide la población en dos partes iguales, los cuartiles en cuatro y los deciles en diez.

1.1.2.2. Medidas de dispersión

Varianza: es el promedio aritmético de la desviación cuadrática entre cada uno de los

valores y su media, siendo la media quien cuantifica la dispersión del histograma.

Para validar la estimación, esta varianza debe ser pequeña.

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

Desviación estándar: es la raíz cuadrada de la varianza, siendo expresada en la misma unidad que la variable del estudio. Cuando mayor sea la dispersión mayor es la desviación estándar.

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

Coefficiente de variación: se usa para variables positivas, es la razón entre la desviación estándar y la media, siendo adimensional.

$$CV = \frac{\sigma_x}{|\bar{X}|}$$

Rango intercuantil: es el ancho del intervalo entre el primer (Q_1) y el tercer cuartil (Q_3), que contiene la mitad de los datos de estudio.

$$RQ = Q_3 - Q_1$$

1.1.3. Selección de muestras

(Díaz, 2017) En estricto rigor, el krigeado de un bloque V debería realizarse considerando todos los datos disponibles (krigeado completo). Sin embargo, esta situación implica cálculos muy largos; por otra parte, las muestras alejadas tendrían un peso casi nulo. Por esta razón la práctica recomienda a una vecindad de estimación que puede ser una esfera o círculos, o bien un elipsoide o elipse (3D y 2D), o también, porque no, un rectángulo o un cubo. Como recomendación práctica, el radio en una cierta dirección no debe ser inferior al alcance en esa dirección (medida de la zona de influencia del estudio), el alcance está definido por la noción intuitiva.

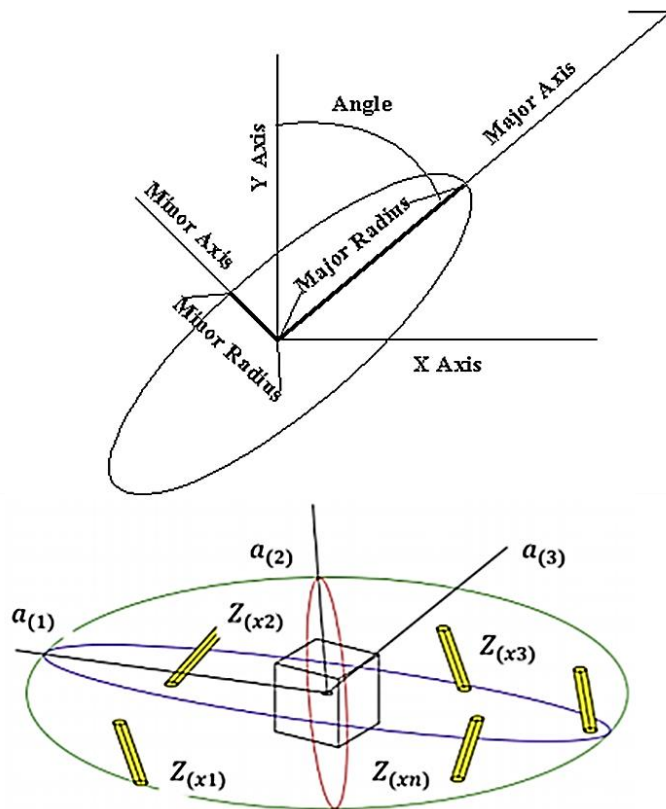


Figura 10 Elipse y elipsoide para búsqueda de muestras

La práctica ha demostrado que en el espacio de 2 dimensiones con una vecindad que contenga un promedio del orden de 8 muestras, los resultados son buenos. En el espacio de 3 dimensiones la situación es más compleja y debe ser analizada en cada caso particular. El elipsoide al momento de estimar debe dividirse en sectores y octantes para restringir y distribuir de una mejor manera el aprovechamiento de los datos de las muestras y obtener una mejor estimación. También se conoce otras formas de búsqueda como Cubo (box).

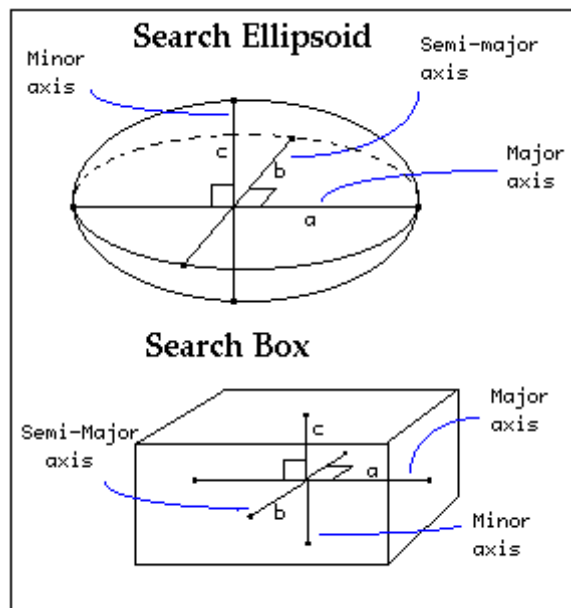


Figura 11 Búsqueda elipsoidal o Cubo (box)

Nota: Tanto para búsqueda de forma elipsoidal y Cubo (Box), tienen lados cuya longitud es el doble de los números dados. El radio del eje principal es la distancia de búsqueda a lo largo del eje del yacimiento. El radio semi-mayor es la distancia de

búsqueda en el plano del cuerpo mineralizado perpendicular al eje del cuerpo mineralizado. El radio del eje menor es la distancia de búsqueda perpendicular al plano del cuerpo mineral.

1.1.3. Validación cruzada

(Emery, 2013) Sirve para verificar la adecuación entre los datos y los parámetros adoptados de los modelos del variograma y vecindad de kriging, utilizando la llamada validación cruzada. Mediante el método de kriging, se puede calcular el error de estimación que es la diferencia entre el valor estimado y el valor verdadero, realizando el análisis estadístico de los errores cometidos en todos los sitios con datos. Siendo la validación cruzada presentada usualmente bajo la forma de pruebas gráficas, en especial:

- La nube de correlación entre los valores de los datos $\{z(x_\alpha), \alpha = 1 \dots n\}$ y los valores estimados $\{z^*(x_\alpha), \alpha = 1 \dots n\}$.
- El histograma de los errores estandarizados.
- La nube de correlación entre los errores estandarizados y los valores estimados.
- El mapa de ubicación de los datos, donde se localiza los datos que han sido mal estimados, es decir aquellos cuyos errores estandarizados salen del intervalo

(Rossi & Deutsh, 2014) Esta técnica, a veces también llamada jackknifing, ha sido utilizado para validar modelos de variogramas alternativos. La idea es volver a estimar cada intervalo de muestreo de perforación $z(x_\alpha)$ ($\alpha = 1, \dots, n$) ignorando la muestra en esa ubicación y utilizando las otras ($n - 1$) muestras en la nueva estimación.

Después de repetir este proceso para cada muestra en todo el dominio de interés, se dispone de un conjunto de n errores $[z^*(x_\alpha) - z(x_\alpha)]$, donde $z^*(x_\alpha)$ son valores estimados en cada ubicación, para los cuales el valor de ensayo conocido $z(x_\alpha)$ está disponible. Las estadísticas realizadas sobre estos errores dan una indicación de la bondad del modelo de variograma y el plan de kriging utilizados en la reestimación. Normalmente, este método se utiliza para comparar dos o más

modelos de variogramas alternativos o tipos alternativos de kriging (kriging ordinario, kriging universal, etc.), o diferentes planes de kriging.

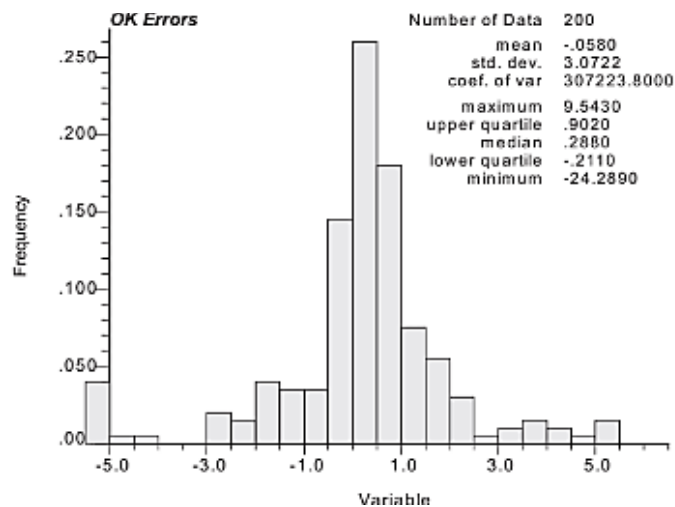


Figura 12 Distribución de errores mediante Histograma

Nota: La figura representa la frecuencia de ocurrencia en función de un valor dentro de un intervalo definido de los errores al realizar una nueva estimación de un valor a partir otros puntos conocidos, conociendo el valor real.

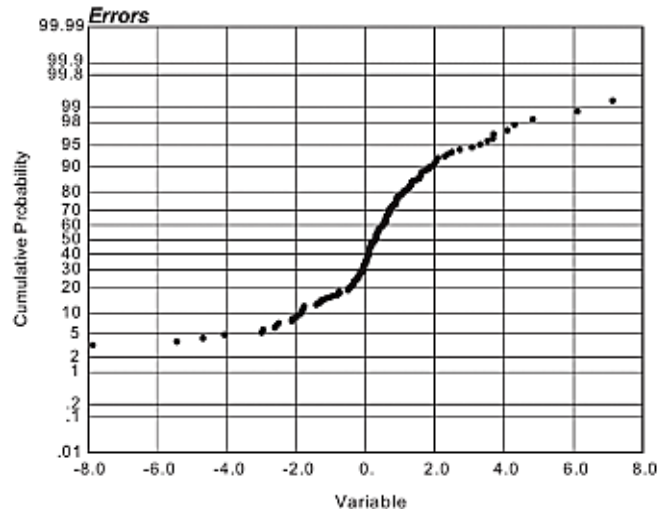


Figura 13 Función de distribución acumulativa

Nota: La figura representa una distribución acumulada de los errores entre el valor conocido y el valor estimado.

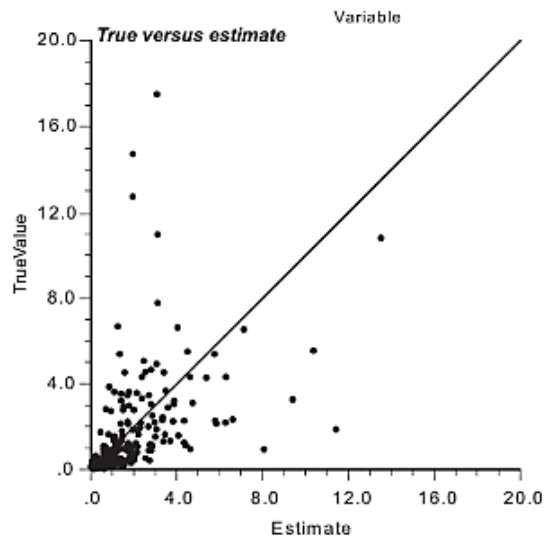


Figura 14 Valor verdadero vs. Estimado

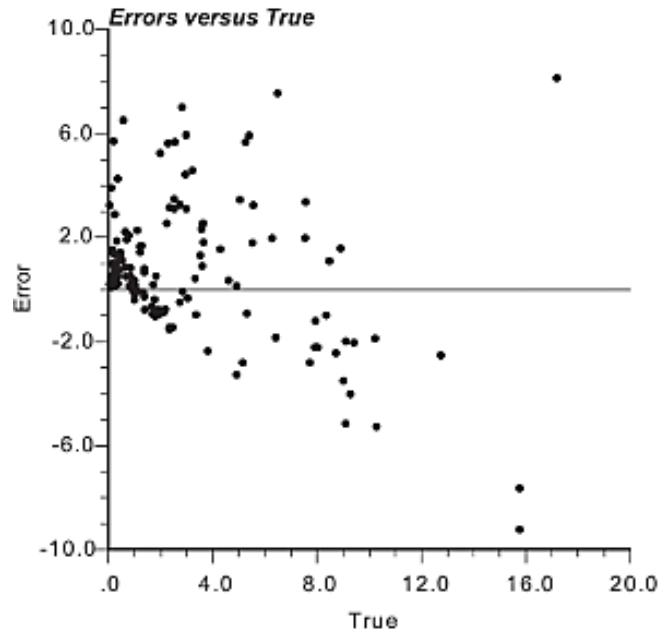


Figura 15 valor de los errores vs. los valores verdaderos

1.1.4. Bondad del variograma ajustado y validación cruzada

(Rossi & Deutsh, 2014) Una gran cantidad de investigación se ha dedicado a ajustar los modelos de variograma y medir su calidad. Diferentes modelos pueden ajustarse a los mismos datos experimentales, por lo que es natural preguntar. La validación cruzada a veces se realiza para comparar modelos alternativos de variogramas. La comparación se realiza en función de los resultados del objetivo final, que a menudo es algún tipo de estimación. El ejercicio consiste en estimar ubicaciones con valores de muestra conocidos y comparar el valor estimado y el valor de muestra; los modelos alternativos de variogramas darían como resultado diferentes conjuntos de estimaciones; el mejor modelo de variograma sería el que produce un error promedio más bajo. Hay dos formas de realizarlo:

Una reestimación espacial, pero por lo demás clásica, de dejar uno fuera, por la cual una muestra a la vez se elimina del conjunto de datos y se vuelve a estimar a partir de los datos restantes; para evitar la influencia indebida del dato más cercano en un taladro de perforación, una o más de las muestras más cercanas no se usan típicamente en la reestimación y un subconjunto de los datos (por ejemplo, 40 o 50% del total) se elimina completamente del conjunto de datos y se vuelve a lo estimado utilizando los datos restantes.

El método generalmente no es lo suficientemente sensible como para detectar diferencias menores de un modelo de variograma al siguiente. Otros parámetros de kriging como estrategia de búsqueda, número de los datos utilizados en la reestimación, el uso o no de búsquedas de octantes o cuadrantes, etc., generalmente son más restrictivos que los propios modelos de variograma.

El análisis se realiza en muestras o compósitos, cuando de hecho estamos interesados en un soporte de volumen diferente (bloques). Esto no permite ninguna conclusión definitiva sobre la ejecución final, ya que las muestras pueden no ser representativas del dominio. Incluso si el modelo de variograma funciona mal en la reestimación, no necesariamente funcionará mal en la ejecución de la estimación final.

Valores de variograma más pequeños que la distancia mínima entre muestras no se puede validar, como el efecto pepita y el comportamiento del modelo cerca del origen.

La segunda opción también comparte algunos de los inconvenientes mencionados, incluido el hecho de que estamos volviendo a estimar las muestras; además, debe haber una buena cantidad de muestras dentro del dominio para poder dividir los datos en la prueba y un subconjunto de "verdad" y llevar a cabo el ejercicio.

1.1.5. Análisis variográfico

La variografía es un componente esencial, para la estimación de recursos, el cual permite a los geólogos tener un gran entendimiento de la correlación espacial de la información geológica, además de tener un control del proceso de interpolación que es usado para el modelamiento de bloques. También nos permiten estudiar el comportamiento de la anisotropía y la isotropía de la variable en estudio, (Choque Cutipa, 2020).

Un variograma está definido como la media aritmética de todos los cuadrados, de las diferencias entre pares de valores experimentados, separados una distancia (h). siendo una función intrínseca aleatorio donde la función variograma $\gamma(h)$ es la esperanza matemática.

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

Las propiedades de $\gamma(h)$, que se deducen fácilmente de la definición son:

$$\gamma(0) = 0$$

$$\gamma(h) \geq 0$$

$$\gamma(-\vec{h}) = \gamma(\vec{h})$$

La última relación proviene del hecho que si dos leyes z_1 y z_2 están a la distancia “h”, entonces $(z_1 - z_2)^2 = (z_2 - z_1)^2$, (Ruiz Dioses, 2015).

1.1.5.1. Parámetros del variograma

Presenta tres elementos importantes en la variabilidad de un atributo que son: la discontinuidad en el origen (Existencia de Efecto de Pepita), el valor máximo de variabilidad (Meseta), y el área de influencia de la correlación (Alcance), (Ruiz Dioses, 2015).

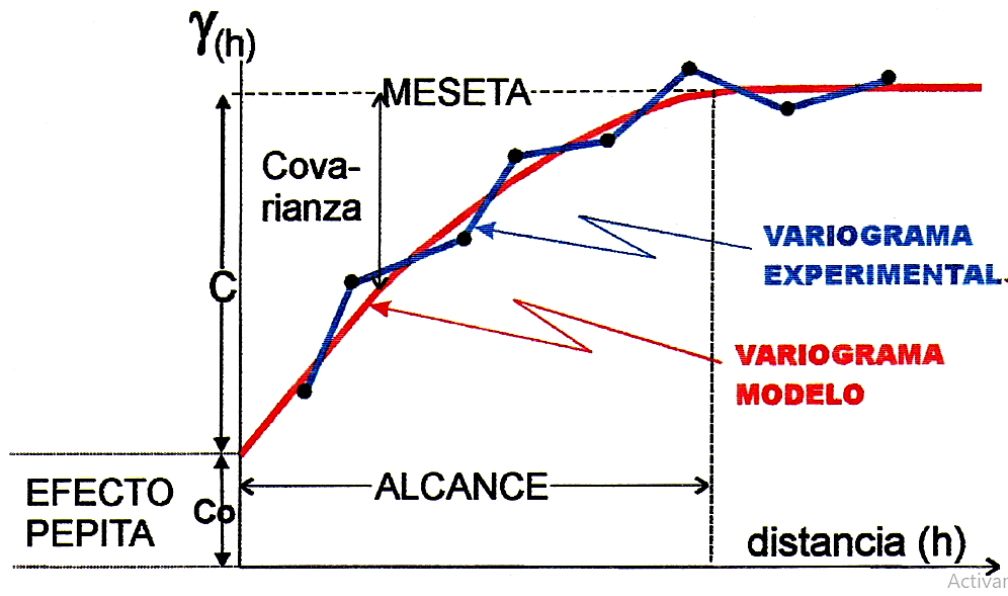


Figura 16 Representación gráfica de un variograma experimental y modelado

1.1.5.1.1. El Efecto Pepita (Nugget)

El semivariograma por definición es nulo en el origen, pero en la práctica las funciones obtenidas pueden presentar discontinuidad en el origen, a esta discontinuidad se le llama Efecto Pepita, en inglés (Nugget Efect). Puede ser obtenido trazando una línea recta entre los primeros puntos del Variograma empírico y extender ésta hasta que se intercepte con el eje Y. Si esta intersección ocurre debajo de cero, el valor asumido por este efecto es cero, pues valores negativos de $\gamma(0)$ no tiene significado y no es común. El Efecto Pepita se representa como C_0 . (Ruiz Dioses, 2015).

1.1.5.1.2. La Meseta (Sill)

Es el valor de $\gamma(h)$ para el cual con el aumento de h su valor permanece constante, se representa como $(C = C + C_0)$ y se denomina Meseta. Puede obtenerse trazando una línea paralela a la abscisa y que se ajuste a los puntos de mayor valor del Variograma y su valor se lee en la intersección de esta línea con la ordenada, (Ruiz Dioses, 2015).

1.1.5.1.3. El Alcance (Range)

La distancia h para la cual las variables $Z(x)$ y $Z(x+h)$ son independientes, se denomina Alcance y se representa por a , es decir, las distancias para la cual los valores de la variable dejan de estar correlacionados, o lo que es lo mismo, la distancia para la cual el Variograma alcanza su Meseta. El alcance siempre tiene valor positivo, (Ruiz Dioses, 2015).

1.1.5.2. Variograma experimental tradicional

Considerando una variable regionalizada z conocida en n sitios $\{X_1, \dots, X_n\}$. El estimador tradicional del variograma experimental para un vector de separación h dado, (Emery, 2013).

Se define como:

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

Donde $N(h) = \{(\alpha, \beta) \text{ tal que } x_\alpha - x_\beta = h\}$;

$|N(h)|$ es el número de pares contenidos en el conjunto $N(h)$.

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

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

El estimador así definido lleva el nombre de variograma experimental. No se trata de una función propiamente tal, sino que, de una serie de valores, pues sólo se puede calcular para vectores h tales que $N(h)$ no es vacío. El variograma experimental para un vector h puede interpretarse como el momento de inercia de la nube de correlación diferida (nube de los puntos $(z(x_\alpha), z(x_\beta))$ con $x_\alpha - x_\beta = h$), que mide la distancia cuadrática promedio entre

los puntos de la nube y la línea diagonal. Mientras más apretada la nube de correlación diferida en torno a la diagonal, más pequeña su inercia, (Emery, 2013).

1.1.5.2.1. Tolerancias en los parámetros de cálculo

Si los datos están irregularmente distribuidos en el campo D, el número de pares $|N(h)|$ que interviene en el cálculo de $\gamma(\hat{h})$ para un vector h dado, es generalmente muy pequeño (incluso igual a 0 ó 1). El variograma experimental tiene entonces un aspecto muy errático y resulta imposible interpretarlo y modelarlo, (Emery, 2013).

Para que sea más robusto, se suele permitir algunas tolerancias de cálculo, sobre las distancias y las direcciones:

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

Donde $N(h) = \{(\alpha, \beta) \text{ tal que } \widehat{x_\alpha - x_\beta} \in T(h)\} = \cup_{\epsilon \in T(h)} N(h')$

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

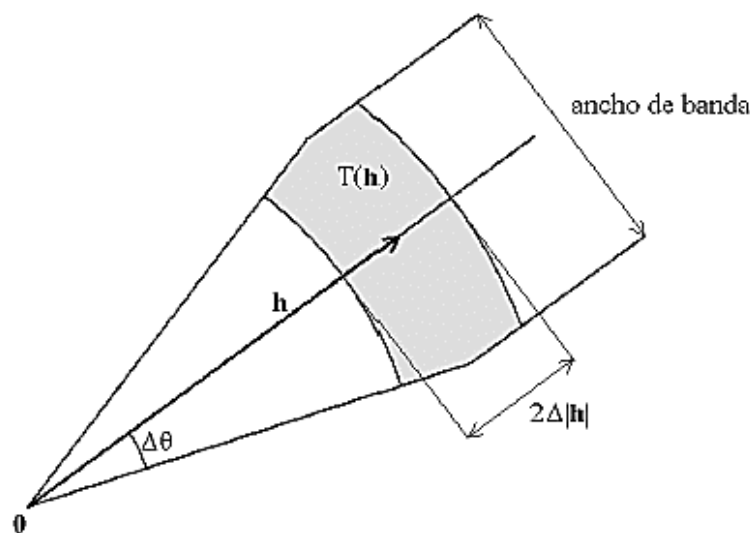


Figura 17 Región de tolerancia T(h) alrededor del vector h (caso bidimensional)

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

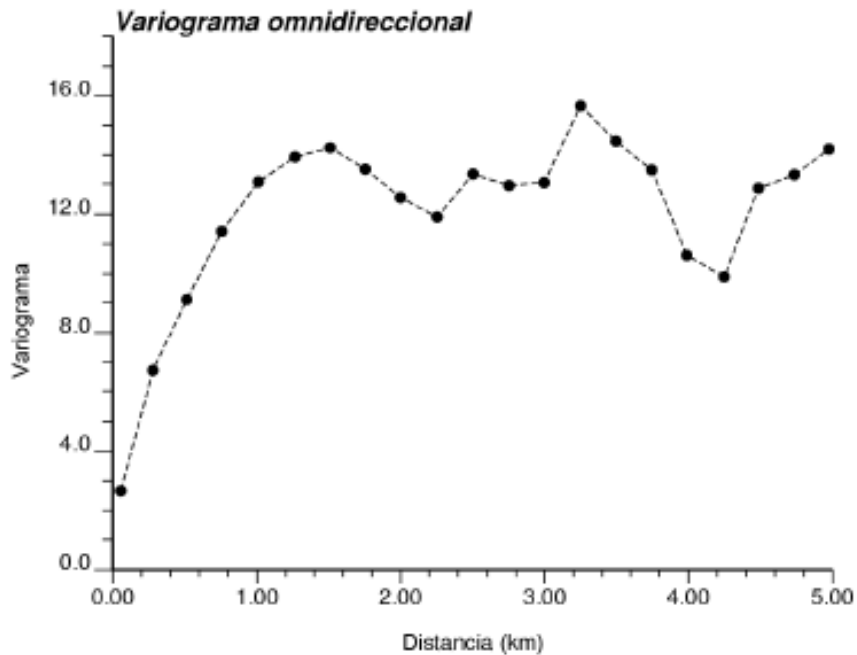


Figura 18 Variograma experimental de concentraciones de cobalto

Nota: Este variograma ha sido calculado para distancias múltiplos de la malla de muestreo (0.25 km), con una tolerancia en la distancia de 0.125 km y una tolerancia angular de 90°, es decir, sin importar la orientación del vector h. En este caso, se habla de variograma “omnidireccional”.

1.1.5.3. Mapa variográfico

El mapa variográfico consiste en visualizar el variograma experimental en todas las direcciones del espacio, bajo la forma de un mapa con escala de color o de grises. Ayuda a

distinguir si existe anisotropía, para luego calcular el variograma experimental a lo largo de las direcciones principales de anisotropía, (Emery, 2013).

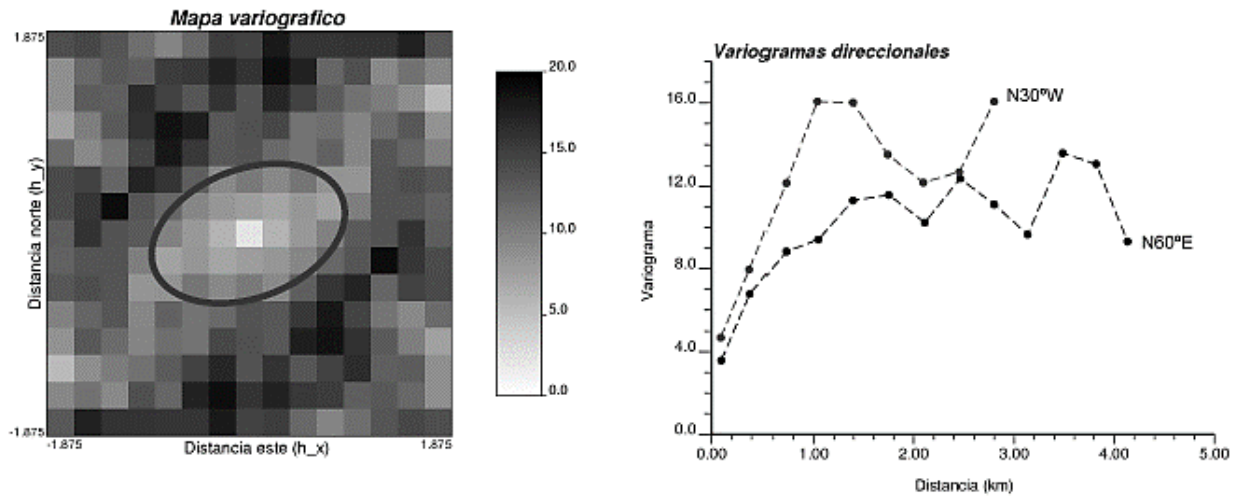


Figura 19 Mapa variográfico (Izquierda) y Variograma experimental a lo largo de direcciones de anisotropía (derecha)

Nota: Izquierda, dibuja una dirección de mayor continuidad con una orientación de 60° aproximadamente desde el eje norte-sur (los colores claros indican valores pequeños para el variograma experimental, mientras que los colores oscuros indican valores más grandes); derecha, donde se aprecia un crecimiento más lento en la dirección N60°E y más rápido en la dirección ortogonal N30°W.

1.1.5.4. Variograma modelado

El variograma experimental no puede utilizarse directamente. Por una parte, sólo está definido para ciertas distancias y direcciones, por lo que es incompleto. Por otra parte, está sujeto a ciertas aproximaciones, debido al número limitado de datos y a los parámetros de tolerancia utilizado en el cálculo. Para subsanar esta situación, la idea es ajustar un modelo teórico de variograma en torno al variograma experimental. Esta etapa es la fase esencial de

todo estudio geoestadístico, pues aquí es donde uno “interpreta” la continuidad espacial de la variable en estudio, (Emery, 2013).

Para que una función sea un variograma, debe cumplir con varias propiedades:

Nulidad en el origen $\gamma(0) = 0$

Positividad $\gamma(h) \geq 0$

Paridad $\gamma(-\vec{h}) = \gamma(\vec{h})$

Positividad $\lim_{|h| \rightarrow +\infty} \gamma(h)/|h|^2 = 0$

Función de tipo negativo condicional $\forall k \in \mathbb{N}^*, \forall \lambda_1, \dots, \lambda_k \in$

$$\mathbb{R} \text{ tales que } \sum_{i=1}^k \lambda_i = 0, \forall x_1, \dots, x_k \in D, \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \lambda_i \lambda_j \gamma(x_i - x_j) \leq 0.$$

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

Las dos variables aleatorias $Z(x)$ y $Z(x+h)$ estarán correlacionadas si la longitud del vector de separación h es inferior a la distancia a , que se denomina el alcance. El alcance corresponde a la noción intuitiva de zona de influencia: más allá de $|h| = a$, el variograma es constante e igual a su meseta y las variables $Z(x)$ y $Z(x+h)$ son independientes (en rigor, no están correlacionadas). Los variogramas con meseta se denominan también modelos de transición, (Emery, 2013).

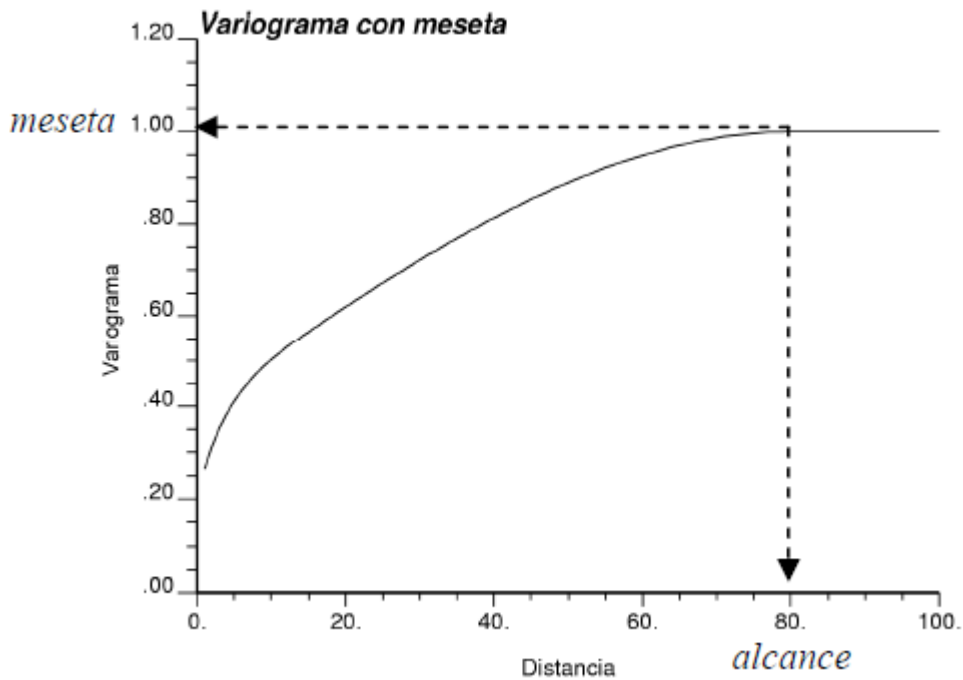


Figura 20 Variograma modelado con meseta y alcance

1.1.6. Plan de Kriging

(Díaz, 2017) El plan de Kriging considera las siguientes etapas:

- Definición de manejo de Outliers (capping).
- Identificación de la zona a estimar los bloques (puede estar restringida por sólidos en 3D o mediante polígonos).
- Identificación de las muestras a utilizar (todas o restringirlas a sólo usar aquellas que se encuentran dentro del sólido).
- Ingreso de variograma considerando las anisotropías (x, y, y).
- Definición de los radios de búsqueda del elipsoide.
- Definición de la búsqueda de muestras.
- Definir el número mínimo de muestras a utilizar por cuadrante u octante.

- Definir el número máximo de muestras a utilizar para la estimación.
- Seleccionar el método de interpolación ya sea Kriging Ordinario o Simple.

1.1.6.1. Datos para utilizar en la estimación

(Emery, 2013) Se puede utilizar todos los datos disponibles (vecindad única) o solo una parte de ellos (vecindad móvil). La palabra vecindad se refiere a la zona del espacio, que se encuentra centrada en el sitio que se va a estimar, donde se busca los datos que sirven para la estimación.

La vecindad única aumenta innecesariamente el tiempo de cálculo sin mejorar la precisión de la estimación, por lo que se prefiere a menudo trabajar con una vecindad móvil, especificando la forma y el tamaño de esta vecindad.

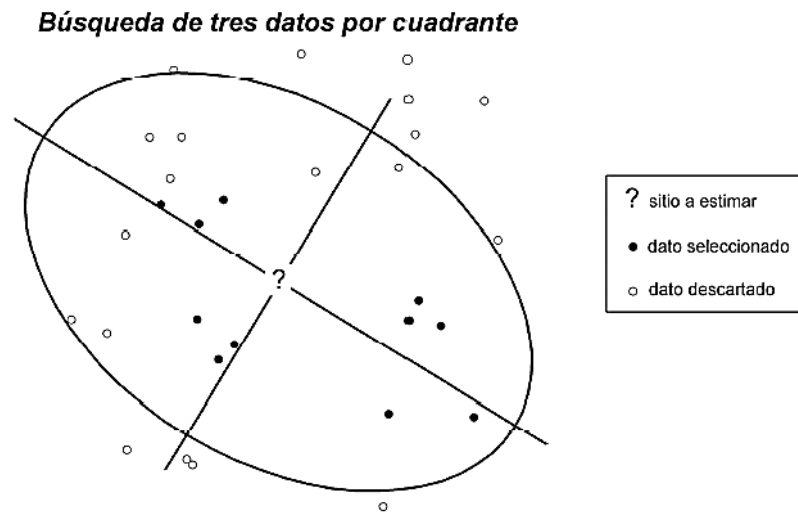


Figura 21 Vecindad elíptica, dividida en cuadrantes

1.1.6.2. Tamaño de la vecindad móvil

(Emery, 2013) Los parámetros más relevantes para considerar son el alcance del variograma y la malla de muestreo, en los factores que incitan a aumentar el tamaño se debe mejorar la precisión de la estimación. Y los factores que incitan a disminuir el tamaño,

presentan cambios en la continuidad espacial, irrelevancia de los datos lejanos, poca confiabilidad del modelo de variograma para las distancias grandes, y tiempos de cálculos.

1.1.6.3. Forma de la vecindad móvil

(Emery, 2013) La vecindad debe tomar en cuenta la anisotropía en la correlación espacial de los datos, solíéndose tomar una vecindad en forma de elipse (2D) o un elipsoide (3D), lo cual corresponde teóricamente a una anisotropía geométrica.

1.1.6.4. División en sectores angulares

(Emery, 2013) Para poder mejorar la repartición de los datos en torno al sitio a estimar, es recomendable dividir la vecindad en sectores angulares y buscar los datos en cada sector, como se muestra en la **Figura 21**.

1.1.7. Validación cruzada o cross validation

Para poder determinar el plan de Kriging, se puede recurrir a los métodos de validación cruzada, teniendo como idea probar varios planes y escoger aquel que entrega los resultados más satisfactorios. En la validación cruzada se tiene los siguientes objetivos:

- Validar el modelo teórico del variograma.
- Validar la vecindad elegida, a través del análisis de criterios como el insesgo condicional, precisión de la estimación, etc.
- Comparar la calidad de varios modelos de variograma o vecindades posibles.

Teniendo como procedimiento:

- Estimar sucesivamente por Kriging cada uno de los datos, considerando solamente los datos restantes.

- Calcular el error de estimación que es el valor estimado menos el valor real que es cometido en cada sitio con dato.
- Estudiar la calidad de los errores de estimación por medio de las herramientas estadísticas y gráficas. Pudiéndose completar con el estudio de errores estandarizados, siendo los errores divididos por su desviación estándar.

1.1.7.1. Criterios para tener en cuenta para validar el modelo de variograma y plan de Kriging

Para la validación del modelo del variograma y plan de Kriging, se debe tener en cuenta lo siguiente:

- Las medias de los errores y de los errores estandarizados, deben ser cercanas a 0 (estimador insesgado).
- La varianza de los errores debe ser la más pequeña posible (estimador preciso).
- La varianza de los errores estandarizados debe ser cercana a 1, el variograma cuantifica adecuadamente la incertidumbre.
- La nube de dispersión entre valores reales y estimados, su regresión debe acercarse a la diagonal (insesgo condicional).

1.1.7.1.1. Error de estimación

En la restricción de insesgo, la esperanza del error de estimación es:

Ecuación 1

Restricción de insesgo

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

En la restricción de optimalidad, la varianza del error de estimación se expresa en función del variograma.

Ecuación 2

Restricción de estimación

$$\text{Var}[z^*(x_0) - Z(x_0)] = - \sum_{\alpha=1}^n \sum_{\beta=1}^n \lambda_{\alpha} \lambda_{\beta} \gamma(x_{\alpha} - x_{\beta}) + 2 \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} \gamma(x_{\alpha} - x_0)$$

Donde: x_0 es el sitio donde se busca tener la una estimación, $x_{\alpha}, \alpha = 1 \dots n$, son los sitios con datos, mientras que los ponderadores $\lambda_{\alpha}, \alpha = 1 \dots n$ y el coeficiente α son las incógnitas del problema de Kriging.

La minimización de esta expresión bajo la restricción de insesgo requiere introducir una incógnita adicional llamada multiplicador de Lagrange denotada μ .

En la precisión de la estimación, el valor mínimo de la varianza de error de estimación se llama varianza de Kriging ordinario.

Ecuación 3

Precisión de la estimación

$$\sigma_{K_o}^2(x_0) = \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} \gamma(x_{\alpha} - x_0) - \mu$$

Ecuación 4

Precisión de estimación en general (no siempre)

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

1.1.7.1.2. Sesgo condicional

(Rossi & Deutsh, 2014) El sesgo condicional o también llamado conditional bias ocurre cuando el valor esperado del verdadero grado (Z_V) condicionado al grado estimado ($Z_V^* = z$) no es igual a la ley estimada.

Ecuación 5

Sesgo condicional

$$E\{z_v | z_v^* = z\} \neq Z$$

Donde la V es simbólica de algún volumen de estimación, por ejemplo, una unidad selectiva de minado.

El sesgo condicional casi siempre está presente debido al efecto de suavizado de todos los procedimientos de estimación lineal, incluidos kriging, en relación a los datos de muestra que están muy espaciados. La calificación real suele ser menor que la calificación estimada cuando la calificación estimada es alta y la calificación real es típicamente mayor que el grado estimado cuando el grado estimado es bajo. Es interesante notar que el kriging simple crea estimaciones y no tiene sesgo condicional. Sin embargo, como práctica común es utilizar kriging ordinario y considerar limitar la búsqueda para adaptarse a las desviaciones locales de la estacionariedad; kriging ordinario siempre tendrá algún sesgo condicional.

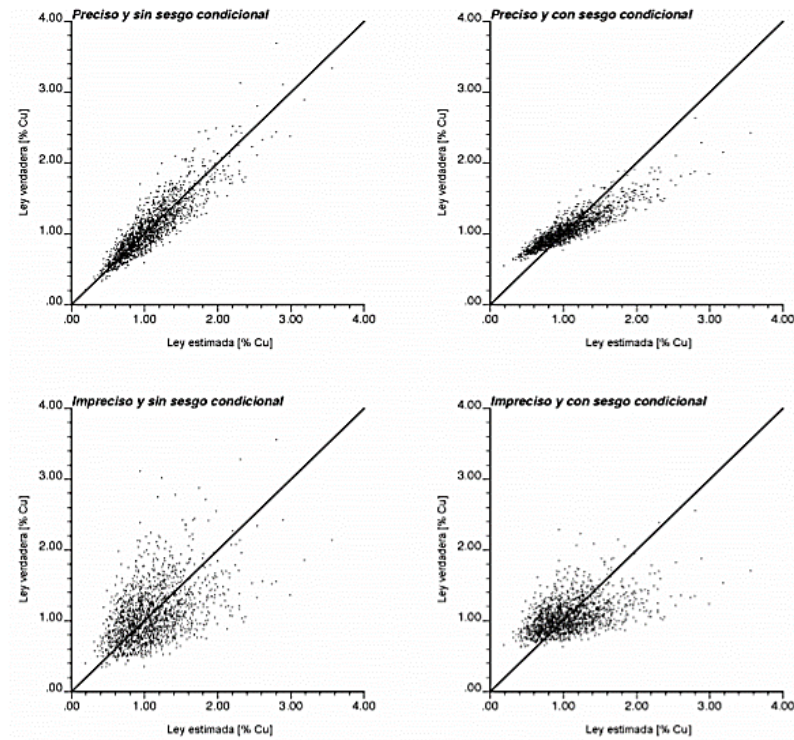


Figura 22 Sesgo condicional

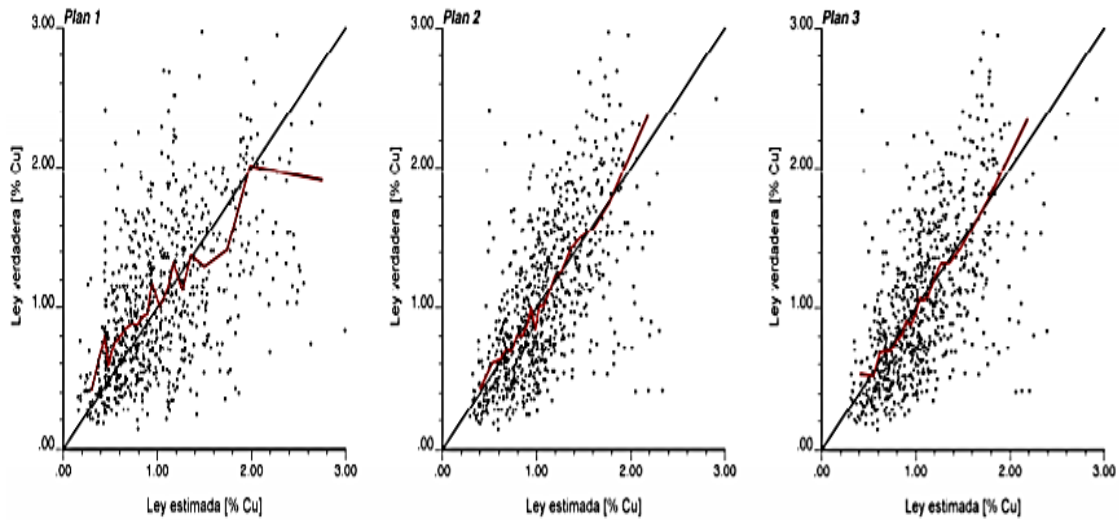


Figura 23 Sesgo condicional y dispersión de la nube

1.1.7.1.3. Coeficiente de determinación R²

(López, 2020) El coeficiente de determinación se define como la proporción de la varianza total de la variable explicada por la regresión. El coeficiente de determinación, también llamado R cuadrado, refleja la bondad del ajuste de un modelo a la variable que pretender explicar. Es importante saber que el resultado del coeficiente de determinación oscila entre 0 y 1. Cuanto más cerca de 1 se sitúe su valor, mayor será el ajuste del modelo a la variable que estamos intentando explicar. De forma inversa, cuanto más cerca de cero, menos ajustado estará el modelo y, por tanto, menos fiable será.

Ecuación 6

Coeficiente de determinación

$$R^2 = \frac{\sum_{t=1}^T (Y^*_t - Y)^2}{\sum_{t=1}^T (Y_t - Y)^2}$$

1.2. JUSTIFICACIÓN

El proyecto de investigación permitió optimizar el plan de Kriging Ordinario mediante la validación cruzada para estimar recursos. El plan de Kriging definió el manejo de outliers, las zonas de los bloques que se deseó estimar y se identificó las muestras que se utilizaron. El estudio variográfico consideró las anisotropías y definió los radios de búsqueda. Por otro lado, el objetivo de la validación cruzada fue cuantificar y establecer el posible sesgo en el cual se incurre, mejoró la presión de la estimación y se pudo comparar la calidad de los diferentes ajustes posibles para los distintos modelos variográficos.

Justificación económica.

La investigación permitió optimizar y evitó sobre costos de reestimación en la estimación de recursos.

Justificación práctica.

La investigación fue justificada mediante la validación de la estimación del recurso, así corroborando una buena optimización del plan de Kriging.

Justificación social.

El trabajo fue justificado en la sociedad, por el buen desarrollo de los métodos geoestadísticos, para así poder cuantificar los recursos y poder generar inversión social en la extracción del mineral.

Justificación metodológica.

La investigación sirvió de fuente bibliográfica para diferentes consultas que estén relacionadas al tema.

1.3. Tipo de investigación

El método de investigación es cuantitativo pues los fenómenos en investigación son susceptibles de ser medidos y se ha empleado la estadística como herramienta para el análisis e interpretación de resultados (Hernández, Fernández, & Batista, 2014).

Tipo de investigación: Aplicada ya que a través de esta investigación se aplicarán todos los conocimientos teóricos para una determinada situación real.

Nivel de investigación: Descriptivo, correlacional y explicativo. Porque la investigación tiene como finalidad determinar la incidencia de una variable sobre una determinada muestra.

- Diseño de investigación: No experimental transversal.

Haga clic o pulse aquí para escribir texto.

CAPITULO II METODOLOGÍA

2.1. Población y muestra

- **Población:** Todas las muestras extraídas del subsuelo desde donde se obtienen las leyes.
- **Muestra:** Compósitos

El criterio de selección de muestra, al ser pocos, se toman en la totalidad.

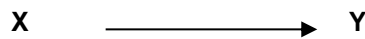
2.2. Ubicación y Acceso de la Investigación

Por aspectos de confidencialidad no serán entregados detalles del yacimiento utilizado como caso de estudio; en particular no se indicará su ubicación, nombre ni algunos parámetros claves de éste.

2.3. Diseño de investigación

La presente investigación es un estudio no experimental con un diseño descriptivo transversal y de enfoque cuantitativo, puesto que los fenómenos en investigación son susceptibles de ser medidos y se ha empleado la estadística como herramienta para el análisis e interpretación de resultados. (Hernández, Fernández, & Batista, 2014).

Este diseño presenta el siguiente esquema:



Donde:

X: Plan de Kriging

Y: Validación cruzada

2.4. Variables

Variable independiente: Plan de Kriging

Variable dependiente: Validación cruzada

2.5. Operacionalización de variables

Tabla 1

Matriz operacionalización de variables

Variable	Definición conceptual	Definición operacional	Dimensiones	Indicadores
X: Plan de Kriging	En lo general, los problemas de estimación local no involucran la totalidad del campo y tampoco utilizan todos los datos disponibles. Se define la vecindad del Kriging como el dominio del espacio que contiene el sitio a estimar y los datos utilizados en la estimación (Emery, 2013)	El plan de Kriging define el manejo de outliers, y las zonas de los bloques que se desea estimar, identificando las muestras que se van a utilizar, en los variogramas considera las anisotropías, definiendo sus radios de búsqueda	Muestras a utilizar	cantidad
			Variograma considerando las anisotropías	x, y, z
			Radio de búsqueda	m
			Mínimo de muestras a utilizar por cuadrante u octante	cantidad
			Técnica de interpolación	tipo
Y: Validación cruzada	Es una técnica estadística que permite verificar los datos y parámetros adoptados, ya sea para probar al ajuste de un modelo variográfico, vecindad de Kriging, u otros. (Vergara Bustos, 2013)	El objetivo de la validación cruzada es poder cuantificar y poder establecer el posible sesgo que está incurriendo, la precisión de la estimación y poder comparar la calidad de diferentes ajustes posibles de los distintos modelos variográficos.	Insesgo global	$0 \leq \text{error} \leq 1$
			Insesgo condicional	$0 \leq \text{error} \leq 1$
			Coefficiente de determinación	$0 \leq R^2 \leq 1$
			Precisión de la estimación	σ^2

Fuente: El Autor

Tabla 2

Matriz de consistencia

Problema	Hipótesis	Objetivos	Variables	Metodología
¿Cómo optimizar el plan de Kriging Ordinario en la estimación de recursos geológicos, 2020?	H ₁ : La validación cruzada permitirá optimizar el plan de Kriging Ordinario en la estimación de recursos geológicos, 2020.	<p>Objetivo general</p> <p>Optimizar el plan de Kriging ordinario mediante la validación cruzada en la estimación de recursos geológicos, 2020.</p>	<p>Variable independiente</p> <p>X: Plan de Kriging</p>	<p>Tipo de investigación</p> <p>Descriptivo Aplicado Transversal</p>
	H ₀ : La validación cruzada no permitirá optimizar el plan de Kriging Ordinario en la estimación de recursos geológicos, 2020.	<p>Objetivo específico</p> <p>Realizar el estudio exploratorio de datos. Compositar sondajes diamantinos. Realizar análisis variográfico. Definir el plan de estimación. Validar el plan: validación cruzada. Elegir el plan de Kriging optimizado.</p>	<p>Variable dependiente</p> <p>Y: Validación cruzada</p>	<p>Población</p> <p>Variables de las muestras compositas</p> <p>Muestra</p> <p>Variable de cobre.</p>

Fuente: El Autor

2.6. Técnicas e instrumentos de recolección y análisis de datos

Técnicas:

La base de datos que fue proporcionada en este estudio consistió en cuatro tablas: collares, leyes, direcciones (azimuth y buzamiento) y geología. Lo anterior, se entiende como valores reales los cuales son obtenidos mediante el logeo y análisis químico para conocer el valor de las leyes.

Luego, con estas leyes (población) se composita a un largo equidistante (muestras); siendo aún los valores reales.

Después, lo que se hace es estimar el centroide los bloques.

Finalmente, con las leyes estimadas en los centros de los bloques se estiman los valores reales de los compósitos, donde estos deben tender a cero.

2.7. Instrumentos, materiales y equipos

- Laptop se utilizará para el procesamiento y análisis de datos con los softwares Microsoft Word y Excel.

2.8. Procedimiento

La investigación se dividirá en tres etapas esenciales:

2.8.1.1. Etapa preliminar

La información relacionada al tema, es decir los distintos planes empleados para obtener un modelo de bloques con leyes asociadas fue proporcionado a los investigados. Se debe precisar que cada plan entrega un modelo de bloques único. El proceso de estimación se realizó mediante el software SGeMS (<http://sgems.sourceforge.net/>) el cual es de licencia abierta.

2.8.1.2. Etapa de gabinete y laboratorio

La información proporcionada se revisó mediante el Análisis Exploratorio de la Información, tanto para las leyes de cobre compósitadas como para los tipos de roca. Luego, se construyeron nubes direccionales en los 3 ejes: Este, norte y elevación; con la finalidad de conocer el comportamiento de las variables.

Después, se construyeron mapas variográficos, variogramas experimentales y modelados. Así mismo, se realizó la validación cruzada según tipo de roca tanto en forma elipsoidal, así como cúbica.

Finalmente, el mejor plan de kriging se obtuvo mediante los criterios de: Condición de insesgo global, insesgo condicional, coeficiente R^2 y precisión de la estimación.

2.9. Instrumentos de recolección de datos

Guía de observación

Es un registro de los procesos mediante puntos focalizados a la variable de estudio

Hoja de registro o check list

Para la toma de datos de las muestras proveniente de los sondajes permitirán realizar los objetivos planteados. Se muestran en las siguientes tablas.

CAPITULO III RESULTADOS

3.1. Análisis exploratorio de leyes de cobre (EDA)

3.1.1. Estadística descriptiva

Tabla 3

Estadística descriptiva de leyes de Cu sin compositar y compositados

	Sin compositar	Compósito (15 m)
Cuenta	7719	5637
Máximo	4.464	2.949
Mínimo	0.002	0.002
Mediana	0.370	0.378
Media	0.430	0.430
Desviación estándar	0.312	0.290
Varianza de la muestra	0.098	0.084
Curtosis	5.352	2.733

3.1.2. Histograma Cu sin compositar

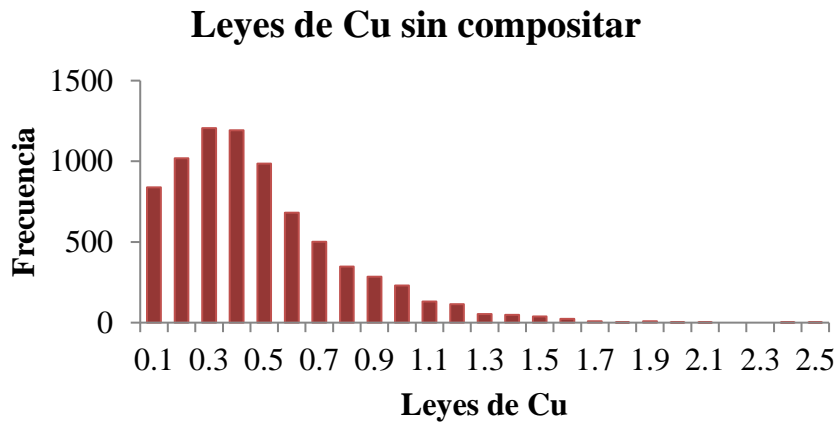


Figura 24 Histograma de leyes de Cu sin compositor

3.1.3. Histograma Cu – compósito a 15 m

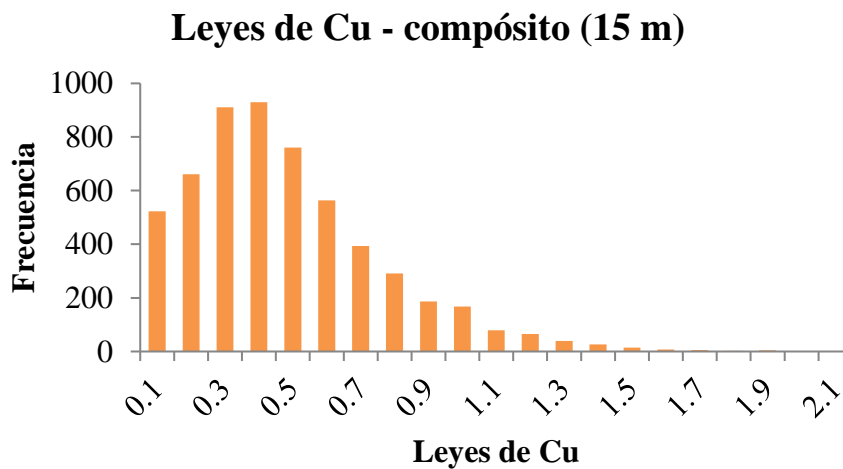


Figura 25 Histograma de leyes de Cu – compósito 15 m

3.1.4. Nubes direccionales del compuesto

3.1.4.1. Dirección Este (eje X)

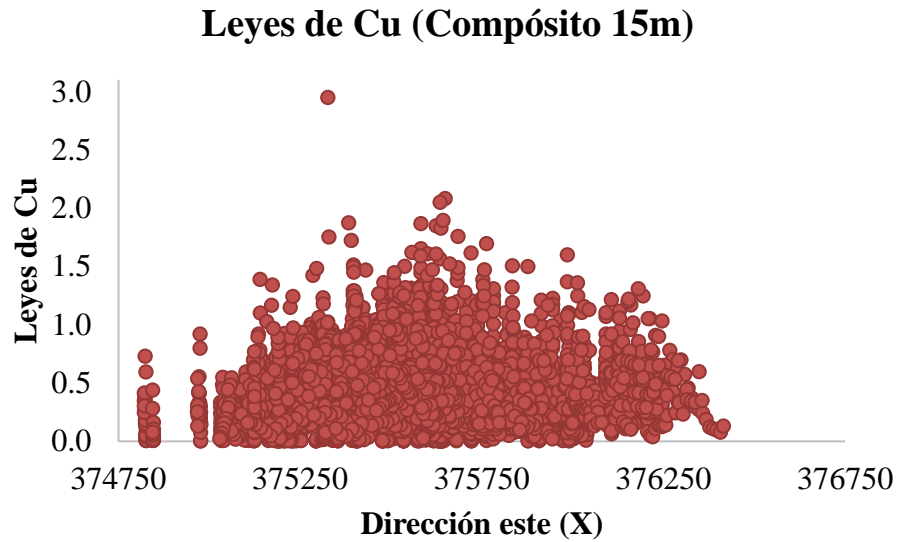


Figura 26 Dirección Este – leyes de Cu

3.1.4.2. Dirección Norte (eje Y)

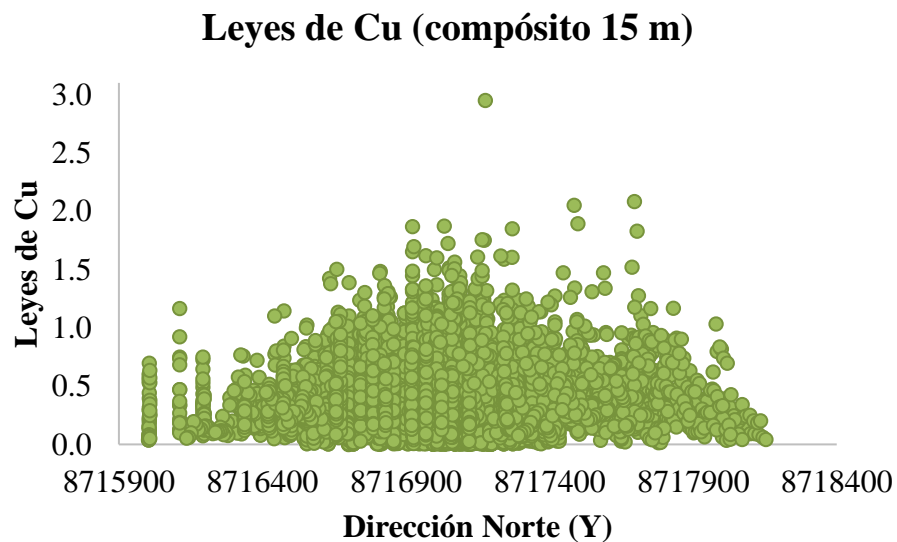


Figura 27 Dirección Norte – leyes de Cu

3.1.4.3. Cota (eje Z)

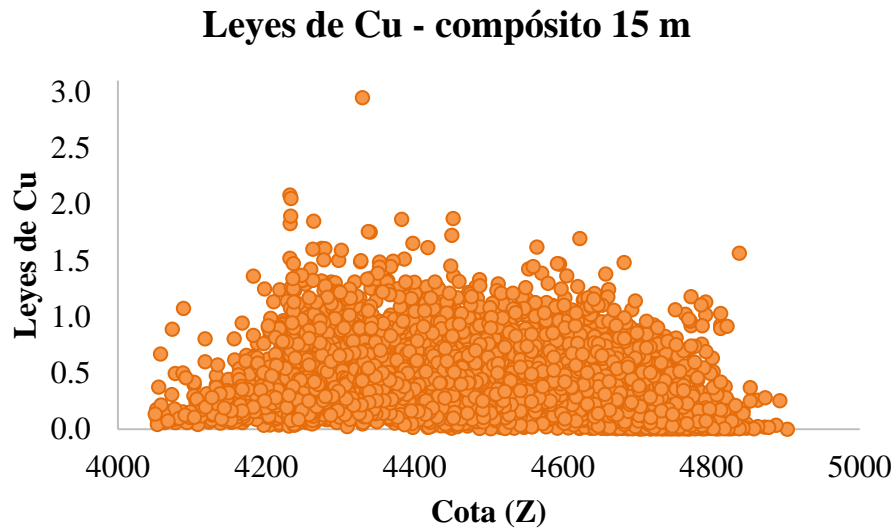


Figura 28 Elevación – leyes de Cu

3.1. EDA según código litológico

3.1.1. EDA cobre real y compositados – roca 1

Tabla 4

Estadística descriptiva de leyes de Cu sin compositar y compositados – roca 1

	Sin compositar	Compósito
Cuenta	1033	906
Máximo	1.662	1.873
Mínimo	0.002	0.002
Mediana	0.270	0.307
Media	0.330	0.363
Desviación estándar	0.277	0.283
Varianza de la muestra	0.077	0.080
Curtosis	2.532	3.129
Coefficiente de asimetría	1.443	1.473

3.1.1.1. Histograma de leyes de cobre sin compositar – roca 1

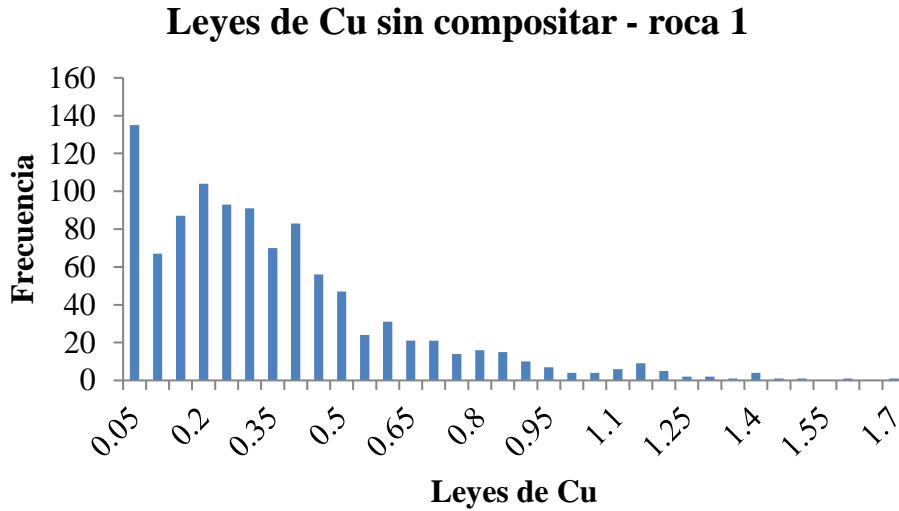


Figura 29 Histograma de leyes de Cu sin compositar – roca 1

3.1.1.2. Histograma de leyes de cobre compositados – roca 1

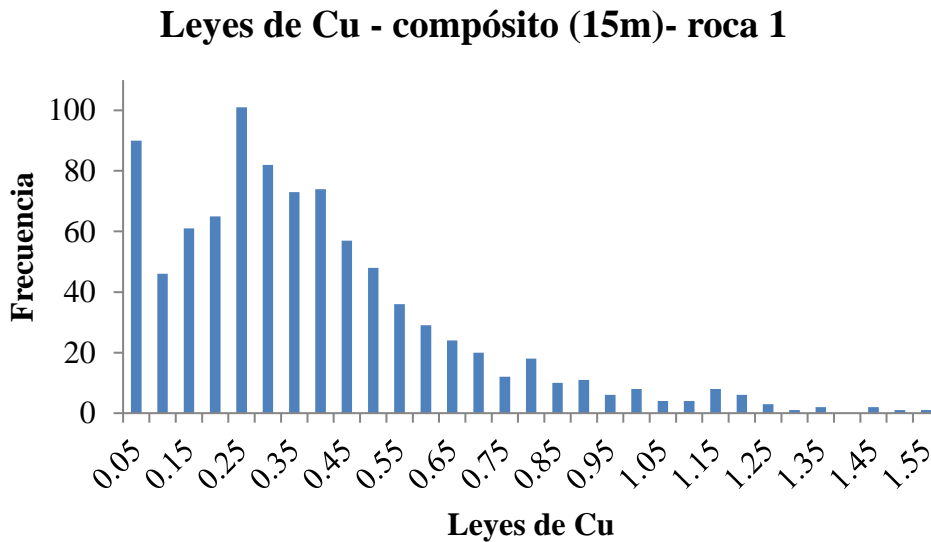


Figura 30 Histograma de leyes de Cu compositados – roca 1

3.1.1.3. Nubes direccionales de leyes de Cu compostados – roca 1

3.1.1.3.1. Dirección Este (eje X)

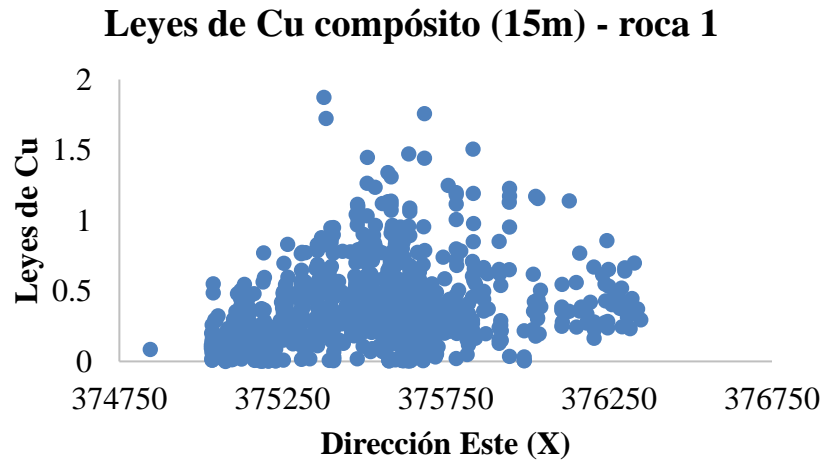


Figura 31 Dirección Este – leyes de Cu – roca 1

3.1.1.3.2. Dirección Norte (eje Y)

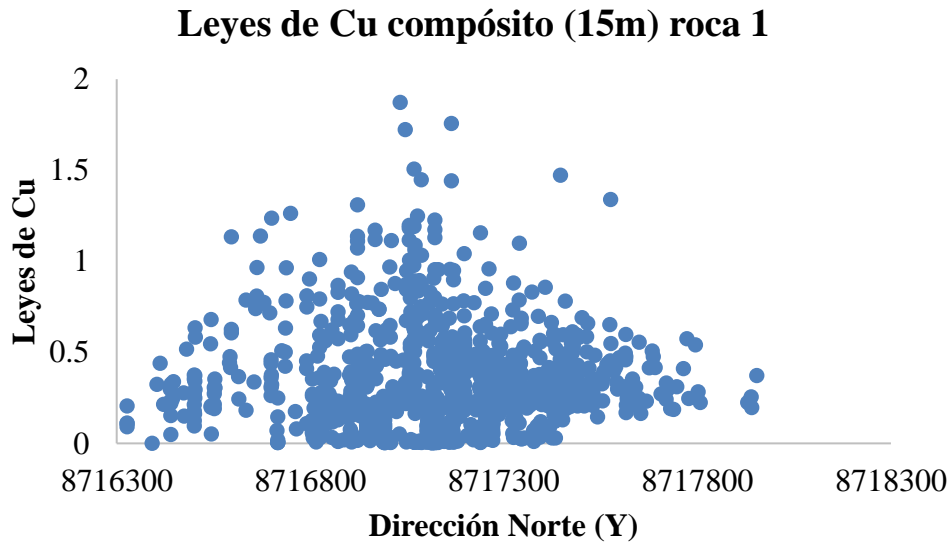


Figura 32 Dirección Norte – leyes de Cu – roca 1

3.1.1.3.3. Cota (eje Z)

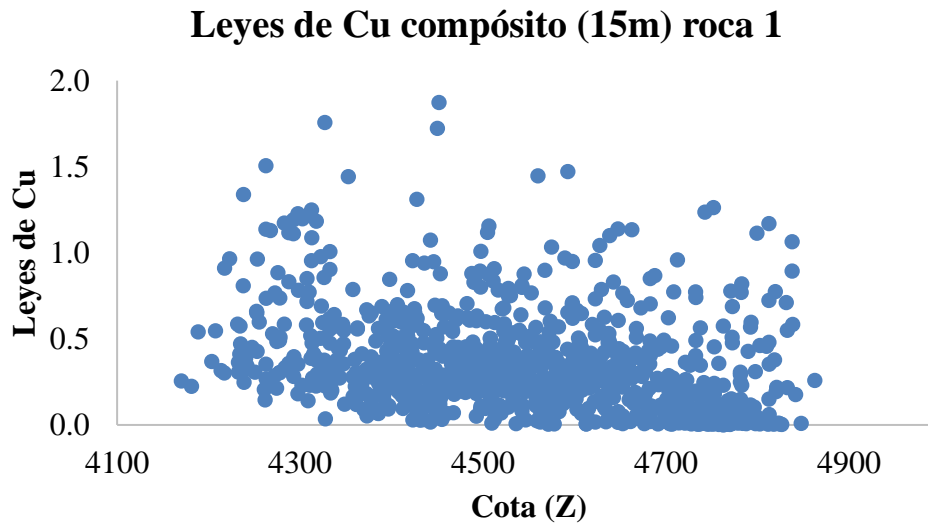


Figura 33 Elevación – leyes de Cu – roca 1

3.1.2. EDA cobre real y compositados – roca 2

Tabla 5

Estadística descriptiva de leyes de Cu sin compositar y compositados – roca 2

	Sin compositar	Compósito
Cuenta	5917	3302
Máximo	4.464	2.949
Mínimo	0.002	0.003
Mediana	0.387	0.427
Media	0.446	0.481
Desviación estándar	0.314	0.306
Varianza de la muestra	0.098	0.094
Curtosis	6.196	2.357
Coefficiente de asimetría	1.477	1.058

3.1.2.1. Histograma de leyes de cobre sin compositar – roca 2

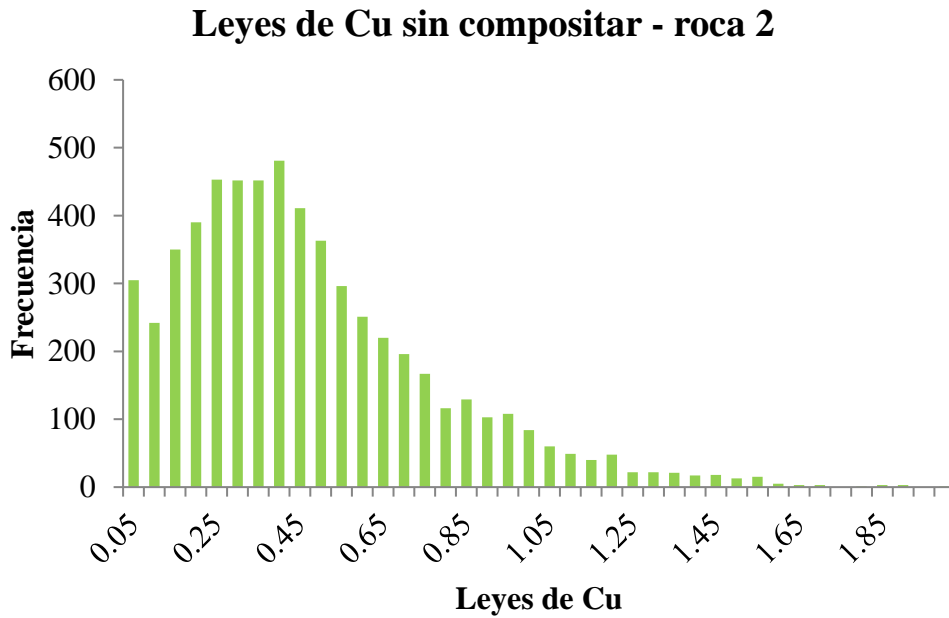


Figura 34 Histograma de leyes de Cu sin compositar – roca 2

3.1.2.2. Histograma de leyes de cobre compositados – roca 2

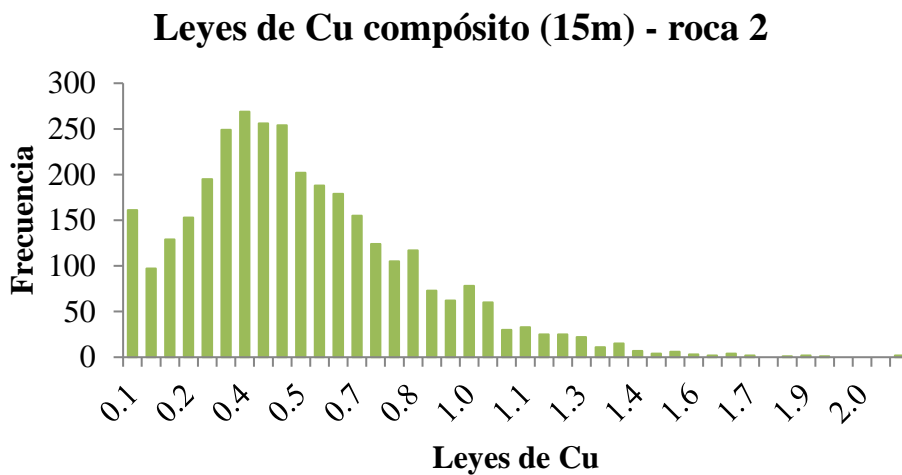


Figura 35 Histograma de leyes de Cu compositados – roca 2

3.1.2.3. Nubes direccionales de leyes de Cu compositados – roca 2

3.1.2.3.1. Dirección Este (eje X)

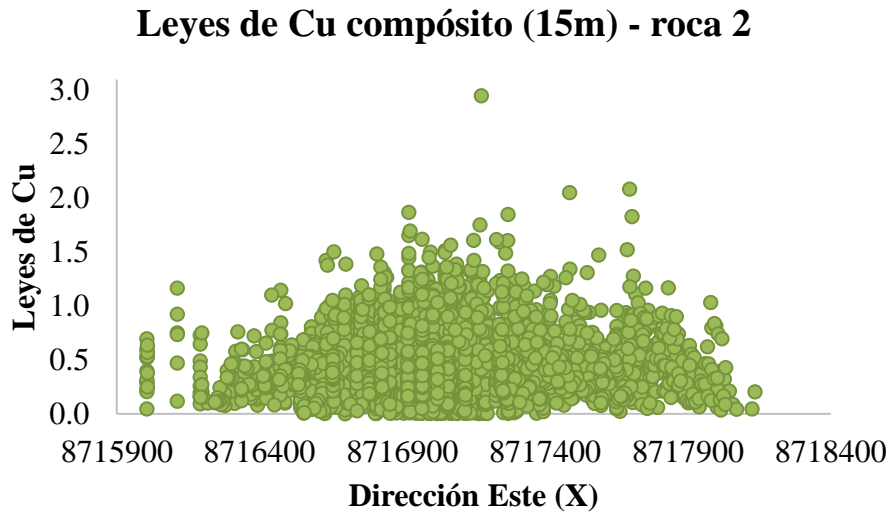


Figura 36 Dirección Este – leyes de Cu – roca 2

3.1.2.3.2. Dirección Norte (eje Y)

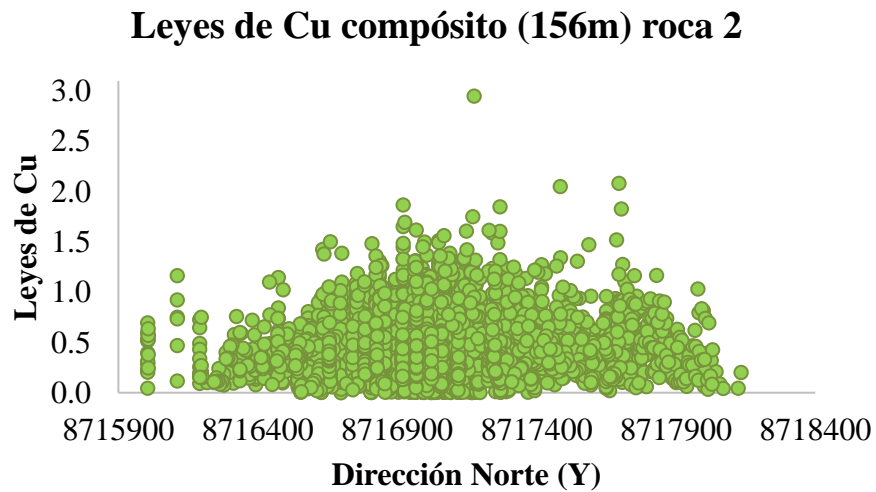


Figura 37 Dirección Norte – leyes de Cu – roca 2

3.1.2.3.3. Cota (eje Z)

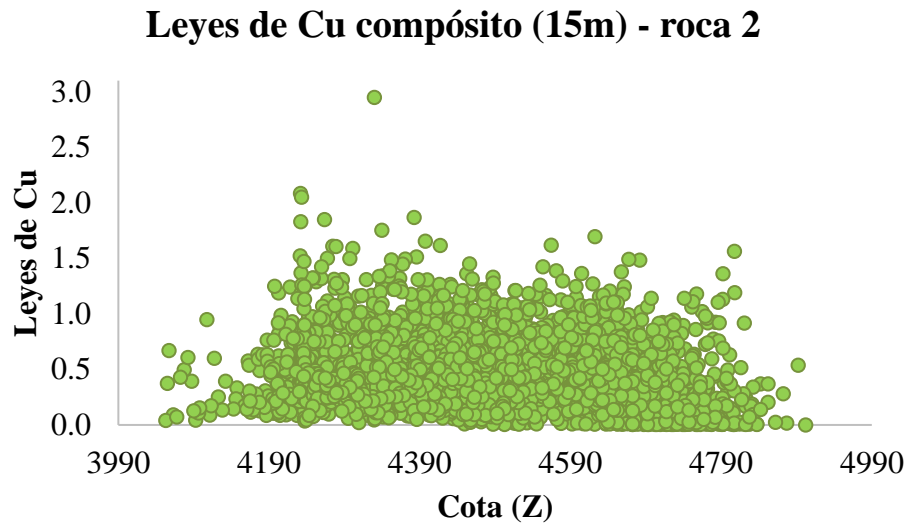


Figura 38 Elevación – leyes de Cu – roca 2

3.1.3. EDA cobre real y compositados – roca 3

Tabla 6

Estadística descriptiva de leyes de Cu sin compositar y compositados – roca 3

	Sin compositar	Compósito
Cuenta	769	1429
Máximo	1.984	1.894
Mínimo	0.003	0.003
Mediana	0.388	0.319
Media	0.444	0.354
Desviación estándar	0.324	0.223
Varianza de la muestra	0.105	0.050
Curtosis	2.098	3.268
Coefficiente de asimetría	1.249	1.263

3.1.3.1. Histograma de leyes de cobre sin compositar – roca 3

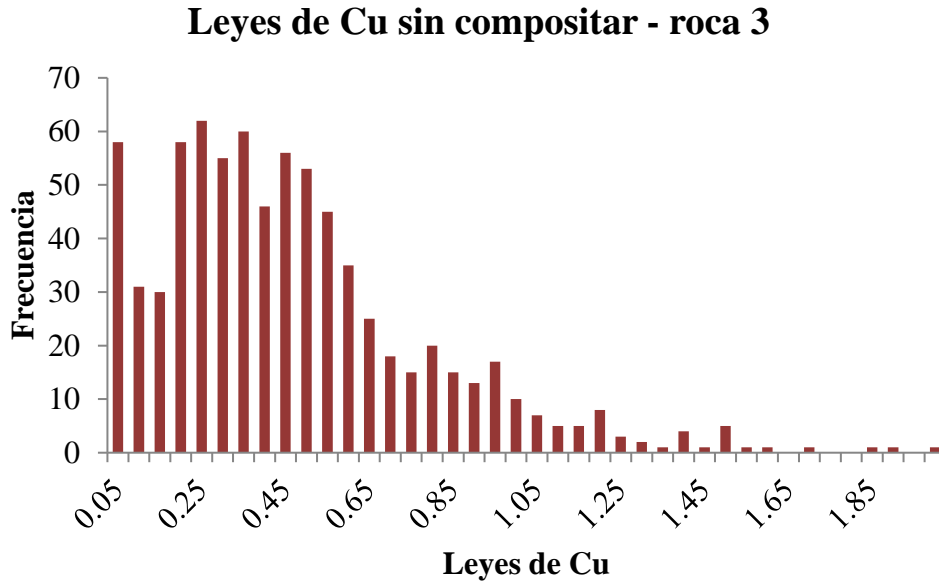


Figura 39 Histograma de leyes de Cu sin compositar – roca 3

3.1.3.2. Histograma de leyes de cobre compositados – roca 3

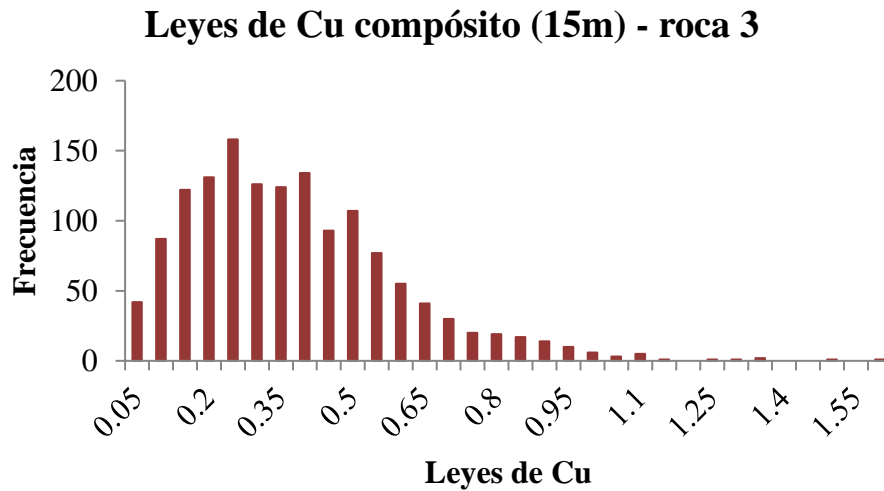


Figura 40 Histograma de leyes de Cu compositados – roca 3

3.1.3.3. Nubes direccionales de leyes de Cu compostados – roca 3

3.1.3.3.1. Dirección Este (eje X)

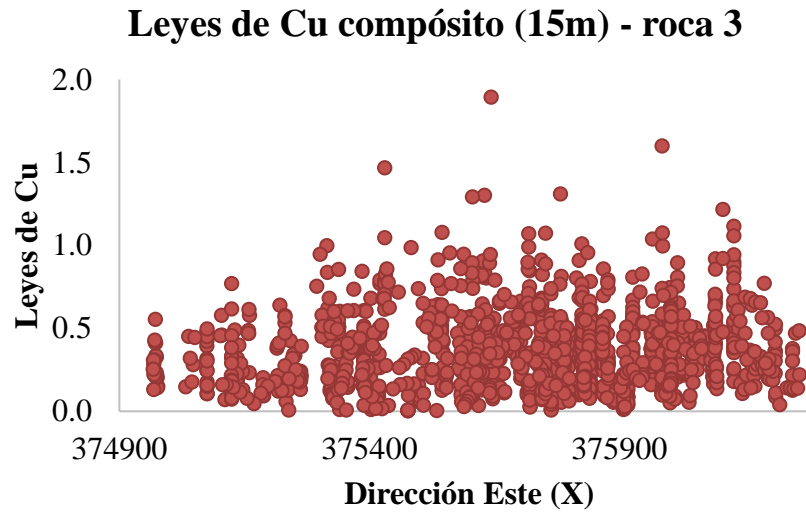


Figura 41 Dirección Este – leyes de Cu – roca 3

3.1.3.3.2. Dirección Norte (eje Y)

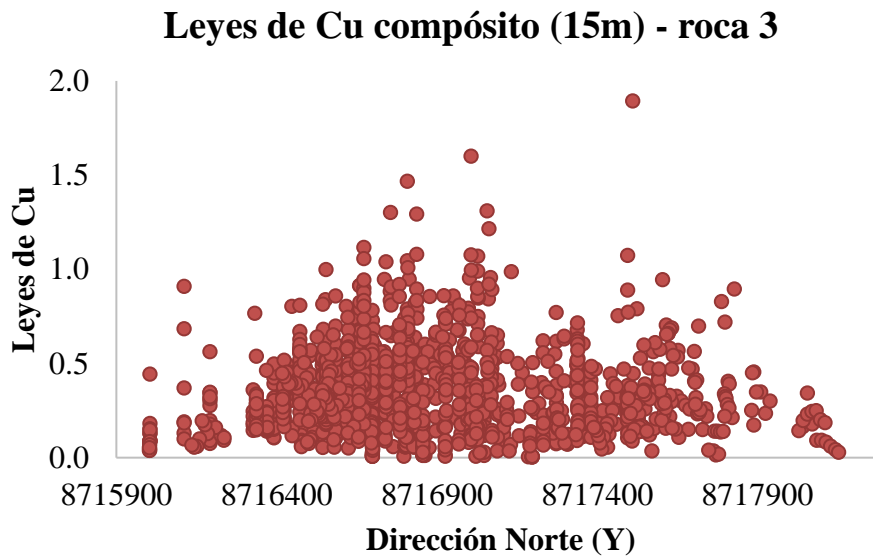


Figura 42 Dirección Norte – leyes de Cu – roca 3

3.1.3.3.3. Cota (eje Z)

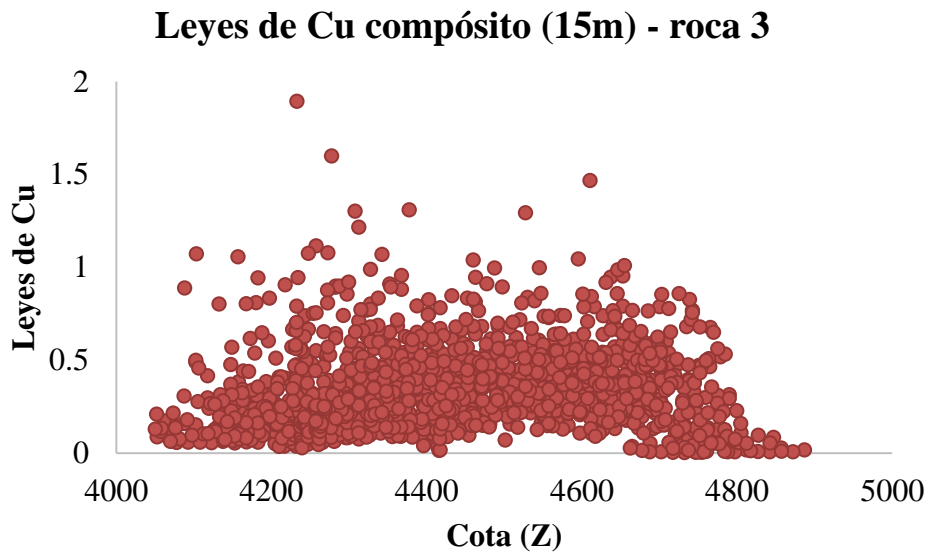


Figura 43 Elevación – leyes de Cu – roca 3

3.2. Mapas variográficos, variogramas experimentales y modelados

3.2.1. Mapa variográfico, variograma experimental y modelado roca 1

3.2.1.1. Parámetros variograma experimental - roca 1

Tabla 7

Parámetros, variograma experimental – roca 1

Variograma experimental – roca 1	
Nº de pasos	12
Largo de paso	100
Radio de búsqueda	800
Tolerancia de paso	50
Tolerancia horizontal	10
Tolerancia vertical	10
Tolerancia de Azimut	22.5
Tolerancia Dip (Inclinación)	10
Dirección	0°

3.2.1.2. Parámetros variograma modelado - roca 1

Tabla 8

Parámetros, variograma modelado – roca 1

Variograma modelado – roca 1		
Efecto pepa	0.02	
Estructuras	1	2
Sill (meseta)	0.09	0.9
Major axis (Eje mayor)	300	700
Semi - major axis (Semieje)	200	150
Minor axis (Eje menor)	100	110
Bearing (Azimut)	0	0
Plunge (Dirección)	0	0
Dip (Inclinación)	0	0

3.2.1.3. Mapa variográfico

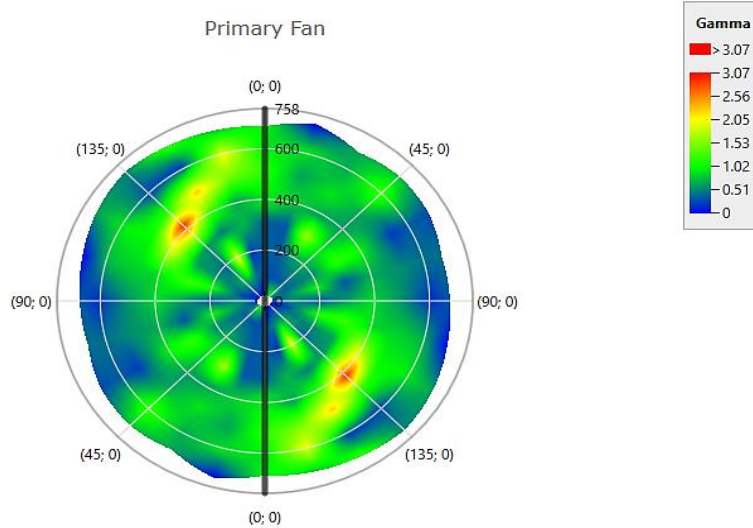


Figura 44 Mapa variográfico de leyes de Cu – roca 1

3.2.1.4. Gráfico variograma experimental y modelado

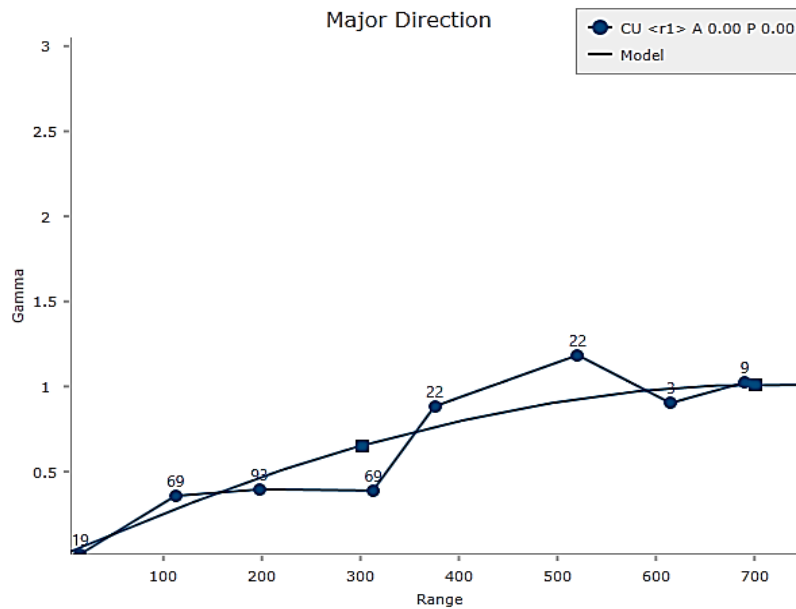


Figura 45 Variograma experimental - modelado de leyes de Cu – roca 1

3.2.2. Mapa variográfico, variograma experimental y modelado - roca 2

3.2.2.1. Parámetros variograma experimental - roca 2

Tabla 9

Parámetros, variograma experimental – roca 2

Variograma experimental – roca 2	
Nº de pasos	12
Largo de paso	60
Radio de búsqueda	600
Tolerancia de paso	30
Tolerancia horizontal	10
Tolerancia vertical	10
Tolerancia de Azimut	22.5
Tolerancia Dip (Inclinación)	10
Dirección	75°

3.2.2.2. Parámetros variogramas modelados - roca 2

Tabla 10

Parámetros, variograma modelado – roca 2

Variograma modelado – roca 2		
Efecto pepa		0.26
Estructuras	1	2
Sill (meseta)	0.41	0.48
Major axis (Eje mayor)	100	600
Semi - major axis (Semi eje)	90	550
Minor axis (Eje menor)	80	400
Bearing (Azimut)	0	0
Plunge (Dirección)	0	0
Dip (Inclinación)	0	0

3.2.2.3. Mapa variográfico

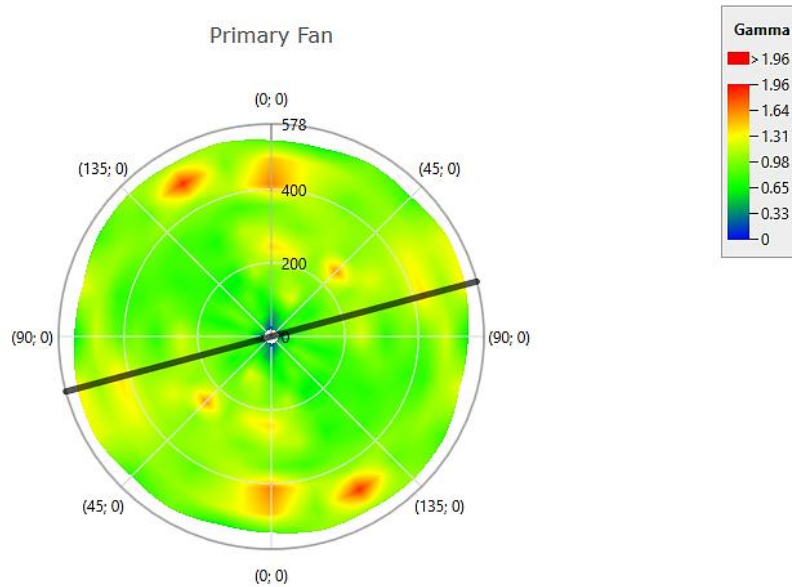


Figura 46 Mapa variográfico de leyes de Cu – roca 2

3.2.2.4. Gráfico variograma experimental y modelado

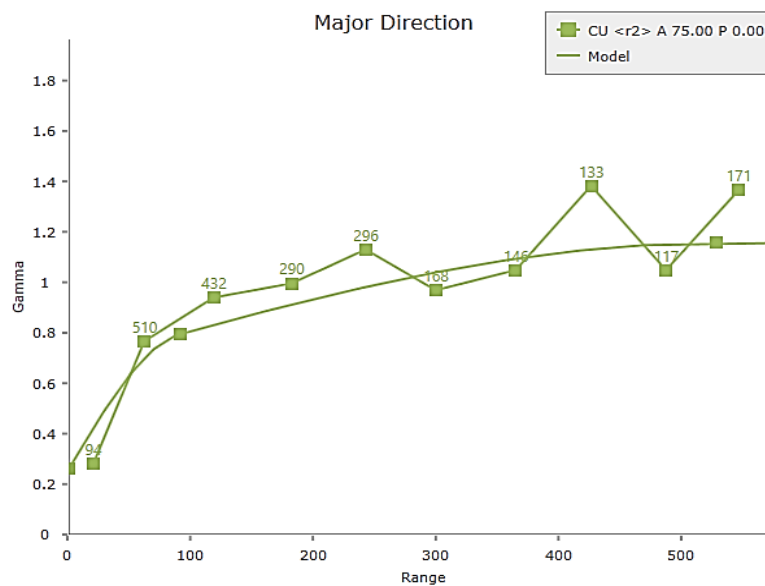


Figura 47 Variograma experimental - modelado de leyes de Cu – roca 2

3.2.3. Mapa variográfico, variograma experimental y modelado - roca 3

3.2.3.1. Parámetros variograma experimental - roca 3

Tabla 11

Parámetros, variograma experimental – roca 3

Variograma experimental – roca 3	
Nº de pasos	12
Largo de paso	80
Radio de búsqueda	600
Tolerancia de paso	40
Tolerancia horizontal	10
Tolerancia vertical	10
Tolerancia de Azimut	22.5
Tolerancia Dip (Inclinación)	10
Dirección	0°

3.2.3.2. Parámetros variograma modelado - roca 3

Tabla 12

Parámetros, variograma modelado – roca 3

Variograma modelado – roca 3		
	1	2
Efecto pepa		0.2
Estructuras	1	2
Sill (meseta)	0.46	0.34
Major axis (Eje mayor)	110	500
Semi - major axis (Semi eje)	100	350
Minor axis (Eje menor)	90	110
Bearing (Azimut)	0	0
Plunge (Dirección)	0	0
Dip (Inclinación)	0	0

3.2.3.3. Mapa variográfico

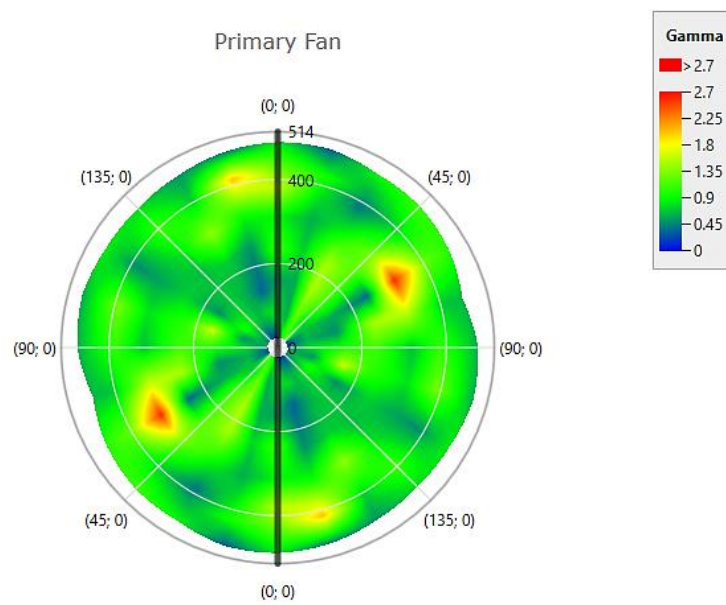


Figura 48 Mapa variográfico de leyes de Cu – roca 3

3.2.3.4. Gráfico variograma experimental y modelado

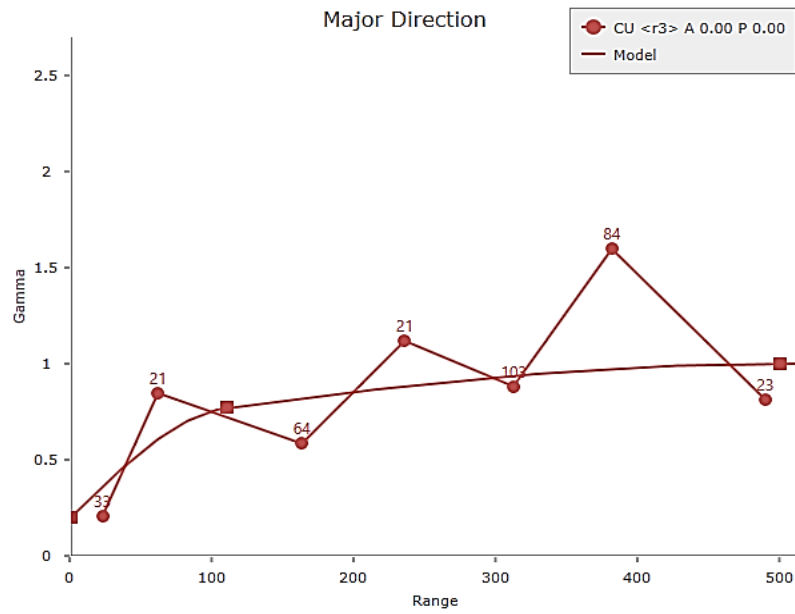


Figura 49 Variograma experimental - modelado de leyes de Cu – roca 3

3.3. Validación cruzada

Esta sección se considera que responde la pregunta de investigación, dado que se presentan resultados que demuestran la importancia del presente estudio. Puesto que, estimar un modelo de bloques es posible hacer, incluso con errores. Lo interesante, es demostrar que el plan de kriging elegido es capaz no sólo de estimar el centroide en un bloque, sino que con estos valores estimados se pueda estimar los valores reales (compósitos), donde el error entre el valor estimado con el valor real sea muy cercano a cero.

3.3.1. Parámetros empleando elipsoides

3.3.1.1. Roca 1

Tabla 13

Parámetros, validación cruzada empleando elipsoides – roca 1

Parámetros	16	24	32	40	48
Estimación	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario
Radio de búsqueda					
Forma de búsqueda	Elipsoidal	Elipsoidal	Elipsoidal	Elipsoidal	Elipsoidal
Bearing (azimut)	0	0	0	0	0
Plunge (dirección)	0	0	0	0	0
Dip (inclinación)	0	0	0	0	0
Distancias de búsqueda					
Major axis	700	700	700	700	700
Semi - major axis	200	200	200	200	200
Minor axis	110	110	110	110	110

Número de muestras	16	24	32	40	48
---------------------------	----	----	----	----	----

3.3.1.2. Roca 2

Tabla 14

Parámetros, validación cruzada empleando elipsoides – roca 2

Parámetros	16	24	32	40	48
Estimación	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario
Radio de búsqueda					
Forma de búsqueda	Elipsoidal	Elipsoidal	Elipsoidal	Elipsoidal	Elipsoidal
Bearing (azimut)	0	0	0	0	0
Plunge (dirección)	0	0	0	0	0
Dip (inclinación)	0	0	0	0	0
Distancias de búsqueda					
Major axis	600	600	600	600	600
Semi - major axis	550	550	550	550	550
Minor axis	400	400	400	400	400
Número de muestras	16	24	32	40	48

3.3.1.3. Roca 1

Tabla 15

Parámetros, validación cruzada empleando elipsoides – roca 3

Parámetros	16	24	32	40	48
Estimación	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario
Radio de búsqueda					
Forma de búsqueda	Elipsoidal	Elipsoidal	Elipsoidal	Elipsoidal	Elipsoidal
Bearing (azimut)	0	0	0	0	0
Plunge (dirección)	0	0	0	0	0
Dip (inclinación)	0	0	0	0	0
Distancias de búsqueda					
Major axis	500	500	500	500	500
Semi - major axis	350	350	350	350	350
Minor axis	110	110	110	110	110
Número de muestras	16	24	32	40	48

3.3.2. Parámetros considerando Cubo (Box)

3.3.2.1. Roca 1

Tabla 16
Parámetros, validación cruzada empleando Box – roca 1

Parámetros	16	24	32	40	48
Estimación	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario
Radio de búsqueda					
Forma de búsqueda	Cubo (Box)	Cubo (Box)	Cubo (Box)	Cubo (Box)	Cubo (Box)
Bearing (azimut)	0	0	0	0	0
Plunge (dirección)	0	0	0	0	0
Dip (inclinación)	0	0	0	0	0
Distancias de búsqueda					
Major axis	700	700	700	700	700
Semi - major axis	200	200	200	200	200
Minor axis	110	110	110	110	110
Número de muestras	16	24	32	40	48

3.3.2.2. Roca 2

Tabla 17

Parámetros, validación cruzada empleando Box – roca 2

Parámetros	16	24	32	40	48
Estimación	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario
Radio de búsqueda					
Forma de búsqueda	Cubo (Box)	Cubo (Box)	Cubo (Box)	Cubo (Box)	Cubo (Box)
Bearing (azimut)	0	0	0	0	0
Plunge (dirección)	0	0	0	0	0
Dip (inclinación)	0	0	0	0	0
Distancias de búsqueda					
Major axis	600	600	600	600	600
Semi - major axis	550	550	550	550	550
Minor axis	400	400	400	400	400
Número de muestras	16	24	32	40	48

3.3.2.3. Roca 3

Tabla 18

Parámetros, validación cruzada empleando Box – roca 3

Parámetros	16	24	32	40	48
Estimación	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario	Kriging ordinario
Radio de búsqueda					
Forma de búsqueda	Cubo (Box)	Cubo (Box)	Cubo (Box)	Cubo (Box)	Cubo (Box)
Bearing (azimut)	0	0	0	0	0
Plunge (dirección)	0	0	0	0	0
Dip (inclinación)	0	0	0	0	0
Distancias de búsqueda					
Major axis	500	500	500	500	500
Semi - major axis	350	350	350	350	350
Minor axis	110	110	110	110	110
Número de muestras	16	24	32	40	48

3.4. Resumen empleando elipsoides (E)

3.4.1. Sin considerar el compósito a estimar (SC)

3.4.1.1. Elección del plan de Kriging (SC – E) – roca 1

Tabla 19

Criterios para elegir el mejor plan de Kriging (SC – E) – roca 1

Criterios	16	24	32	40	48
N° de datos	905	905	905	905	905
Condición de insesgo global	-0.00042	0.00019	0.00016	-0.00009	-0.00025
Insesgo condicional	0.78870	0.71110	0.71360	0.71520	0.71440
Coefficiente R²	0.65630	0.65580	0.65730	0.65950	0.65880
Precisión de la estimación	0.02797	0.02806	0.02795	0.02776	0.02781
Varianza de leyes reales	0.08042	0.08042	0.08042	0.08042	0.08042
Varianza de Z estimados	0.06155	0.06200	0.06231	0.06237	0.06229
Desviación Z estimados	0.24808	0.24900	0.24962	0.24974	0.24958

3.4.1.1.1. Estadística de Cu real (SC - E - 40)

Tabla 20

Estadística descriptiva de Cu real (SC - E – 40) – roca 1

Cu real (compósito)

Cuenta	905
Máximo	1.873
Mínimo	0.002
Media	0.363
Mediana	0.306
Desviación estándar	0.284
Varianza de la muestra	0.080
Curtosis	3.121
Coefficiente de asimetría	1.472

3.4.1.1.2. Estadística de Cu estimado (SC - E - 40) – roca 1

Tabla 21

Estadística descriptiva de Cu estimado (SC - E - 40) – roca 1

Cu estimado (considerando 40 muestras)	
Cuenta	905
Máximo	1.564
Mínimo	-0.01
Media	0.363
Mediana	0.321
Desviación estándar	0.249
Varianza de la muestra	0.062
Curtosis	2.617
Coefficiente de asimetría	1.338

3.4.1.1.3. Nube de dispersión Cu real vs Cu estimado (SC - E - 40) – roca 1

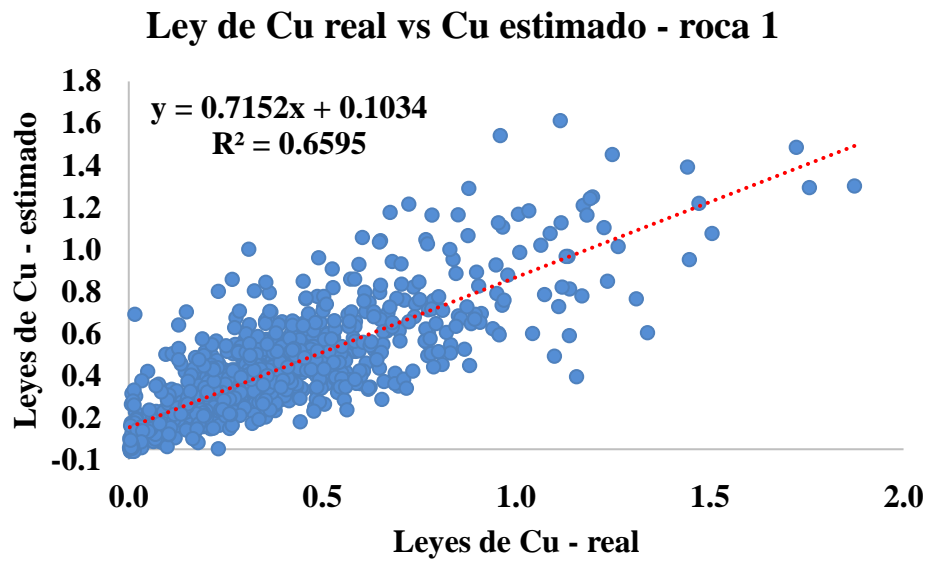


Figura 50 Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado – roca 1

3.4.1.2. Elección del plan de Kriging (SC – E) – roca 2

Tabla 22

Criterios para elegir el mejor plan de Kriging (SC – E) – roca 2

Criterios	16	24	32	40	48
N° de datos	3302	3302	3302	3302	3302
Condición de insesgo global	0.00339	0.00350	0.00334	0.00320	0.00312
Insesgo condicional	0.62320	0.61950	0.61640	0.61470	0.61280
Coefficiente R2	0.65080	0.65170	0.65280	0.65320	0.65340
Precisión de la estimación	0.03278	0.03272	0.03266	0.03265	0.03266
Varianza de leyes reales	0.09354	0.09354	0.09354	0.09354	0.09354
Varianza de Z estimados	0.05583	0.05509	0.05444	0.05411	0.05375
Desviación Z estimados	0.23628	0.23472	0.23332	0.23261	0.23185

3.4.1.2.1. Estadística de Cu real (SC - E - 40) – roca 2

Tabla 23

Estadística descriptiva de Cu real (SC - E - 40) – roca 2

Cu real (compósito)	
Cuenta	3302
Máximo	2.949
Mínimo	0.003
Media	0.481
Mediana	0.427
Desviación estándar	0.306
Varianza de la muestra	0.093
Curtosis	2.357
Coefficiente de asimetría	1.058

3.4.1.2.2. Estadística de Cu estimado (SC - E - 40) – roca 2

Tabla 24

Estadística descriptiva de Cu estimado (SC - E - 40) – roca 2

Cu estimado (considerando 40 muestras)	
Cuenta	3302
Máximo	1.798
Mínimo	-0.012
Media	0.485
Mediana	0.461
Desviación estándar	0.233
Varianza de la muestra	0.054
Curtosis	0.797
Coefficiente de asimetría	0.634

3.4.1.2.3. Nube de dispersión Cu real vs Cu estimado (SC - E - 40) roca 2

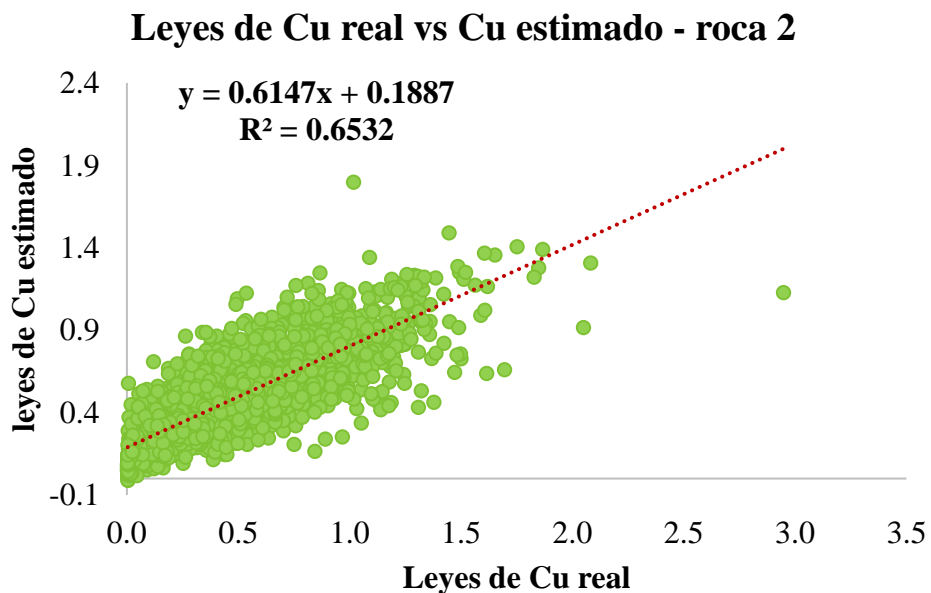


Figura 51 Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado – roca 2

3.4.1.3. Elección del plan de Kriging (SC – E) – roca 3

Tabla 25

Criterios para elegir el mejor plan de Kriging (SC – E) – roca 3

Criterios	16	24	32	40	48
N° de datos	1429	1429	1429	1429	1429
Condición de insesgo global	0.00072	0.00099	0.00097	0.00112	0.00119
Insesgo condicional	0.56050	0.55520	0.55380	0.55190	0.55170
Coefficiente R2	0.56820	0.56710	0.56840	0.56700	0.56680
Precisión de la estimación	0.02148	0.02154	0.02148	0.02155	0.02156
Varianza de leyes reales	0.04972	0.04972	0.04972	0.04972	0.04972
Varianza de Z estimados	0.02749	0.02702	0.02682	0.02671	0.02670
Desviación Z estimados	0.16580	0.16439	0.16378	0.16342	0.16341

3.4.1.3.1. Estadística de Cu real (SC - E - 16) – roca 3

Tabla 26*Estadística descriptiva de Cu real (SC - E - 16) – roca 3*

Cu real (compósito)	
Cuenta	1429
Máximo	1.894
Mínimo	0.003
Media	0.354
Mediana	0.319
Desviación estándar	0.223
Varianza de la muestra	0.049
Curtosis	3.268
Coefficiente de asimetría	1.263

3.4.1.3.2. Estadística de Cu estimado (SC - E - 16) – roca 3

Tabla 27*Estadística descriptiva de Cu estimado (SC - E – 16) – roca 3*

Cu estimado (considerando 16 muestras)	
Cuenta	1429
Máximo	1.036
Mínimo	0.01
Media	0.354
Mediana	0.347
Desviación estándar	0.166
Varianza de la muestra	0.027
Curtosis	0.479
Coefficiente de asimetría	0.596

3.4.1.3.3. Nube de dispersión Cu real vs Cu estimado (SC - E - 16) roca 3

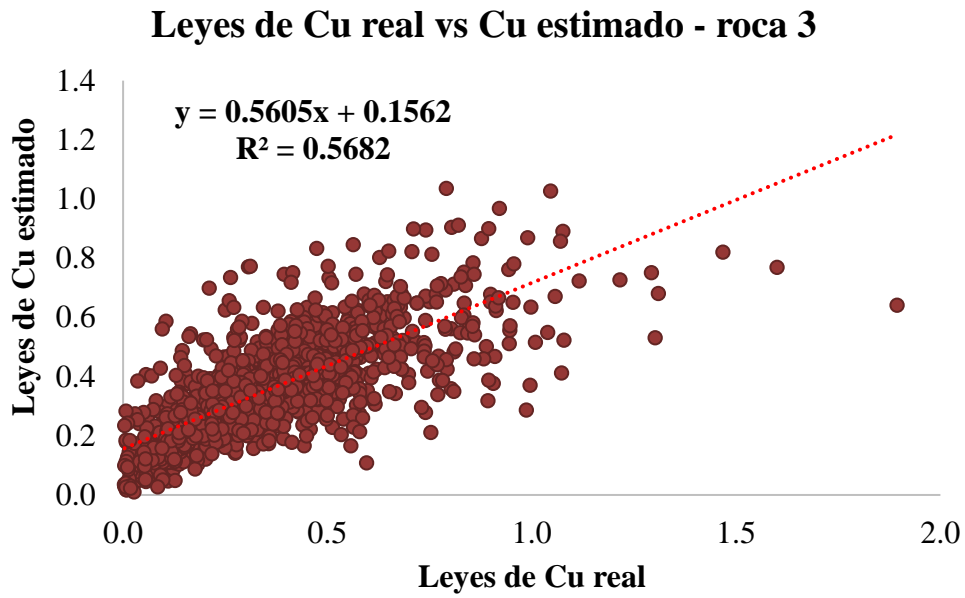


Figura 52 Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado – roca 3

3.4.2. Sin considerar los compósitos del sondaje (SS)

3.1.1.1. Elección del plan de Kriging (SS – E) – roca 1

Tabla 28

Elección del mejor plan de Kriging (SS – E) – roca 1

Roca 01	16	24	32	40	48
N° de datos	901	901	901	901	901
Condición de insesgo global	0.00239	0.00408	0.00349	0.00333	0.00327
Insesgo condicional	0.55140	0.55530	0.56100	0.56410	0.56540
Coefficiente R2	0.47440	0.47270	0.48100	0.48120	0.48400
Precisión de la estimación	0.04343	0.04373	0.04319	0.04303	0.04277
Varianza de leyes reales	0.08073	0.08073	0.08073	0.08073	0.08073
Varianza de Z estimados	0.05173	0.05266	0.05307	0.05339	0.05332
Desviación Z estimados	0.22744	0.22947	0.23036	0.23105	0.23092

3.4.2.1.1. Estadística de Cu real (SS - E - 48) – roca 1

Tabla 29

Estadística descriptiva de Cu real (SS - E – 48) – roca 1

Cu real (compósito)	
Cuenta	901
Máximo	1.873
Mínimo	0.002
Media	0.363
Mediana	0.306
Desviación estándar	0.284
Varianza de la muestra	0.081
Curtosis	3.098
Coefficiente de asimetría	1.468
Nivel de confianza(95.0%)	0.018

3.4.2.1.2. Estadística de Cu estimado (SS - E - 48) – roca 1

Tabla 30

Estadística descriptiva de Cu estimado (SS - E – 48) – roca 1

Cu estimado (considerando 48 muestras)	
Cuenta	901
Máximo	1.572
Mínimo	-0.005
Media	0.366
Mediana	0.327
Desviación estándar	0.231
Varianza de la muestra	0.053
Curtosis	1.532
Coficiente de asimetría	0.995

3.4.2.1.3. Nube de dispersión Cu real vs Cu estimado (SS - E - 48) roca 1

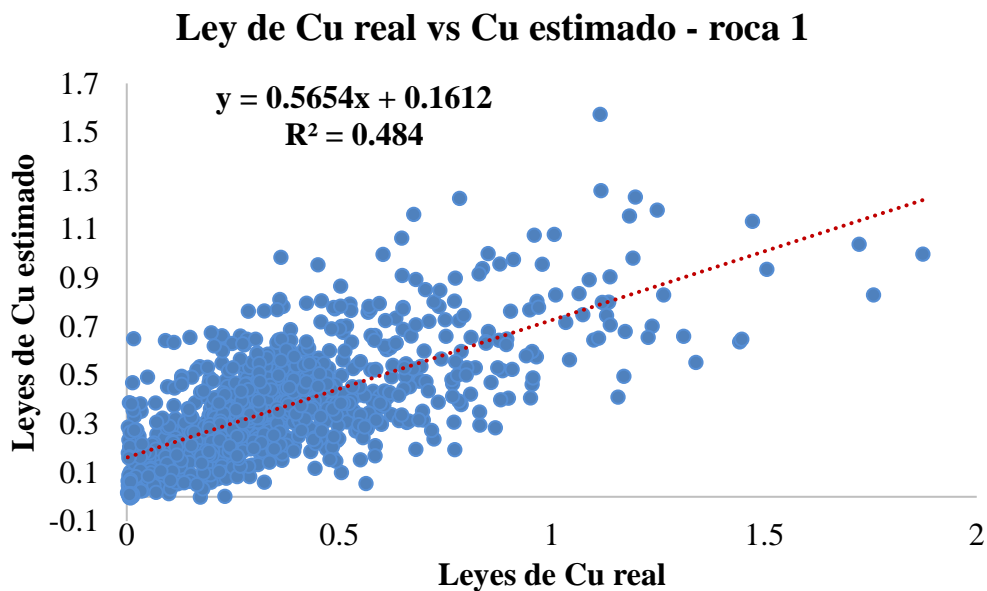


Figura 53 Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado (SS – E) – roca 1

3.1.1.2. Elección del plan de Kriging (SS – E) – roca 2

Tabla 31

Elección del mejor plan de Kriging (SS – E) – roca 2

Roca 02	16	24	32	40	48
N° de datos	3302	3302	3302	3302	3302
Condición de insesgo global	0.00900	0.00790	0.00755	0.00711	0.00625
Insesgo condicional	0.36690	0.35710	0.35250	0.34870	0.34410
Coefficiente R2	0.33200	0.34430	0.34860	0.35090	0.34980
Precisión de la estimación	0.06283	0.06138	0.06094	0.06072	0.06082
Varianza de leyes reales	0.09354	0.09354	0.09354	0.09354	0.09354
Varianza de Z estimados	0.03793	0.03465	0.03334	0.03242	0.03165
Desviación Z estimados	0.19476	0.18614	0.18259	0.18005	0.17791

3.1.1.2.1. Estadística de Cu real (SS - E - 40) – roca 2

Tabla 32

Estadística descriptiva de Cu real (SS - E – 40) – roca 2

Cu real (compósito)	
Cuenta	3302
Máximo	2.949
Mínimo	0.003
Media	0.481
Mediana	0.427
Desviación estándar	0.306
Varianza de la muestra	0.093
Curtosis	2.357
Coefficiente de asimetría	1.058

3.1.1.2.2. Estadística de Cu estimado (SS - E - 40) – roca 2

Tabla 33

Estadística descriptiva de Cu estimado (SS - E – 40) – roca 2

Cu estimado (considerando 40 muestras)	
Cuenta	3302
Máximo	1.457
Mínimo	0.025
Media	0.488
Mediana	0.466
Desviación estándar	0.180
Varianza de la muestra	0.032
Curtosis	0.805
Coefficiente de asimetría	0.497

3.1.1.2.3. Nube de dispersión Cu real vs Cu estimado (SS - E - 40) roca 2

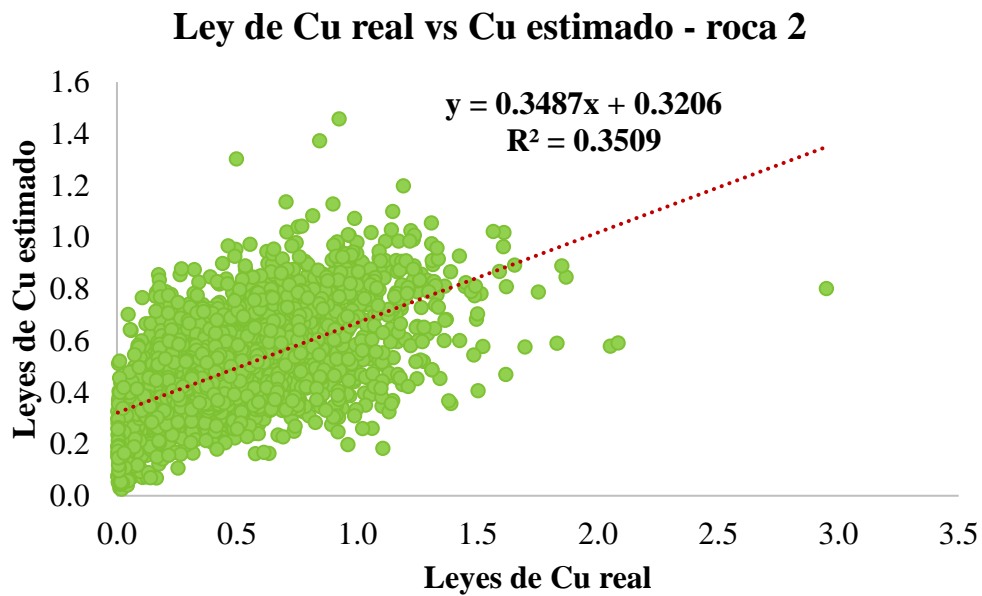


Figura 54 Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado (SS – E) – roca 2

3.1.1.3. Elección del plan de Kriging (SS – E) – roca 3

Tabla 34

Elección del mejor plan de Kriging (SS – E) – roca 3

Roca 03	16	24	32	40	48
N° de datos	1429	1429	1429	1429	1429
Condición de insesgo global	0.00913	0.01146	0.01277	0.01319	0.01330
Insesgo condicional	0.26520	0.25820	0.25250	0.25080	0.24920
Coefficiente R2	0.23190	0.23840	0.23760	0.23910	0.23810
Precisión de la estimación	0.03843	0.03796	0.03795	0.03787	0.03791
Varianza de leyes reales	0.04972	0.04972	0.04972	0.04972	0.04972
Varianza de Z estimados	0.01508	0.01391	0.01334	0.01308	0.01297
Desviación Z estimados	0.12281	0.11793	0.11552	0.11437	0.11389

3.1.1.3.1. Estadística de Cu real (SS - E - 40) – roca 3

Tabla 35

Estadística descriptiva de Cu real (SS - E – 40) – roca 3

Cu real (compósito)	
Cuenta	1429
Máximo	1.894
Mínimo	0.003
Media	0.354
Mediana	0.319
Desviación estándar	0.223
Varianza de la muestra	0.049
Curtosis	3.268
Coefficiente de asimetría	1.263

3.1.1.3.2. Estadística de Cu estimado (SS - E - 40) – roca 3

Tabla 36

Estadística descriptiva de Cu estimado (SS - E – 40) – roca 3

Cu estimado (considerando 40 muestras)	
Cuenta	1429
Máximo	0.903
Mínimo	0.035
Media	0.367
Mediana	0.363
Desviación estándar	0.114
Varianza de la muestra	0.013
Curtosis	0.751
Coefficiente de asimetría	0.387

3.1.1.3.3. Nube de dispersión Cu real vs Cu estimado (SS - E - 40) roca 3

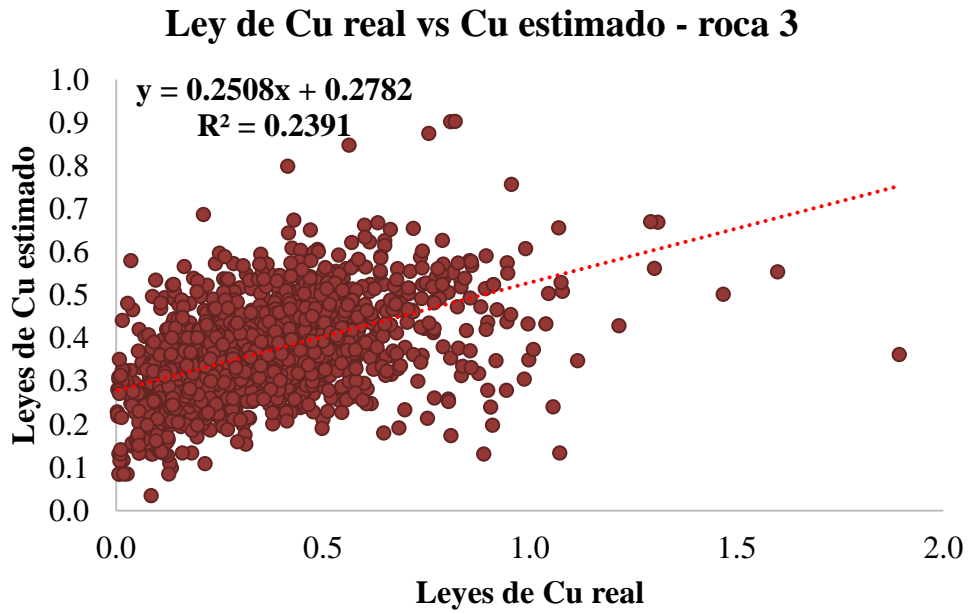


Figura 55 Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado (SS – E) – roca 3

3.5. Resumen empleado Cubos (Box)

3.5.1. Sin considerar el compósito a estimar (SC)

3.5.1.1. Elección del plan de Kriging (SC – B) – roca 1

Tabla 37

Criterios para elegir el mejor plan de Kriging (SC – B) – roca 1

Criterios	16	24	32	40	48
N° de datos	906	906	906	906	906
Condición de in sesgo global	-0.00008	0.00048	0.00047	0.00040	0.00036
In sesgo condicional	0.70710	0.71000	0.70880	0.71120	0.71180
Coefficiente R2	0.65260	0.65650	0.65440	0.65940	0.65930
Precisión de la estimación	0.02827	0.02795	0.02812	0.02774	0.02770
Varianza de leyes reales	0.08033	0.08033	0.08033	0.08033	0.08033
Varianza de Z estimados	0.06154	0.06170	0.06168	0.06165	0.06173
Desviación Z estimados	0.24808	0.24839	0.24835	0.24830	0.24846

3.5.1.1.1. Estadística de Cu real (SC - B - 48)

Tabla 38

Estadística descriptiva de Cu real (SC - B - 48) – roca 1

Cu real (compósito)	
Cuenta	906
Máximo	1.873
Mínimo	0.002
Mediana	0.307
Media	0.363
Desviación estándar	0.283
Varianza de la muestra	0.080
Curtosis	3.129
Coefficiente de asimetría	1.473

3.5.1.1.2. Estadística de Cu estimado (SC - B - 48) – roca 1

Tabla 39

Estadística descriptiva de Cu estimado (SC - B - 48) – roca 1

Cu estimado (considerando 48 muestras)	
Cuenta	906
Máximo	1.576
Mínimo	-0.012
Mediana	0.321
Media	0.364
Desviación estándar	0.248
Varianza de la muestra	0.062
Curtosis	2.671
Coefficiente de asimetría	1.336

3.5.1.1.3. Nube de dispersión Cu real vs Cu estimado (SC - B - 48) – roca 1

Leyes de Cu real vs Cu estimado (B - 48) - roca 1

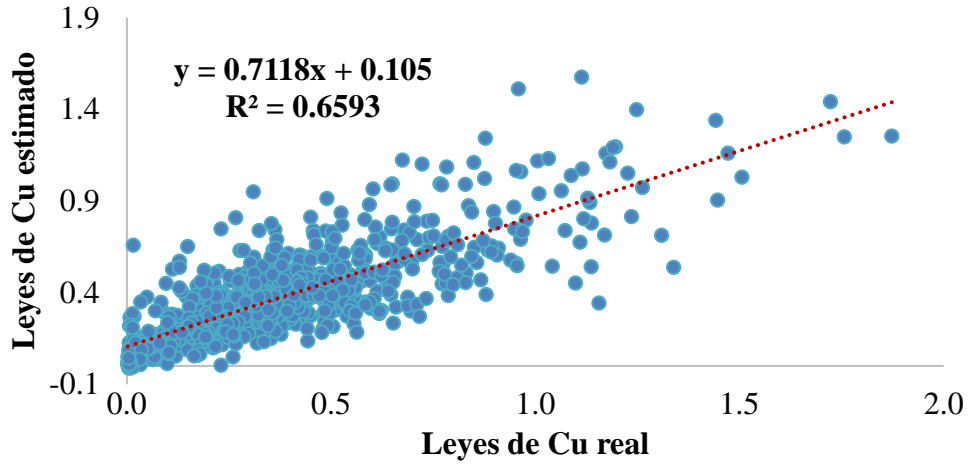


Figura 56 Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado – roca 1

3.5.1.2. Elección del plan de Kriging (SC – B) – roca 2

Tabla 40

Criterios para elegir el mejor plan de Kriging (SC – B) – roca 2

Criterios	16	24	32	40	48
N° de datos	3302	3302	3302	3302	3302
Condición de insesgo global	0.00335	0.00338	0.00347	0.00348	0.00323
Insesgo condicional	0.62430	0.61850	0.61560	0.61290	0.61140
Coefficiente R2	0.65000	0.65100	0.65180	0.65240	0.65320
Precisión de la estimación	0.03283	0.03280	0.03276	0.03274	0.03269
Varianza de leyes reales	0.09354	0.09354	0.09354	0.09354	0.09354
Varianza de Z estimados	0.05609	0.05497	0.05438	0.05385	0.05353
Desviación Z estimados	0.23683	0.23446	0.23320	0.23206	0.23137

3.5.1.2.1. Estadística de Cu real (SC - B - 48) – roca 2

Tabla 41*Estadística descriptiva de Cu real (SC - B - 48) – roca 2*

Cu real (compósito)	
Cuenta	3302
Máximo	2.949
Mínimo	0.003
Mediana	0.427
Media	0.481
Desviación estándar	0.306
Varianza de la muestra	0.093
Curtosis	2.357
Coefficiente de asimetría	1.058

3.5.1.2.2. Estadística de Cu estimado (SC - B - 48) – roca 2

Tabla 42

Estadística descriptiva de Cu estimado (SC - B - 48) – roca 2

Cu estimado (considerando 48 muestras)	
Cuenta	3302
Máximo	1.795
Mínimo	-0.011
Mediana	0.46
Media	0.484
Desviación estándar	0.231
Varianza de la muestra	0.053
Curtosis	0.803
Coefficiente de asimetría	0.632

3.5.1.2.3. Nube de dispersión Cu real vs Cu estimado (SC - B - 48) roca 2

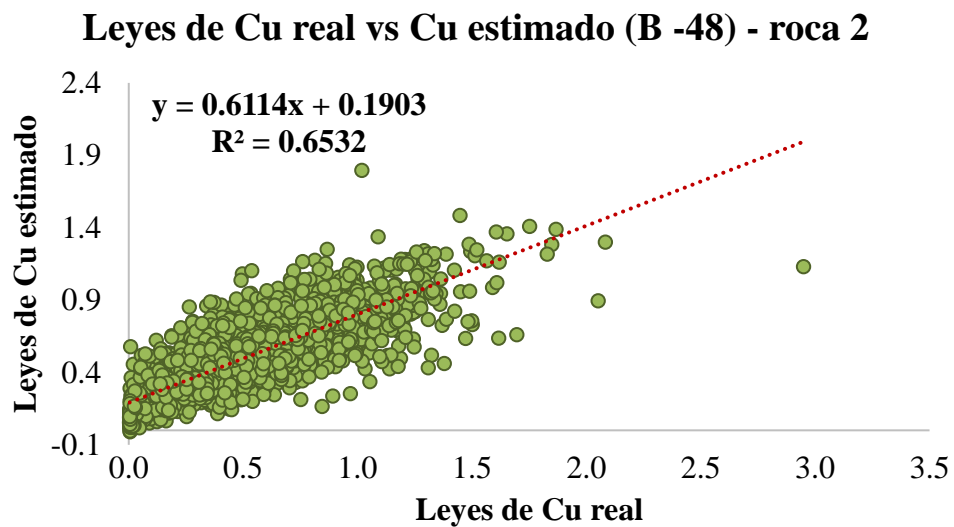


Figura 57 Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado – roca 2

3.5.1.3. Elección del plan de Kriging (SC – B) – roca 3

Tabla 43

Criterios para elegir el mejor plan de Kriging (SC – B) – roca 3

Criterios	16	24	32	40	48
N° de datos	1429	1429	1429	1429	1429
Condición de insesgo global	0.00065	0.00129	0.00140	0.00109	0.00122
Insesgo condicional	0.56100	0.55630	0.55390	0.55280	0.55260
Coefficiente R2	0.57110	0.56770	0.56670	0.56750	0.56750
Precisión de la estimación	0.02131	0.02149	0.00141	0.02153	0.02152
Varianza de leyes reales	0.04972	0.04972	0.04972	0.04972	0.04972
Varianza de Z estimados	0.02742	0.02711	0.02692	0.02677	0.02676
Desviación Z estimados	0.16560	0.16466	0.16408	0.16362	0.16358

3.5.1.3.1. Estadística de Cu real (SC - B - 16) – roca 3

Tabla 44

Estadística descriptiva de Cu real (SC - B - 16) – roca 3

Cu real (compósito)	
Cuenta	1429
Máximo	1.894
Mínimo	0.003
Mediana	0.319
Media	0.354
Desviación estándar	0.223
Varianza de la muestra	0.050
Curtosis	3.268
Coefficiente de asimetría	1.263

3.5.1.3.2. Estadística de Cu estimado (SC - B - 16) – roca 3

Tabla 45*Estadística descriptiva de Cu estimado (SC - B – 16) – roca 3*

Cu estimado (considerando 16 muestras)	
Cuenta	1429
Máximo	1.043
Mínimo	0.01
Mediana	0.344
Media	0.354
Desviación estándar	0.166
Varianza de la muestra	0.027
Curtosis	0.477
Coefficiente de asimetría	0.592

3.5.1.3.3. Nube de dispersión Cu real vs Cu estimado (SC - B - 16) roca 3

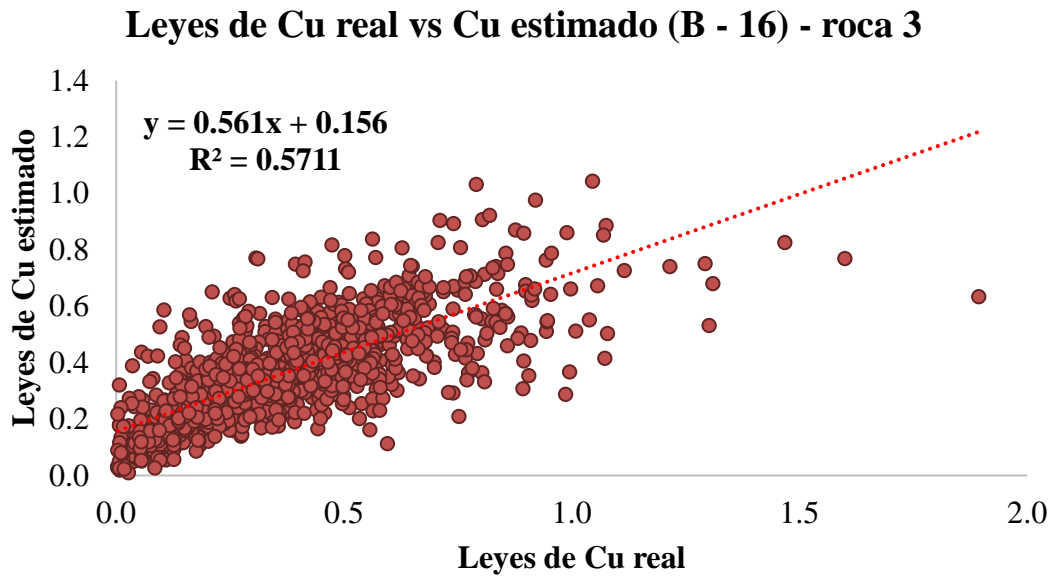


Figura 58 Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado – roca 3

3.5.2. Sin considerar los compósitos del sondaje (SS) - Box

3.5.2.1. Elección del plan de Kriging (SS – B) – roca 1

Tabla 46

Elección del mejor plan de Kriging (SS – B) – roca 1

Criterios	16	24	32	40	48
N° de datos	906	906	906	906	906
Condición de insesgo global	0.00241	0.00379	0.00477	0.00580	0.00615
Insesgo condicional	0.54440	0.54710	0.54720	0.55130	0.55440
Coefficiente R2	0.45030	0.45650	0.45650	0.46510	0.46810
Precisión de la estimación	0.04573	0.04511	0.04510	0.04425	0.04401
Varianza de leyes reales	0.08033	0.08033	0.08033	0.08033	0.08033
Varianza de Z estimados	0.05287	0.05267	0.05268	0.05250	0.05274
Desviación Z estimados	0.22994	0.22950	0.22952	0.22913	0.22965

3.5.2.1.1. Estadística de Cu real (SS - B - 48) – roca 1

Tabla 47

Estadística descriptiva de Cu real (SS - B – 48) – roca 1

Cu real (compósito)	
Cuenta	906
Máximo	1.873
Mínimo	0.002
Mediana	0.306
Media	0.363
Desviación estándar	0.283
Varianza de la muestra	0.080
Curtosis	3.129
Coefficiente de asimetría	1.473

3.5.2.1.2. Estadística de Cu estimado (SS - B - 48) – roca 1

Tabla 48

Estadística descriptiva de Cu estimado (SS - B – 48) – roca 1

Cu estimado (considerando 48 muestras)	
Cuenta	906
Máximo	1.57
Mínimo	-0.008
Mediana	0.331
Media	0.369
Desviación estándar	0.230
Varianza de la muestra	0.053
Curtosis	1.487
Coefficiente de asimetría	0.983

3.5.2.1.3. Nube de dispersión Cu real vs Cu estimado (SS - B - 48) roca 1

Leyes de Cu real vs Cu estimado (B 48) - roca 1

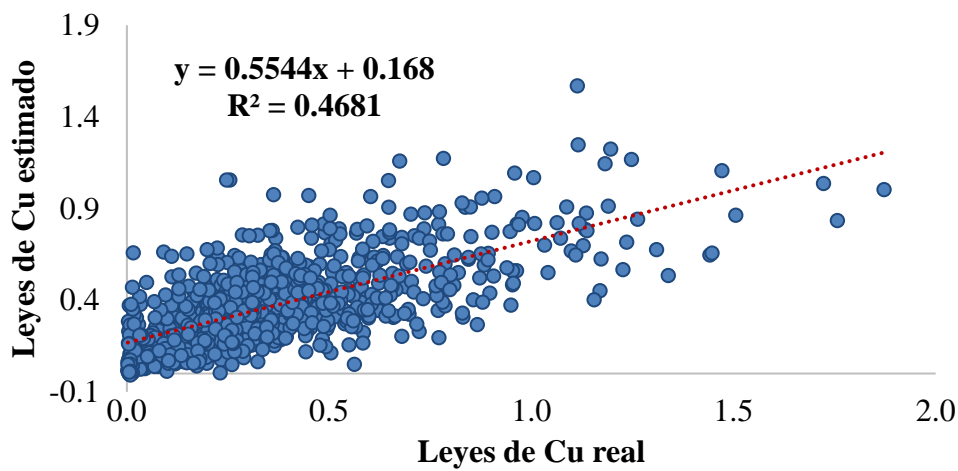


Figura 59 Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado (SS – B) – roca 1

3.5.2.2. Elección del plan de Kriging (SS – B) – roca 2

Tabla 49

Elección del mejor plan de Kriging (SS – B) – roca 2

Criterios	16	24	32	40	48
N° de datos	3302	3302	3302	3302	3302
Condición de insesgo global	0.00750	0.00789	0.00868	0.00716	0.00634
Insesgo condicional	0.36450	0.35440	0.34260	0.33980	0.33810
Coefficiente R2	0.32280	0.33590	0.33550	0.34080	0.34420
Precisión de la estimación	0.06385	0.06221	0.06217	0.06166	0.06135
Varianza de leyes reales	0.09354	0.09354	0.09354	0.09354	0.09354
Varianza de Z estimados	0.03849	0.03498	0.03273	0.03169	0.03107
Desviación Z estimados	0.19620	0.18702	0.18091	0.17801	0.17625

3.5.2.2.1. Estadística de Cu real (SS - B - 48) – roca 2

Tabla 50

Estadística descriptiva de Cu real (SS - B – 48) – roca 2

Cu real (compósito)	
Cuenta	3302
Máximo	2.949
Mínimo	0.003
Mediana	0.427
Media	0.481
Desviación estándar	0.306
Varianza de la muestra	0.094
Curtosis	2.357
Coefficiente de asimetría	1.058

3.5.2.2.2. Estadística de Cu estimado (SS - B - 48) – roca 2

Tabla 51

Estadística descriptiva de Cu estimado (SS - B – 48) – roca 2

Cu estimado (considerando 48 muestras)	
Cuenta	3302
Máximo	1.452
Mínimo	0.025
Mediana	0.465
Media	0.488
Desviación estándar	0.176
Varianza de la muestra	0.031
Curtosis	0.843
Coefficiente de asimetría	0.502

3.5.2.2.3. Nube de dispersión Cu real vs Cu estimado (SS - E - 48) roca 2

Leyes de Cu real vs Cu estimado (B - 48) - roca 2

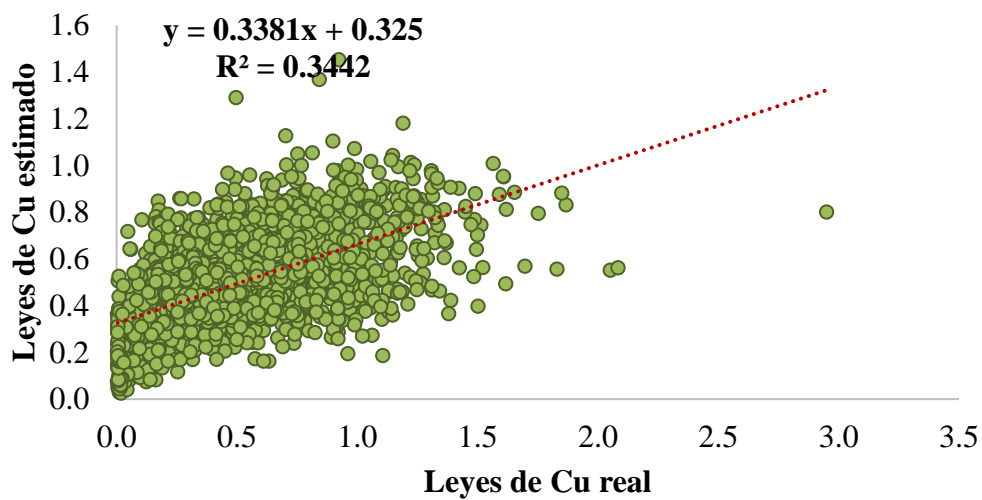


Figura 60 Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado (SS – E) – roca 2

3.5.2.3. Elección del plan de Kriging (SS – B) – roca 3

Tabla 52

Elección del mejor plan de Kriging (SS – B) – roca 3

Roca 03	16	24	32	40	48
N° de datos	1429	1429	1429	1429	1429
Condición de insesgo global	0.00724	0.01100	0.01342	0.01436	0.01473
Insesgo condicional	0.27280	0.26100	0.25460	0.25140	0.24830
Coefficiente R2	0.23710	0.24330	0.24380	0.24230	0.24150
Precisión de la estimación	0.03820	0.03769	0.03762	0.03770	0.03773
Varianza de leyes reales	0.04972	0.04972	0.04972	0.04972	0.04972
Varianza de Z estimados	0.01560	0.01392	0.01322	0.01297	0.01270
Desv. Z estimados	0.12491	0.11800	0.11497	0.11388	0.11269

3.5.2.3.1. Estadística de Cu real (SS - B - 32) – roca 3

Tabla 53

Estadística descriptiva de Cu real (SS - B – 32) – roca 3

Cu real (compósito)	
Cuenta	1429
Máximo	1.894
Mínimo	0.003
Mediana	0.319
Media	0.354
Desviación estándar	0.223
Varianza de la muestra	0.050
Curtosis	3.268
Coefficiente de asimetría	1.263

3.5.2.3.2. Estadística de Cu estimado (SS - B - 32) – roca 3

Tabla 54

Estadística descriptiva de Cu estimado (SS - B – 32) – roca 3

Cu estimado (considerando 32 muestras)	
Cuenta	1429
Máximo	0.91
Mínimo	0.027
Mediana	0.361
Media	0.367
Desviación estándar	0.115
Varianza de la muestra	0.013
Curtosis	0.639
Coefficiente de asimetría	0.432

3.5.2.3.3. Nube de dispersión Cu real vs Cu estimado (SS - B - 40) roca 3

Leyes de Cu real vs Cu estimado (B - 32) - roca 3

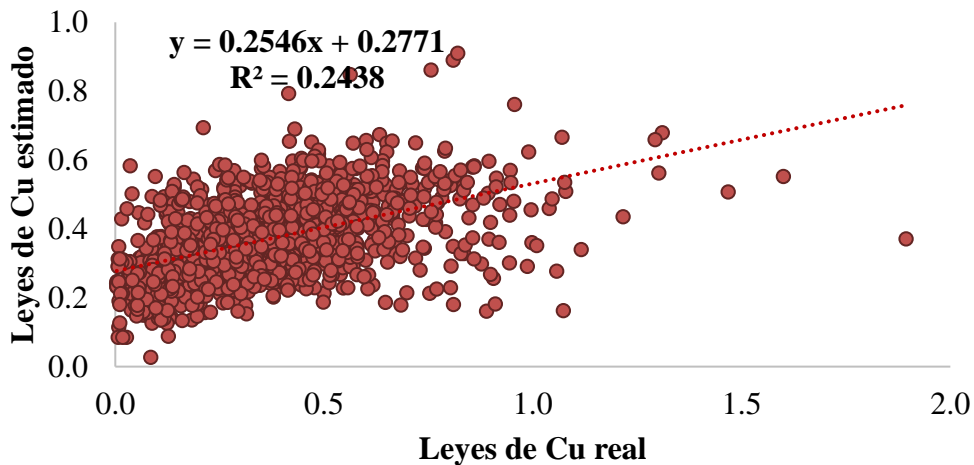


Figura 61 Nube de dispersión de Cu real vs Cu estimado (SS – B) – roca 3

CAPITULO IV DISCUSIÓN

El objetivo principal de la presente tesis de investigación fue optimizar el plan de Kriging Ordinario mediante la validación cruzada en la estimación de recursos geológicos, 2020.

En tal sentido se valida la hipótesis planteada con las siguientes discusiones:

El estudio exploratorio de datos viene a ser una parte importante del análisis de las muestras (leyes de Cu), ya que las bases de gran cantidad o proporción de datos, vienen con errores puntuales que es necesario identificarlos según lo realizado por (Ávila Indo, 2019) y (Cahuana Ochoa, 2019).

En la **Tabla 3** se muestra la estadística descriptiva de las leyes de Cu real (sin compositar) y leyes de Cu compositados a 15 m. Proceso que realizaron (Rojo Barreales, 2015) y (Osorio Arteaga, 2015). La compositación permitió realizar un análisis estadístico comparativo sobre los datos. Las muestras al no tener largos regulares complican el análisis, es por eso por lo que se compositan. En consecuencia, para la estimación se busca que los datos a analizar tengan igual longitud. Por lo tanto, se tienen algunos datos estadísticos de las leyes de Cu sin compositar como: Cantidad, máximo, mínimo, media, desviación estándar de 7719, 4.464, 0.002, 0.430 y 0.312, por otro lado, para las leyes de Cu compositados se tiene 5637, 2.949, 0.002, 0.430 y 0.290, respectivamente.

En la **Figura 24 y**

Figura 25 muestran la frecuencia de las leyes de Cu sin compositar y compositados, mediante histogramas a través de rango de clases. Estos histogramas de leyes de cobre fueron realizados por (Cahuana Ochoa, 2019) y (Ávila Indo, 2019). Así también se tienen nubes direccionales que permiten ver la distribución de las leyes (Cu) en la dirección Este, Norte y

Cota del compósito (15 m), como se puede ver en la **Figura 26**, **Figura 27** y **Figura 28**.

En la **Tabla 4**, se muestra una estadística comparativa de las leyes de Cu sin compositar y compositados para la litología 1 (roca 1), como número de datos, máximo, mínimo, media y desviación estándar de 1033, 1.662, 0.002, 0.330 y 0.227, para leyes sin compositar, así también 906, 1.873, 0.002, 0.363 y 0.183 para leyes compositadas, respectivamente. Los resultados anteriores se relacionan en simetría con los resultados obtenidos por (Cahuana Ochoa, 2019).

En la **Figura 29** y **Figura 30** se muestra la distribución de frecuencia de ocurrencia las leyes de Cu sin compositar y del compósito (15 m) en roca 1, además en la **Figura 31**,

Figura 32 y **Figura 33** se muestra la distribución de los datos en la dirección Este, Norte y Cota de leyes de Cu para roca 1.

En la **Tabla 5**, se muestra un análisis comparativo de las leyes de Cu sin compositar y del compósito (15 m) de la litología 2 (roca 2) de 5917, 4.464, 0.002, 0.446 y 0.314 de los datos sin compositar así como 3302, 2.949, 0.003, 0.481 y 0.306 del compósito en referencia al número de datos, máximo, mínimo, media y desviación estándar, respectivamente.

La **Figura 34** y **Figura 35** muestran la distribución de los datos a través de histogramas de la ocurrencia de las leyes de Cu sin compositar y compositados en la litología 2 (roca 2). De igual modo se muestra la distribución de las leyes de Cu en 3 direcciones (Este, Norte y Cota) de la litología 2, ver **Figura 36**,

Figura 37 y **Figura 38**.

En la **Tabla 6**, se muestra un comparativo sobre su estadística como: Cantidad de muestras. Máximo, mínimo, media y desviación estándar de 769, 1.984, 0.003, 0.444 y 0.324

para leyes de Cu sin compositar, de igual manera se tiene 1429, 1.894, 0.003, 0.354 y 0.223 para leyes de Cu compositados en la litología 3 (roca 3).

En la **Figura 39** y **Figura 40** muestra una distribución mediante histogramas a partir de un rango de clase de la frecuencia de ocurrencia de las leyes de Cu sin compositar y compositados de la litología 3 (roca 3), por otro lado se muestra una distribución en la dirección Este, Norte y Cota, ver **Figura 41**,

Figura 42 y **Figura 43**. Los datos no presentan valores lejanos al área de estudio, al igual que en la litología 1 y 2 en las distintas direcciones.

Para establecer una correlación espacial de la anisotropía de las leyes de Cu en sus distintos dominios (roca 1, 2 y 3), se generaron mapas variográficos, variogramas experimentales y modelados. Para la litología (roca 1) se definieron parámetros como: El número de pasos, largo del paso, tolerancia del paso, tolerancia de Azimut y tolerancia de inclinación de 12, 100, 50, 22.5° y 10° para la construcción del variograma experimental, ver **Tabla 7**. De igual modo se tiene efecto pepa de 0.02 en el variograma modelado, considerando 2 estructuras se tiene una meseta, eje mayor, semieje, eje menor, azimut, dip de 0.09, 300, 200, 100, 0° y 0° en la estructura 01, del mismo modo se tiene 0.9, 700, 150, 110, 0° y 0° en la estructura 02, ver **Tabla 8**.

En la **Figura 44**, se puede ver el mapa variográfico en un radio de búsqueda de 800 metros con un gamma que va desde 0 a 3.07, el gráfico muestra alta variabilidad a 135° y en la **Figura 45**, se puede ver el variograma experimental y modelado de las leyes de Cu en roca 1.

En la **Tabla 9** y **Tabla 10** se muestran los parámetros del variograma experimental y modelado para la litología 2 (roca 2), siendo: El número de pasos, largo del paso, tolerancia

del paso, tolerancia de azimut y tolerancia de inclinación de 12, 60, 30, 22.5° y 10°. De igual manera, se tiene efecto pepa de 0.26 en el variograma modelado, considerando 2 estructuras se tiene una meseta, eje mayor, semieje, eje menor, azimut, dip de 0.41, 100, 90, 80, 0° y 0° en la estructura 01, del mismo modo se tiene 0.48, 600, 550, 400, 0° y 0° en la estructura 02. Estos se pueden visualizar en la **Figura 47**.

En **Figura 46** se muestra el mapa variográfico con un radio de búsqueda de 600 metros y un gamma que va de 0 a 1.96. La variabilidad más alta se ve en el azimut 0° y 140°.

En la **Tabla 11** y **Tabla 12** se muestran los parámetros para la litología 3 (roca 3). El número de pasos, largo del paso, tolerancia del paso, tolerancia de azimut y tolerancia de inclinación de 12, 80, 40, 22.5° y 10° para generación del variograma experimental. De igual manera, se tiene efecto pepa de 0.2 en variograma modelado, considerando 2 estructuras se tiene una meseta, eje mayor, semieje, eje menor, azimut, dip de 0.46, 110, 100, 90, 0° y 0° en la estructura 01, del mismo modo se tiene 0.34, 500, 350, 110, 0° y 0° en la estructura 02. En la **Figura 49** se puede ver el variograma experimental y modelado de las leyes de Cu para la roca 3.

En la **Figura 48** se puede ver el mapa variográfico con un radio de búsqueda de 600 metros con un gamma de 0 a 2.7. La alta variabilidad se presenta en la dirección de 70°.

(Ávila Indo, 2019), (Morales Gómez, 2019), (Naranjo Cabello, 2017), (Pérez Paredes, 2016), (Rojo Barreales, 2015) y (Osorio Arteaga, 2015), utilizaron la validación cruzada como método de validación de la estimación. En la presente investigación se empleó el Kriging Ordinario para estimar, y las formas de búsqueda fueron elipsoidales y en cubo (Box) de 16, 24, 32, 40 y 48 muestras como máximo; así mismo se hicieron dos procesos el primero consistió en no considerar al compósito (valor real de cu) donde se busca estimar

este valor y el segundo consistió en no considerar todos compósitos del sondaje donde se encontraba la muestra a estimar.

En la **Tabla 13**, **Tabla 14** y **Tabla 15** se muestran los parámetros considerados para cada litología (roca 1, 2 y 3) para la vecindad de forma elipsoidal de 16, 24, 32, 40 y 48, sin considerar el compósito y los compósitos del sondaje. Tomado en cuenta el variograma que mejor se ajustó en las distintas direcciones. De igual manera en la **Tabla 16**, **Tabla 17** y **Tabla 18**, se muestran los parámetros para la vecindad de forma Cubo (Box) de 16, 24, 32, 40 y 48 para roca 1, 2 y 3.

Se realizó un análisis para los 5 planes, según cada criterio, como se muestra en la **Tabla 19**, para roca 1 (elipsoidal, sin considerar el compósito) se estimaron 901 muestras de leyes de Cu, cuyo plan que mejor se ajustó fue el plan que considera 40 muestras, el cual tiene un menor insesgo global a los demás planes de -0.00009, insesgo condicional cercano a 1 de 0.71520, coeficiente R^2 de 0.65950 y precisión de la estimación cercana a cero (varianza de los errores) de 0.02776. Por lo tanto, en su estadística tanto del compósito como de las leyes estimadas se tiene 901, 1.873, 0.002, 0.363 y 0.284 en su cantidad de muestras, máximo, mínimo, media y desviación estándar, respectivamente y 1.654, -0.010, 0.363 y 0.249 de las leyes estimadas en su máximo, mínimo, media y desviación estándar, ver **Tabla 20** y **Tabla 21**. Además, en la **Figura 50**, se puede ver la dispersión de las leyes de Cu real vs Cu estimado para roca 1. Por otro lado en el anexo II desde la **Figura 62** a **Figura 65**, se muestra nubes de dispersión de leyes de cobre real y estimado de los demás planes.

De igual manera, para roca 2 (elipsoidal sin considerar el compósito), se estimaron 3302 muestras de leyes de Cu. El plan óptimo considera 40 muestras con 0.00320, 0.61470, 0.65320 y 0.03265 en su insesgo global, insesgo condicional, coeficiente R^2 y precisión de

la estimación, como se muestra en la **Tabla 22**, además se realizó su estadística tanto de las leyes de Cu real y leyes de Cu estimado, como de la dispersión de estos, ver **Tabla 23**, **Tabla 24** y **Figura 51** en roca 2.

En el anexo II desde la **Figura 66** a **Figura 69**, se muestran las nubes de dispersión de leyes de cobre real y estimado de los demás planes para roca 2.

Así también para roca 3 (elipsoidal sin considerar el compósito) se estimaron 1429 muestras de leyes de Cu, cuyo plan óptimo considera 16 muestras con 0.00072, 0.56050, 0.56820 y 0.02148 en su insesgo global, insesgo condicional, coeficiente R^2 y precisión de la estimación, además del análisis descriptivo y dispersión de las leyes de Cu real y estimado como se puede ver en **Tabla 25**, **Tabla 26**, **Tabla 27** y **Figura 52**.

En el anexo II desde la **Figura 70** a **Figura 73**, se muestran las nubes de dispersión de leyes de Cu real y Cu estimado de los demás planes para roca 3.

Por otro lado, se realizaron planes en forma Elipsoidal sin considerar todos los compósitos del sondaje donde se encontraba la muestra real de cobre a estimar. Lo anterior, se realiza para reducir el sesgo con respecto a la información que tendría ese sondaje como tal. Por consiguiente, para roca 1 el plan óptimo consideró 48 muestras; para roca 2, 48 y para roca 3, 40 muestras. Para cada uno de estos planes óptimos se realizaron sus análisis estadístico y nube de dispersión de las leyes de cobre reales y estimadas, como se puede ver en **Tabla 28**, **Tabla 29**, **Tabla 30** y en la **Figura 53** se observan sus nubes de dispersión para el cobre real y estimado en la roca 1. Lo mismo se realizó para los demás tipos de roca. En la **Tabla 31**, **Tabla 32**, **Tabla 33** y **Figura 54** se observa el análisis realizado para determinar el plan óptimo en el tipo de roca 2 y del mismo modo para roca 3, observándose en la **Tabla 34**, **Tabla 35**, **Tabla 36** y **Figura 55**. De igual manera en el anexo II, se pueden

ver las nubes de dispersión de leyes del cobre real y estimado en los demás planes, desde la **Figura 74 a Figura 85**, según tipo de roca 1, 2 y 3.

En el caso de la forma de búsqueda en cubo (Box) sin considerar el compósito, para elegir el plan óptimo se utilizaron los mismos criterios de insesgo global, insesgo condicional, coeficiente R^2 y precisión de la estimación, para cada litología. En los tipos de roca 1 y 2 el plan óptimo fue de 48 muestras y en roca 3 fue de 16.

El análisis descriptivo y la nube de dispersión de las leyes de Cu real y estimado se muestran en la **Tabla 37, Tabla 38, Tabla 39 y Figura 56** para roca 1; en la **Tabla 40, Tabla 41, Tabla 42 y**

Figura 57 para roca 2 y en la **Tabla 43, Tabla 44, Tabla 45 y Figura 58** para roca 3. Por otro lado, en el anexo II, desde la **Figura 86 a Figura 97**, se muestran las nubes de dispersión de los demás planes para las tres litologías.

Al igual que en el caso anterior, la búsqueda fue en forma de cubo (Box) y no se consideró a ninguna muestra o compósito con valor real de cobre contenido en el sondaje, esto último se realiza para disminuir el sesgo. El plan óptimo del análisis de los criterios como insesgo global, insesgo condicional, coeficiente R^2 y precisión de la estimación determinaron que fue de 48 muestras en roca 1 y en roca 2, y 32 muestras para roca 3.

En las **Tabla 47, Tabla 48, Tabla 49** y

Figura 59 se observan el análisis realizado para determinar el plan óptimo en roca 1; en la **Tabla 50, Tabla 51, Tabla 52** y **Figura 60** se observan el análisis realizado para determinar el plan óptimo en roca 2; en la **Tabla 53, Tabla 54** y **Figura 61** se muestran el análisis estadístico del plan óptimo de las leyes de Cu real vs

estimado para el tipo de roca 3. Por otro lado, en el anexo II, desde la **Figura 98 a Figura 109**, se muestran nubes de dispersión de las leyes de cobre real y estimado de los demás planes en las 3 litologías tanto para roca 1, 2 y 3.

CONCLUSIONES

Se logró optimizar el plan de Kriging Ordinario mediante la validación cruzada en la estimación de recursos geológicos, cuyo plan de Kriging optimizado para las litologías 1, 2 y 3 fue el plan de 40, 40 y 16, respectivamente; tomando en cuenta el plan de estimación (elipsoidal) sin considerar el compósito, siendo este plan el que mejor ajusta los datos al compararlo con los demás criterios y formas de búsqueda para la estimación, elipsoidal y Box.

La presente investigación logró realizar el estudio exploratorio de los datos sin compositar y compositados a 15 metros (EDA) mediante el análisis estadístico global de los dato se obtuvo la cantidad, máximo, mínimo, media, desviación estándar de 7719, 4.464, 0.002, 0.430 y 0.312, para leyes de Cu sin compositar y 5637, 2.949, 0.002, 0.430 y 0.290, respectivamente para las leyes de Cu compositados. Por cada litología (roca 1, 2 y 3) de 1033, 1.662, 0.002, 0.330 y 0.227, para leyes de Cu sin compositar; 906, 1.873, 0.002, 0.363 y 0.183 para leyes compositadas en roca 1; 5917, 4.464, 0.002, 0.446 y 0.314 de los datos sin compositar, así como 3302, 2.949, 0.003, 0.481 y 0.306 del compósito para roca 2; además se tiene 769, 1.984, 0.003, 0.444 y 0.324 para leyes de Cu sin compositar, de igual manera se tiene 1429, 1.894, 0.003, 0.354 y 0.223 para leyes de Cu compositados en roca 3.

El presente trabajo de investigación logró realizar el análisis variográfico para cada litología tanto de mapas variográficos, variogramas experimentales y modelados, cuyos parámetros se utilizaron para la estimación y validación cruzada. Tomando en cuenta los parámetros como: El número de pasos, largo del paso, tolerancia del paso, tolerancia de Azimut y tolerancia de inclinación (variograma experimental). Así también, el efecto pepa, número de estructuras, meseta (sill), eje mayor, semieje, eje menor, azimut, dip (Variograma modelado) y el radio de búsqueda (mapa variográfico).

La presente tesis logró definir el plan de estimación a través de la vecindad de búsqueda elipsoidal y Box de 16, 24, 32, 40 y 48, tomando como criterio, “sin considerar únicamente el compósito y sin considerar todos los compósitos del sondaje donde se encuentra el compósito de cobre real a estimar”

La presente investigación logró validar el plan (validación cruzada), de acuerdo a ciertos criterios como menor insesgo global, insesgo condicional y coeficiente R^2 cercano a 1, además de una precisión de la estimación cercana a cero, en cada plan de estimación sometida a dos procesos (sin considerar el compósito y sin considerar todos los compósitos del sondaje).

Finalmente, la presente tesis logró elegir el mejor plan de Kriging Ordinario para las litologías 1, 2 y 3, siendo los planes de 40, 40 y 16 muestras, respectivamente; empleando una forma elipsoidal de búsqueda y sin considerar el compósito real a estimar.

RECOMENDACIÓN

La presente investigación solo consideró estimación de leyes de Cu mediante Kriging Ordinario. Se recomienda realizar estudios comparativos con otros métodos de validación de la estimación como: Jackknife, LCU, Kriging Efficiency, Slope of Regression, entre otros.

Por otro lado, se recomienda considerar validar la estimación de otras variables de interés como Au, Ag, Mo y etc.; en los distintos depósitos minerales.

Se recomienda, tener conocimiento de las herramientas o criterios existentes, para la validación; es decir, cuando pueden utilizarse o cuáles son sus limitaciones, como ya se mencionó anteriormente es necesario realizar investigaciones con otras técnicas de validación de la estimación muy poco conocidas, y analizarlas, con el objetivo de encontrar el mejor ajuste en los planes.

Evitar que el posproceso, el cual consiste en validar la información, se realice con distintos softwares ya que puede llevar a discrepancias. Es recomendable realizar todo el proceso con un solo software, y si se quiere comparar con otros softwares se deberá realizar todo el proceso de inicio a fin.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alfaro Sironvalle, M. (2007). *Estimación de Recurso Mineros*. Obtenido de Repositorio Universidad de Chile:
http://www.cg.ensmp.fr/bibliotheque/public/ALFARO_Cours_00606.pdf
- Ávila Indo, M. A. (2019). *Desarrollo de guía de mejores prácticas en estimación de recursos mineros para yacimientos tipo pórfido cuprífero en Chile*. Santiago de Chile, Chile.
- Brown, F. (2015). *Investigación Científica*. México: El Manual Moderno.
- Cahuana Ochoa, W. (2019). *Aplicación de la simulación condicional a los dominios de estimación de recursos de la mina Cuajone*. Huancavelica, Perú.
- Chilès & Delfiner. (1999). *Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty*.
- Choque Cutipa, R. J. (7 de septiembre de 2020). *Comunidad Geopersa* . Obtenido de Variogramas en la geoestadística: <https://comunidad.geopersa.com/variogramas-en-la-geoestadistica/>
- Corral Gonzáles, C. (2010). *Modelamiento de leyes equivalentes en yacimientos polimetálicos*. Santiago de Chile, Chile .
- Deutsch CV., J. A. (1998). *Geostatistical software library and user's guide*. New York: Oxford University Press.
- Díaz, R. (2017). Modelos de estimación de leyes. *Modelos de estimación de leyes - Geoestadística*, (pág. 44). La Serena, Chile .
- Emery, X. (2013). *Geoestadística*. Santiago de Chile, Chile .

- Francés Murguía, E. D. (2018). *Intervalos de predicción simultáneos de cuantiles para validación de modelos estadísticos*.
- Goovaerts, P. (1997). *Geostatistics for natural resource evaluation: Oxford University Press*.
- Haldar, S. (2018). *Mineral Exploration*. doi:<https://doi.org/10.1016/B978-0-12-814022-2.00008-3>
- Hernández, R., Fernández, C., & Batista, P. (2014). Metodología de la investigación. Mexico DF: Mc Graw Hill. Obtenido de <http://observatorio.epacartagena.gov.co/wp-content/uploads/2017/08/metodologia-de-la-investigacion-sexta-edicion.compressed.pdf>
- Journel AG., Huijbregts CJ. (1978). *Mining geostatistics*. London: Academic Press.
- Leapfrog. (13 de 08 de 2020). *Leapfrog*. Obtenido de Leapfrog: <http://help.leapfrog3d.com/Geo/4.2/en-GB/Content/estimation/swath-plots.htm>
- López, J. (1 de febrero de 2020). *Economipedia*. Obtenido de Economipedia: <https://economipedia.com/definiciones/r-cuadrado-coeficiente-determinacion.html>
- Morales Gómez, F. (2019). *Evaluación geoestadística por medio del método de condicionamiento uniforme para un caso de estudio de un yacimiento de oro localizado en el departamento de Antioquía, Colombia*. Medellín, Colombia.
- Murphy, M. (4 de febrero de 2019). *Linkedin*. Obtenido de Linkedin: <https://www.linkedin.com/pulse/better-swath-plot-mineral-resource-block-model-mark-murphy/>

- Naranjo Cabello, O. (2017). *Modelamiento geológico y estimación de recursos, yacimiento la Niña, Tongoy, Cementos Melón S.A.* Santiago de Chile, Chile.
- Osorio Arteaga, J. (2015). *Comparación entre los métodos de estimación de recursos mineros empleando métodos tradicionales y geoestadísticos en la planeación minera de placeres.* Medellín, Colombia.
- Pérez Paredes, D. (2016). *Comparación de métodos de interpolación geoestadísticos con y sin variables auxiliares para la precipitación anual.* Cuenca, Ecuador.
- Rojo Barreales, Á. (2015). *Optimización en la prospección de sondeos en Minería.* León, España.
- Rossi, M., & Deutsh, C. (2014). *Mineral Resource Estimation.* London: Springer Dordrecht Heidelberg N.
- Ruiz Dioses, Y. P. (2015). *Aplicación de software libre para la estimación de recursos y para la evaluación técnica económica de las reservas minerales.* Piura: Repositorio Institucional Universidad Nacional de Piura.
- Vergara Bustos, D. (2013). *Estimación multivariable y sesgo condicional.* Santiago de Chile, Chle.

ANEXOS

Anexo 1

Datos de entrada para la tabla Assay (leyes)

HOLE_ID	FROM	TO	SAMPLE_#	CUT%
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				

Tabla 55

Datos de entrada para la tabla Header (collares).

HOLE_ID	EASTING	NORTHING	ELEVATION	LENGTH
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				

SK
SK
SK
SK
SK
SK
SK
SK
SK
SK
SK
SK
SK
SK
SK

Tabla 56

Datos de entrada para la tabla Survey (direcciones).

HOLE_ID	FROM	TO	AZIMUTH	DIP
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				
SK				

SK
SK

Tabla 57

Datos de entrada para la tabla Litho (litología).

HOLE_ID	FROM	TO	RX_CODE	SIMPL_CODE	ALT_CODE
SK					
SK					
SK					
SK					
SK					
SK					
SK					
SK					
SK					
SK					
SK					
SK					
SK					
SK					
SK					
SK					
SK					
SK					
SK					
SK					

ANEXO 2

2.1. Nubes de dispersión sin considerar el compuesto a estimar – roca 1 - Elipsoidal

2.1.1. Nube de dispersión (SC – E – 16)

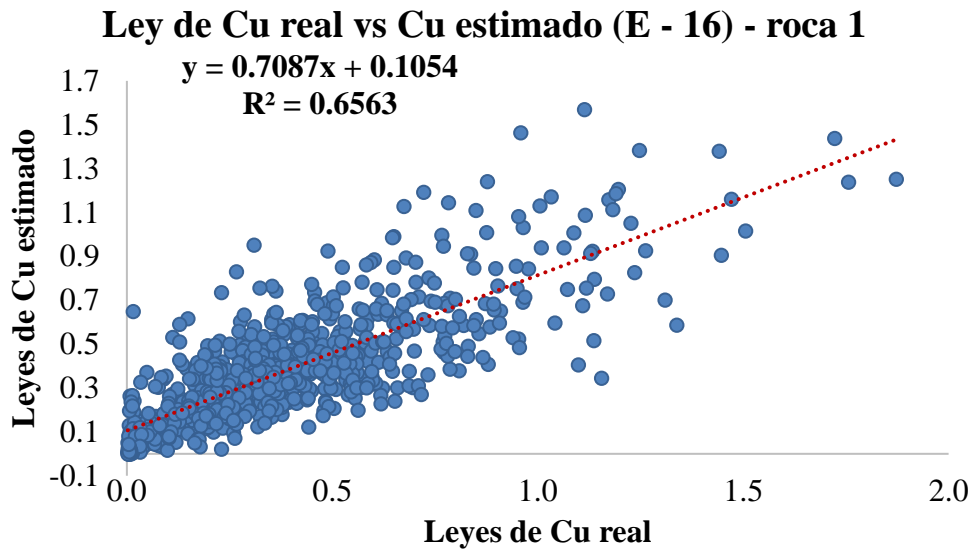


Figura 62 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 16) – roca 1

2.1.2. Nube de dispersión (SC – E – 24)

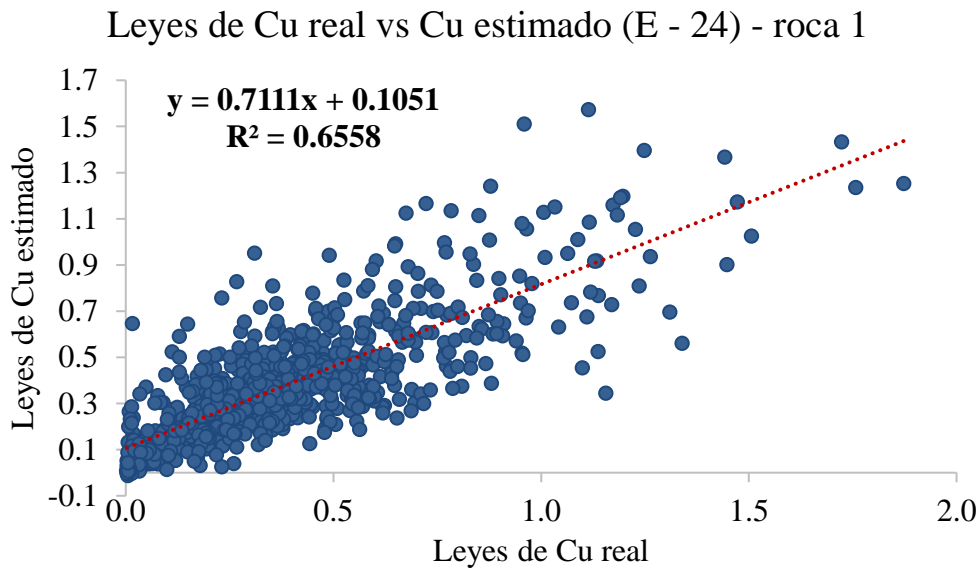


Figura 63 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 24) – roca 1

2.1.3. Nube de dispersión (SC – E – 32)

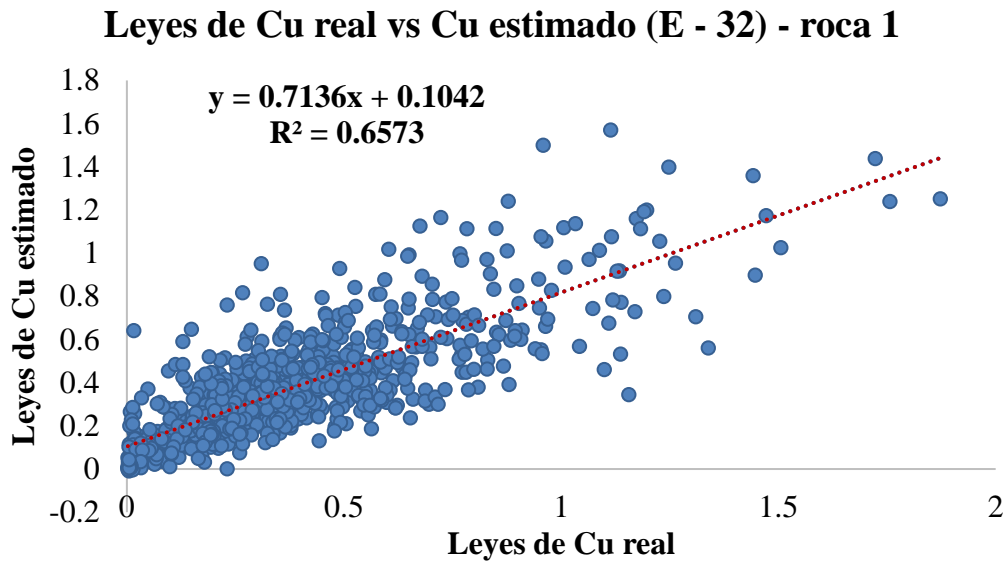


Figura 64 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 32) – roca 1

2.1.4. Nube de dispersión (SC – E – 48)

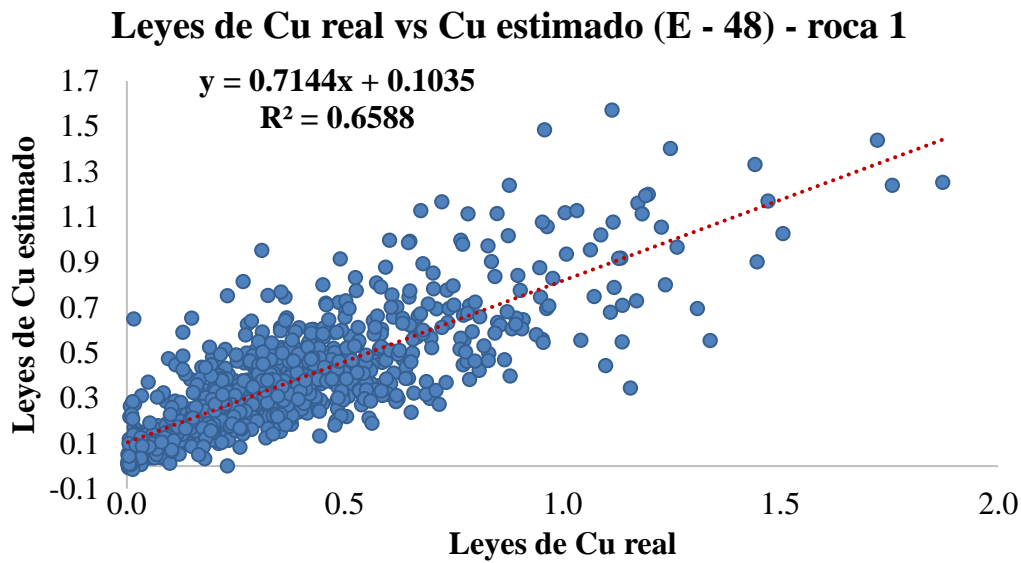


Figura 65 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 48) – roca 1

2.2. Nubes de dispersión sin considerar el compósito a estimar – roca 2 - elipsoidal

2.2.1. Nube de dispersión (SC – E – 16)

Leyes de Cu real vs Cu estimado (E - 16) - roca 2

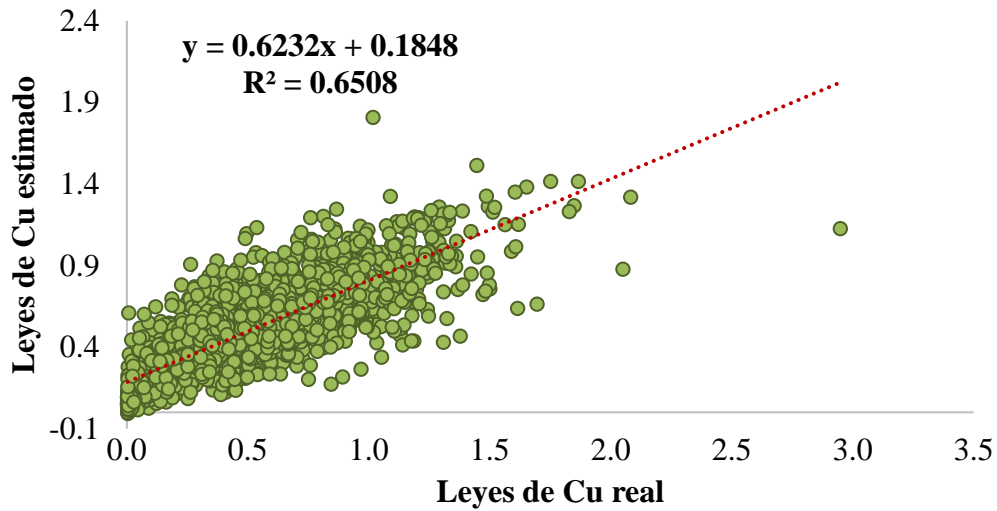


Figura 66 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 16) – roca 2

2.2.2. Nube de dispersión (SC – E – 24)

Leyes de Cu real vs Cu estimado (E - 24) - roca 2

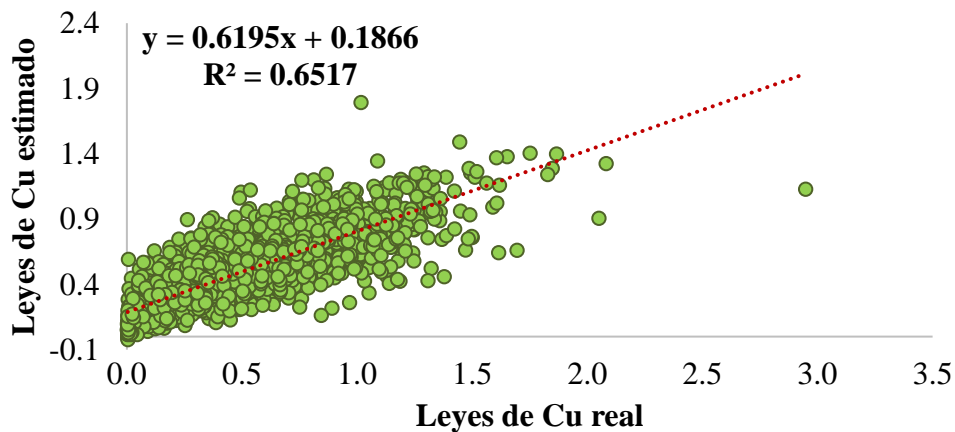


Figura 67 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 24) – roca 2

2.2.3. Nube de dispersión (SC – E – 32)

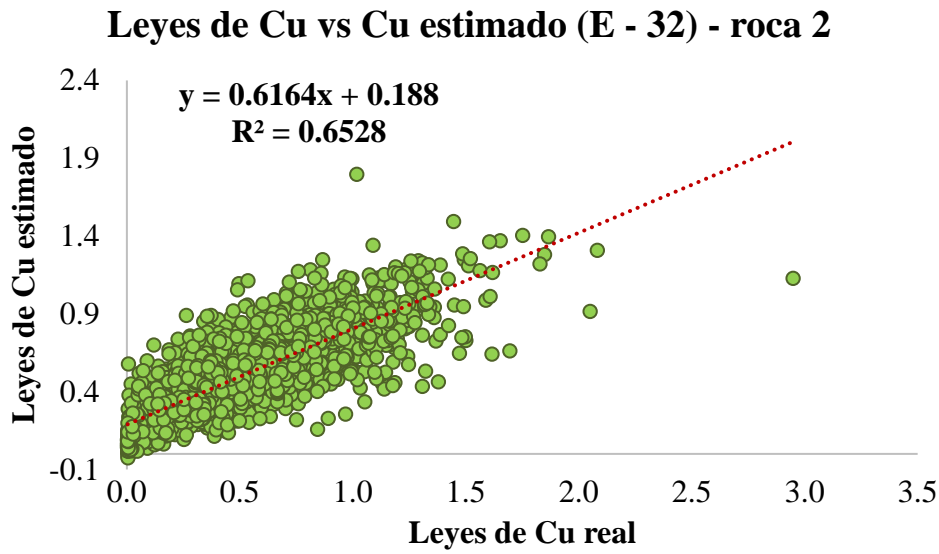


Figura 68 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 32) – roca 2

2.2.4. Nube de dispersión (SC – E – 48)

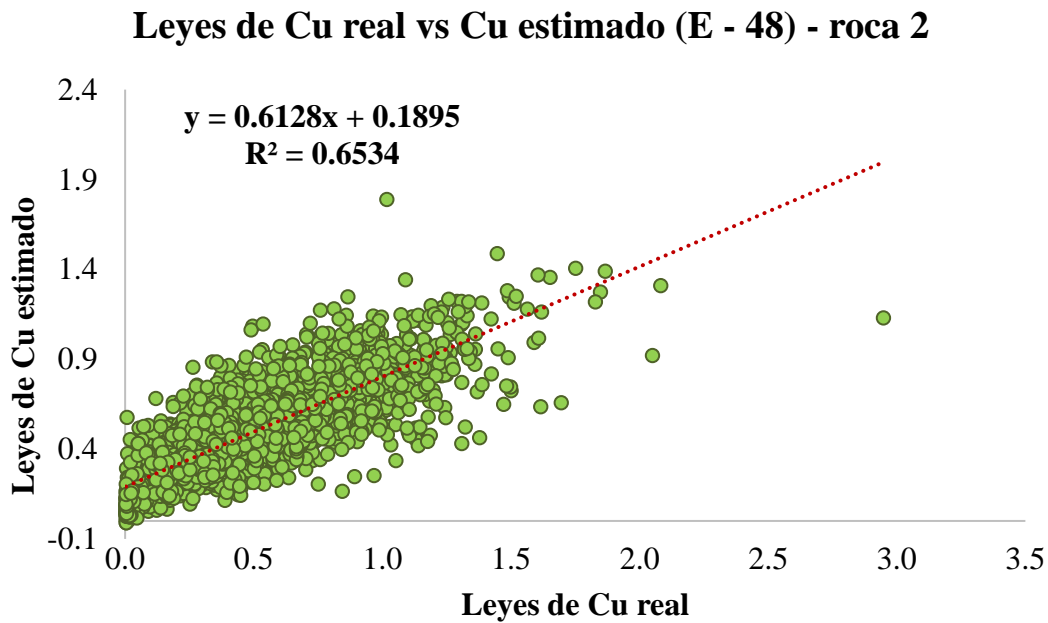


Figura 69 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 48) – roca 2

2.3. Nubes de dispersión sin considerar el compuesto a estimar – roca 3 - elipsoidal

2.3.1. Nube de dispersión (SC – E – 24)

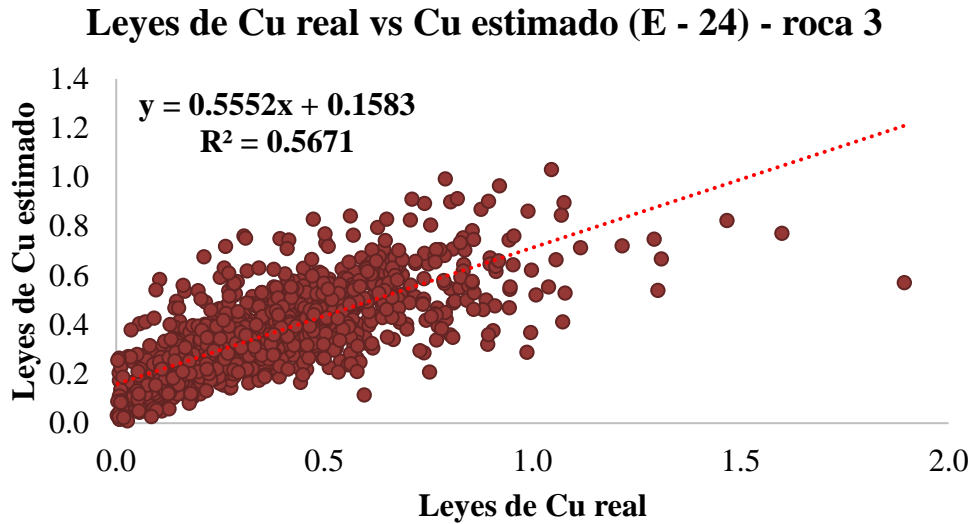


Figura 70 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 24) – roca 3

2.3.2. Nube de dispersión (SC – E – 32)

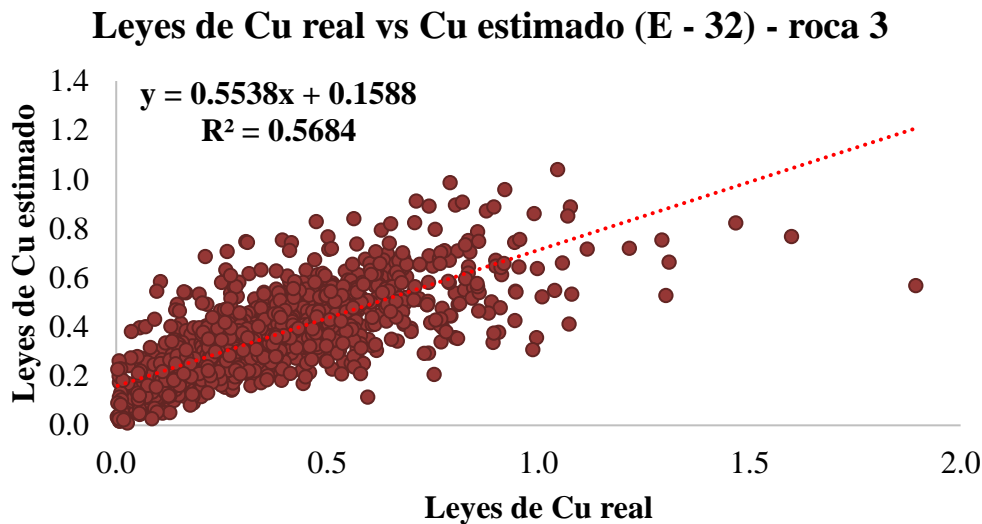


Figura 71 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 32) – roca 3

2.3.3. Nube de dispersión (SC – E – 40)

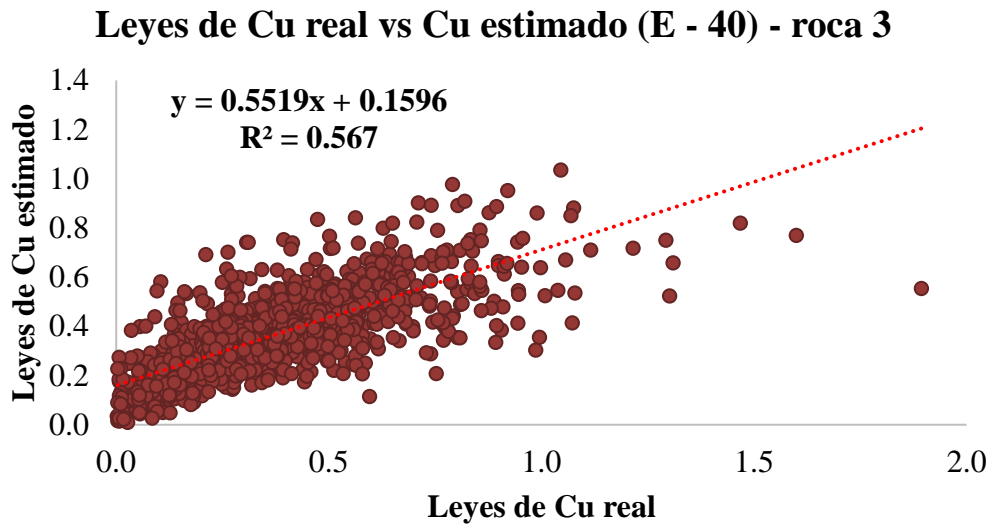


Figura 72 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 40) – roca 3

2.3.4. Nube de dispersión (SC – E – 48)

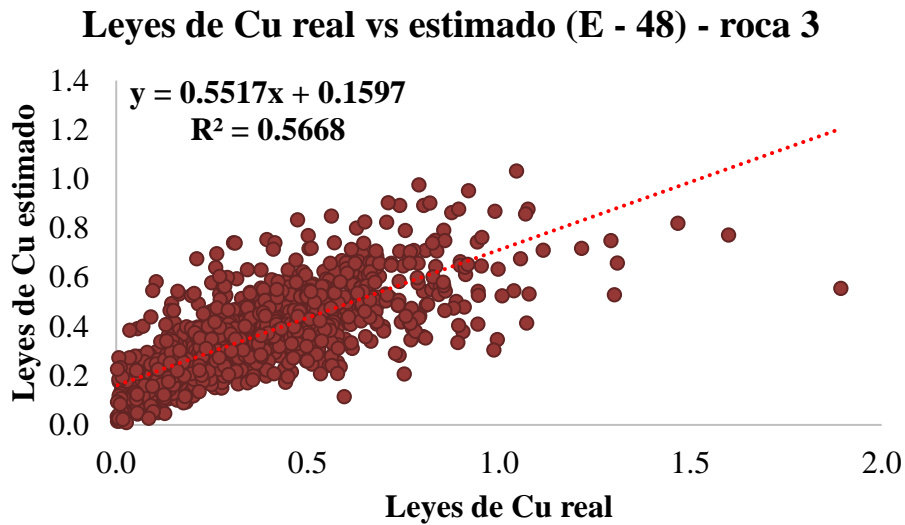


Figura 73 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 48) – roca 3

2.4. Nubes de dispersión sin considerar los compósitos del sondaje – roca 1- elipsoidal

2.4.1. Nube de dispersión (SC – E – 16)

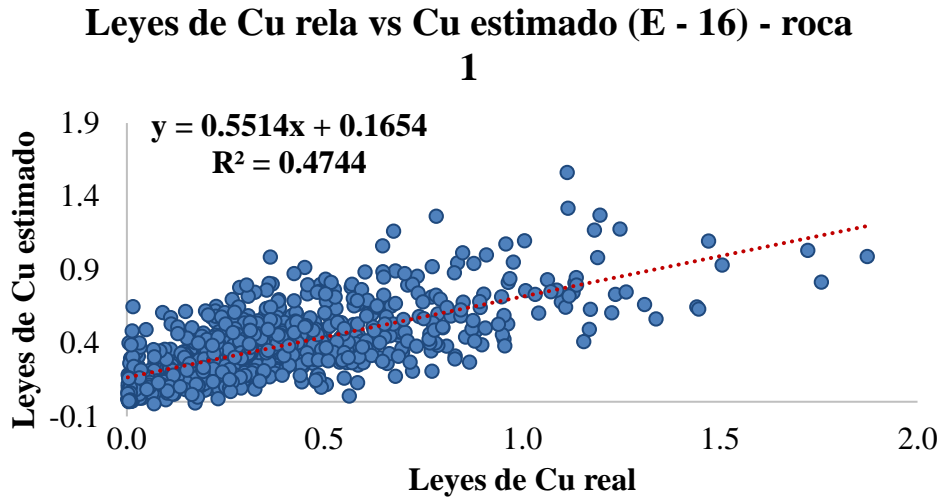


Figura 74 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 16) – roca 1

2.4.2. Nube de dispersión (SC – E – 24)

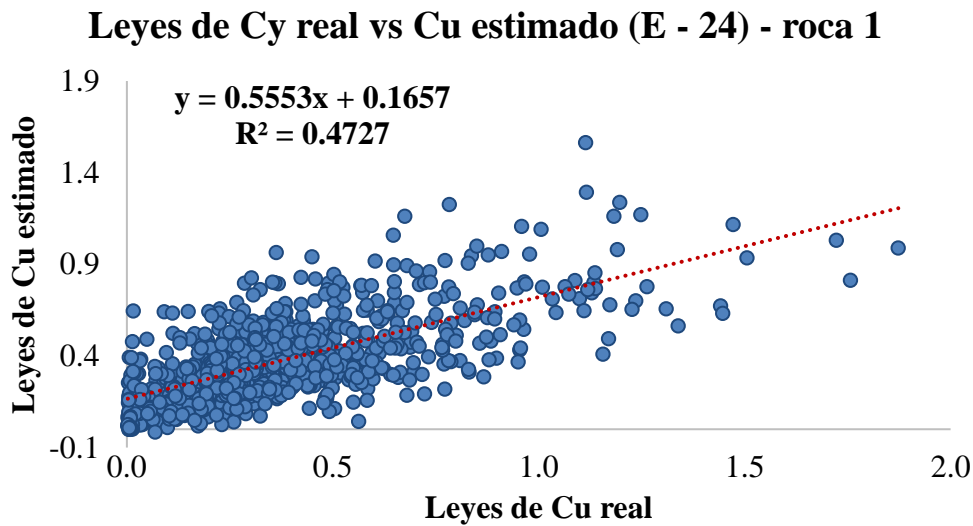


Figura 75 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 24) – roca 1

2.4.3. Nube de dispersión (SC – E – 32)

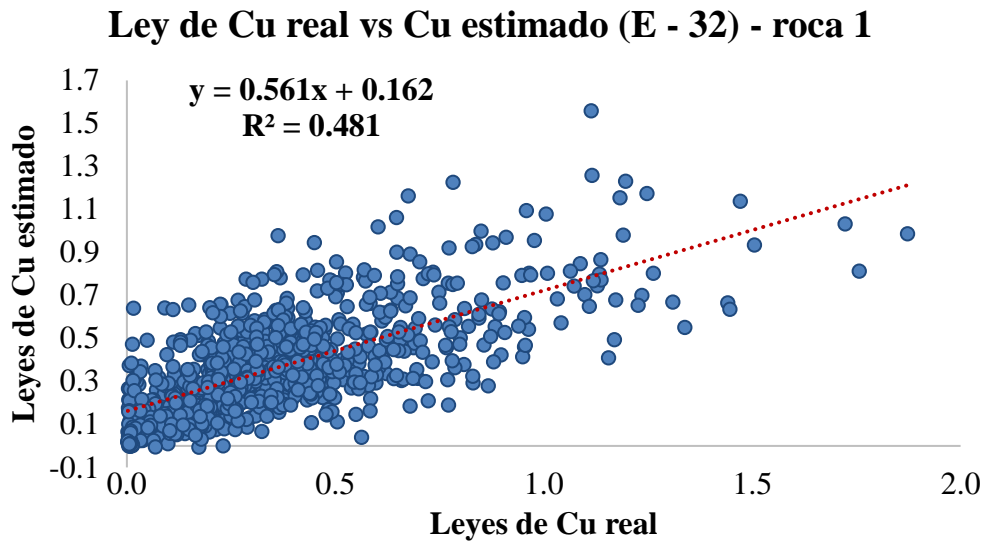


Figura 76 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 32) – roca 1

2.4.4. Nube de dispersión (SC – E – 40)

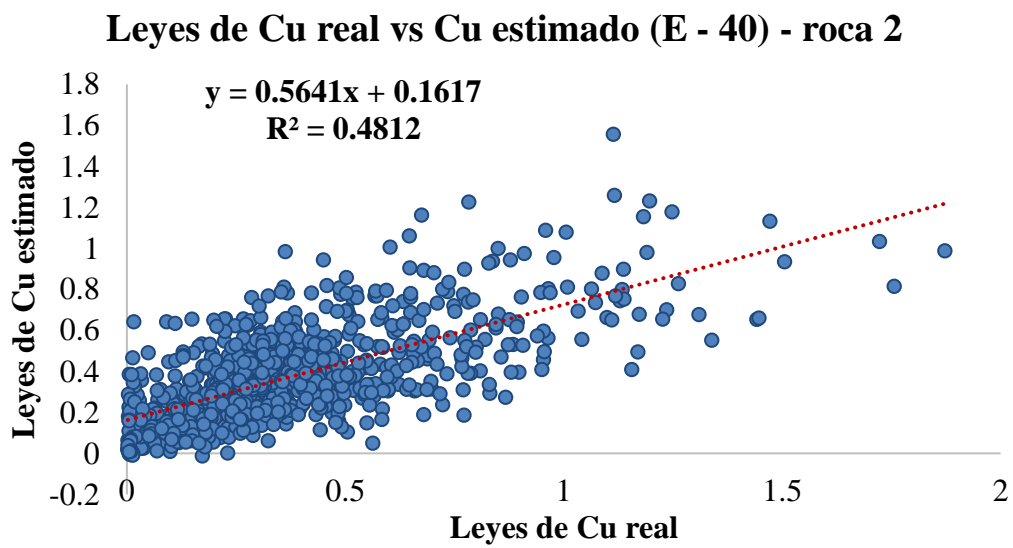


Figura 77 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 40) – roca 1

2.5. Nubes de dispersión sin considerar los compósitos del sondaje – roca 2 - elipsoidal

2.5.1. Nube de dispersión (SC – E – 16)

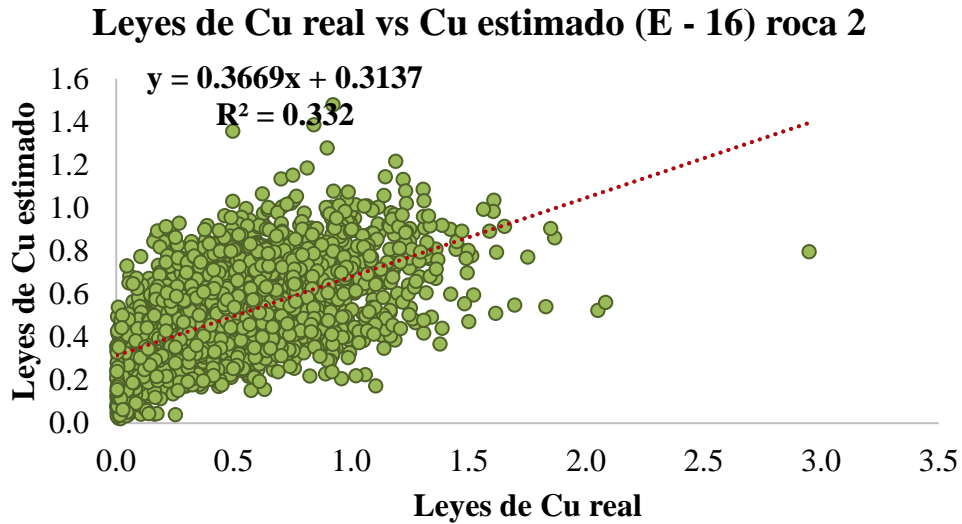


Figura 78 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 16) – roca 2

2.5.2. Nube de dispersión (SC – E – 24)

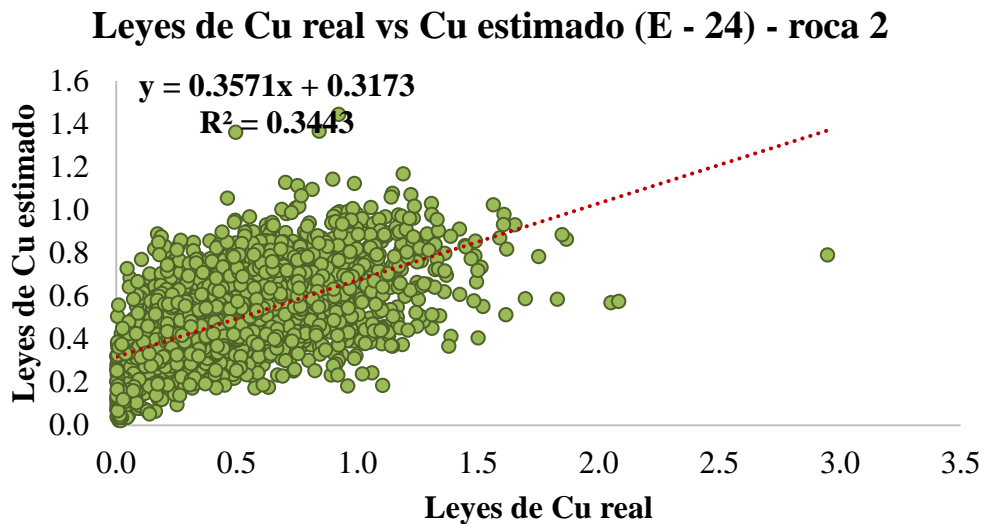


Figura 79 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 24) – roca 2

2.5.3. Nube de dispersión (SC – E – 32)

Leyes de Cu real vs Cu estimado (E -32) - roca 2

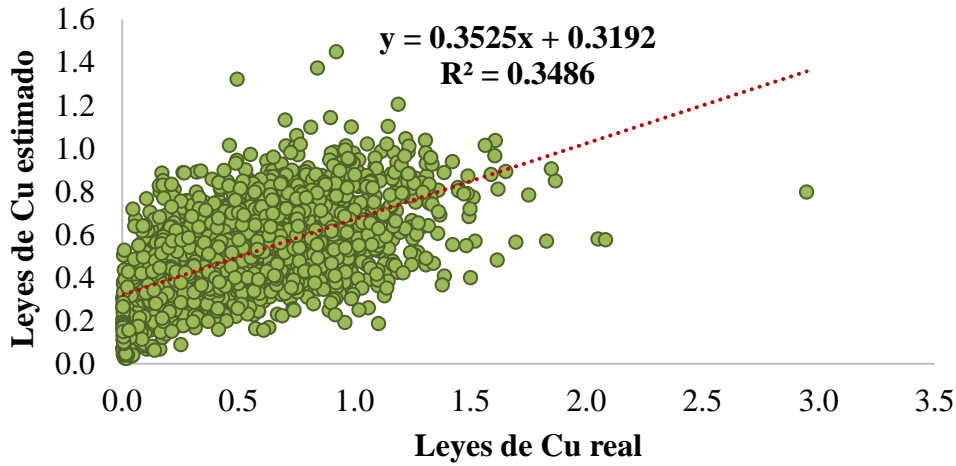


Figura 80 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 32) – roca 2

2.5.4. Nube de dispersión (SC – E – 48)

Leyes de Cu real vs Cu estimado (E -48) - roca 2

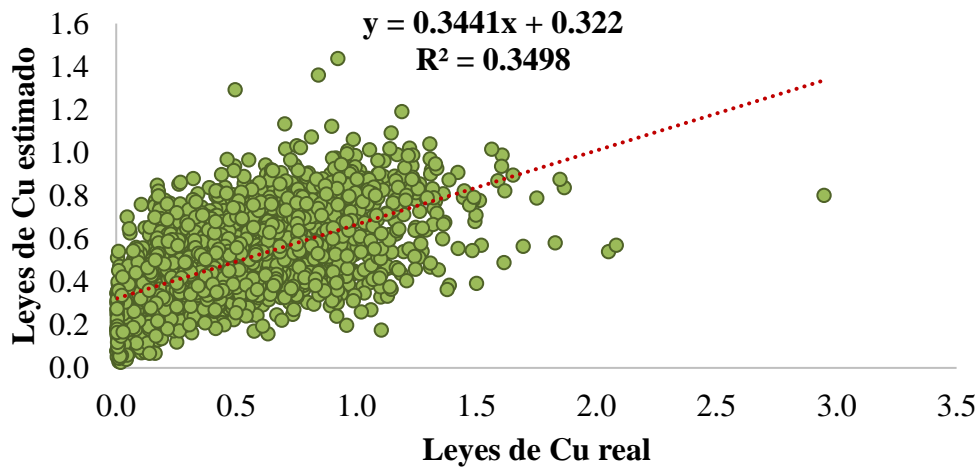


Figura 81 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 48) – roca 2

2.6. Nubes de dispersión sin considerar los compósitos del sondaje – roca 3 - elipsoidal

2.6.1. Nube de dispersión (SC – E – 16)

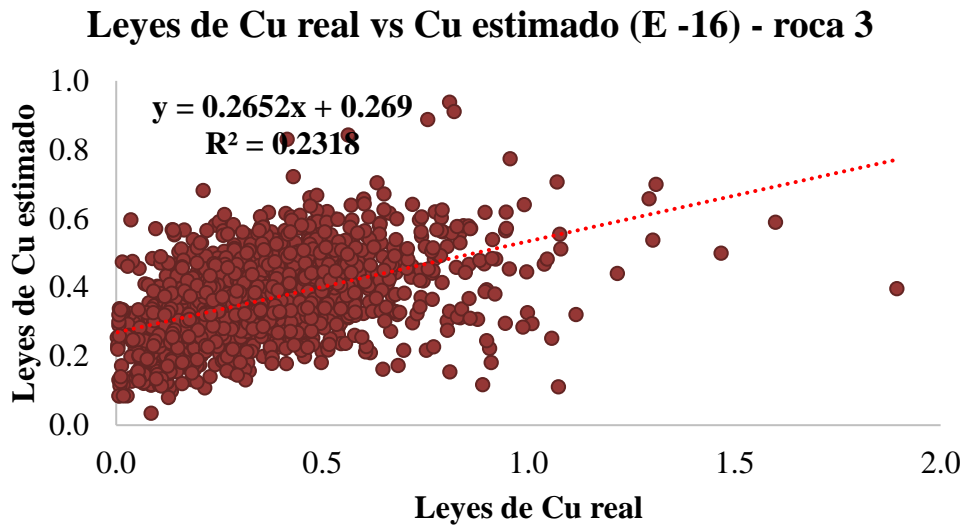


Figura 82 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 16) – roca 3

2.6.2. Nube de dispersión (SC – E – 24)

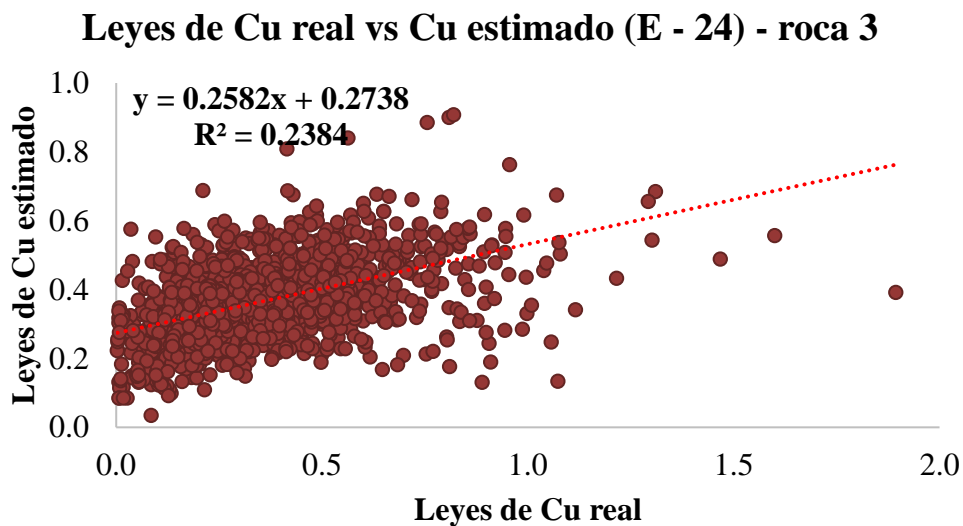


Figura 83 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 24) – roca 3

2.6.3. Nube de dispersión (SC – E – 32)

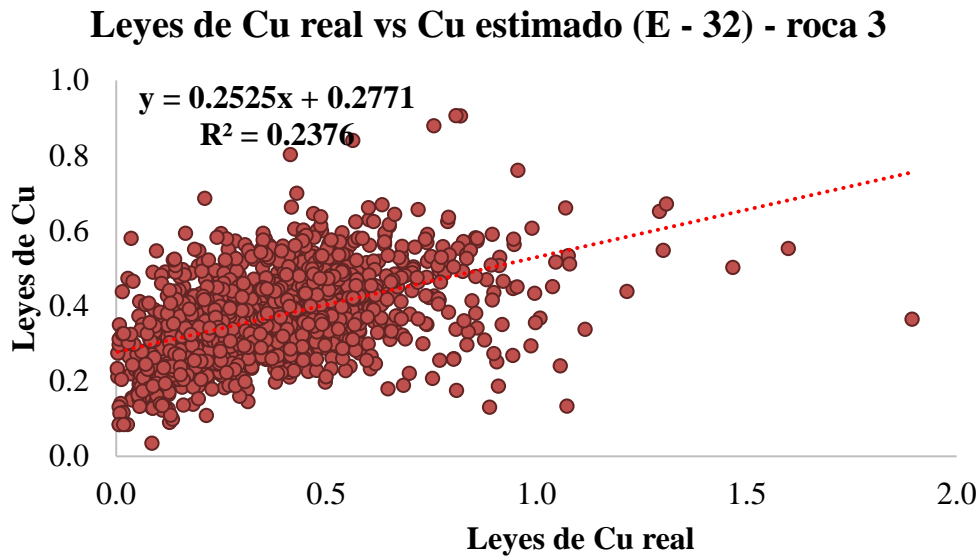


Figura 84 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 32) – roca 3

2.6.4. Nube de dispersión (SC – E – 48)

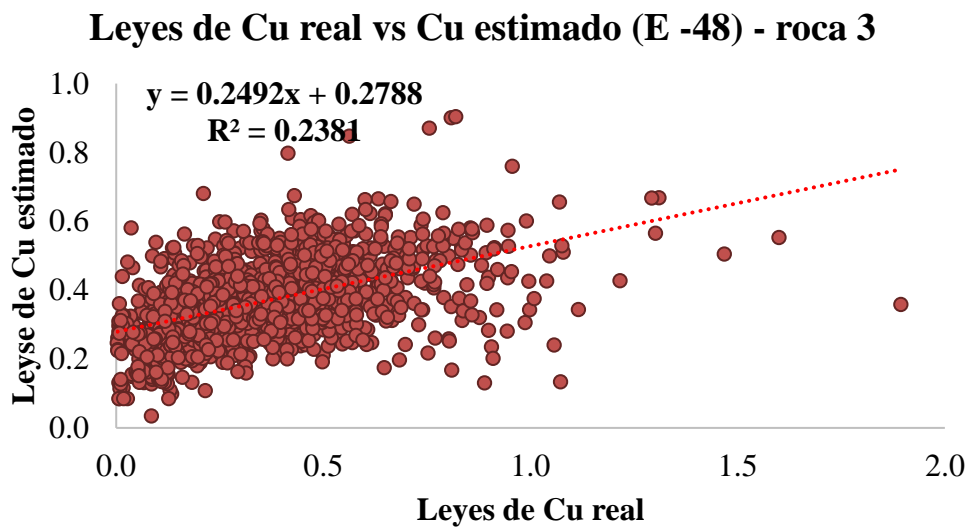


Figura 85 Ley de Cu real vs Cu estimado (E – 48) – roca 3

2.7. Nubes de dispersión sin considerar el compuesto a estimar – roca 1 - Box

2.7.1. Nube de dispersión (SC – B – 16)

Ley de Cu real vs Cu estimado (B - 16) - roca 1

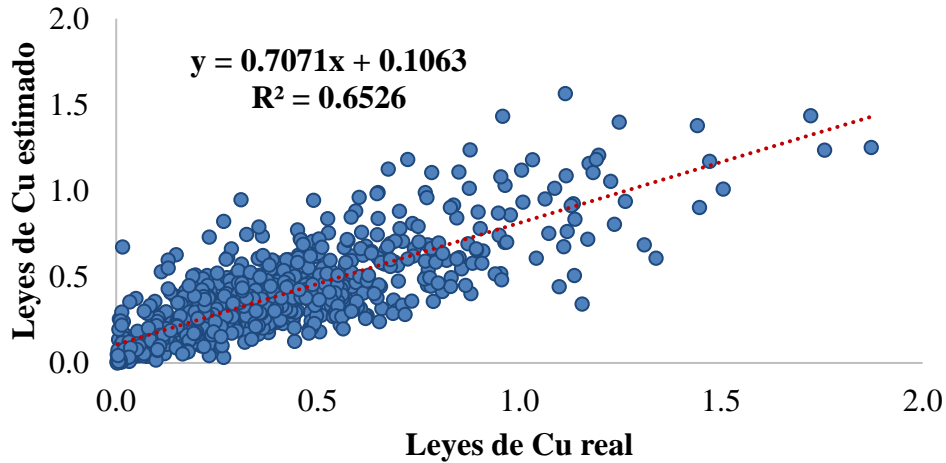


Figura 86 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 16) – roca 1

2.7.2. Nube de dispersión (SC – B – 24)

Leyes de Cu ral vs Cu estimado (B - 24)- roca 1

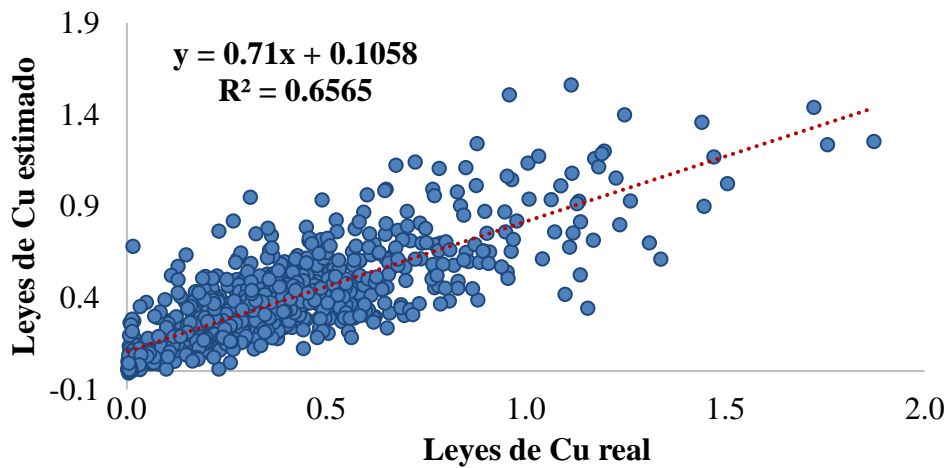


Figura 87 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 24) – roca 1

2.7.3. Nube de dispersión (SC – B – 32)

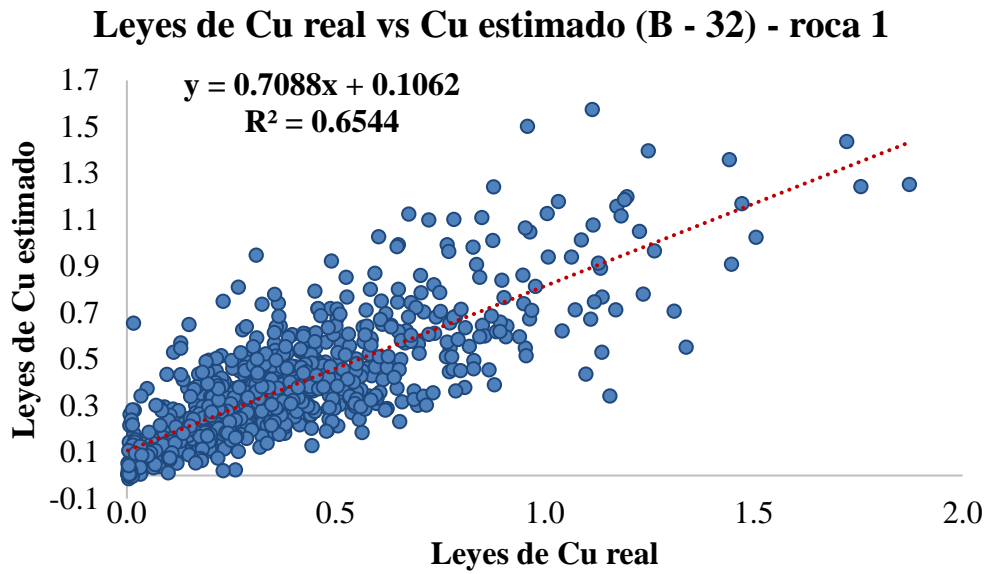


Figura 88 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 32) – roca 1

2.7.4. Nube de dispersión (SC – B – 40)

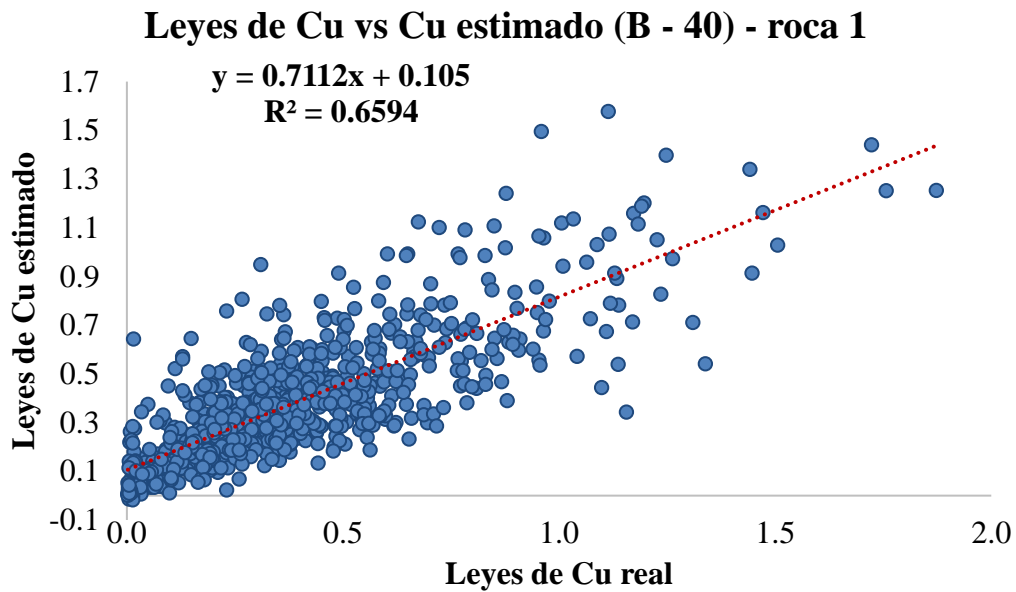


Figura 89 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 40) – roca 1

2.8. Nubes de dispersión sin considerar el compuesto a estimar – roca 2 - Box

2.8.1. Nube de dispersión (SC – B – 16)

Leyes de Cu real vs Cu estimado (B - 16) - roca 2

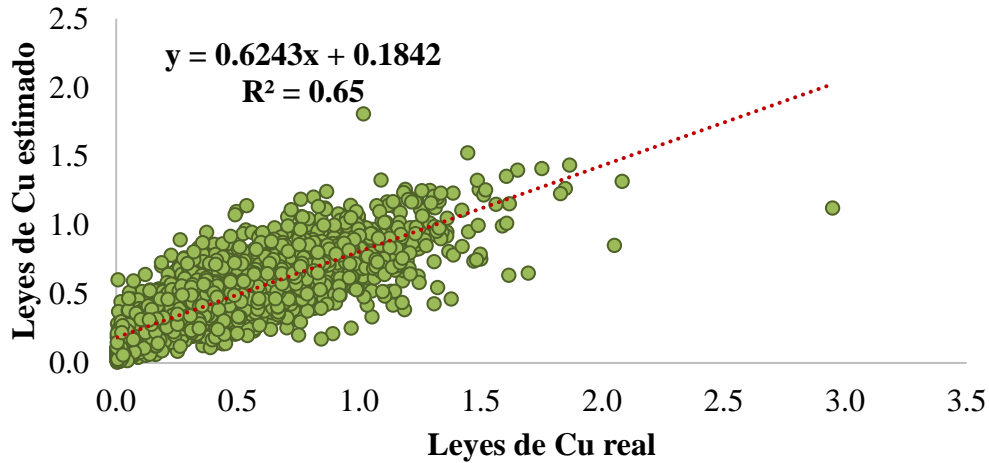


Figura 90 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 16) – roca 2

2.8.2. Nube de dispersión (SC – B – 24)

Leyes de Cu real vs Cu estimado (B - 24) - roca 2

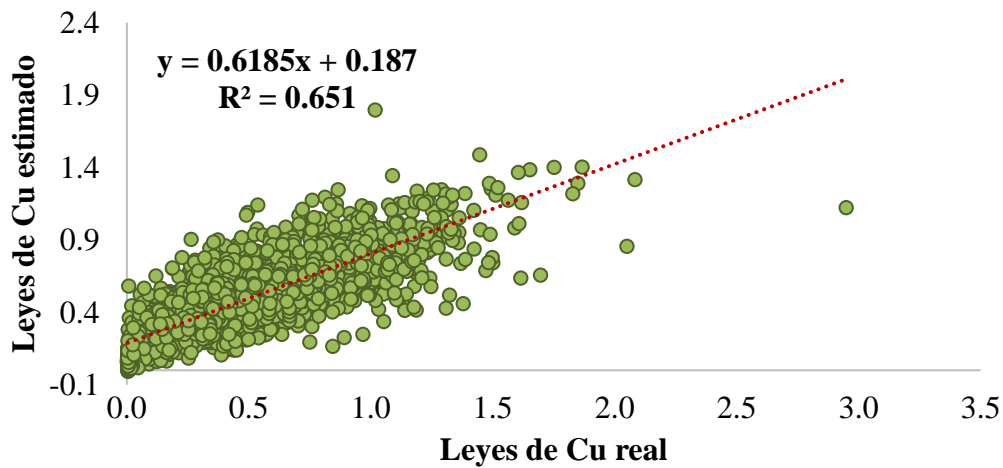


Figura 91 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 24) – roca 2

2.8.3. Nube de dispersión (SC – B – 32)

Leyes de Cu real vs Cu estimado (B -32) - roca 2

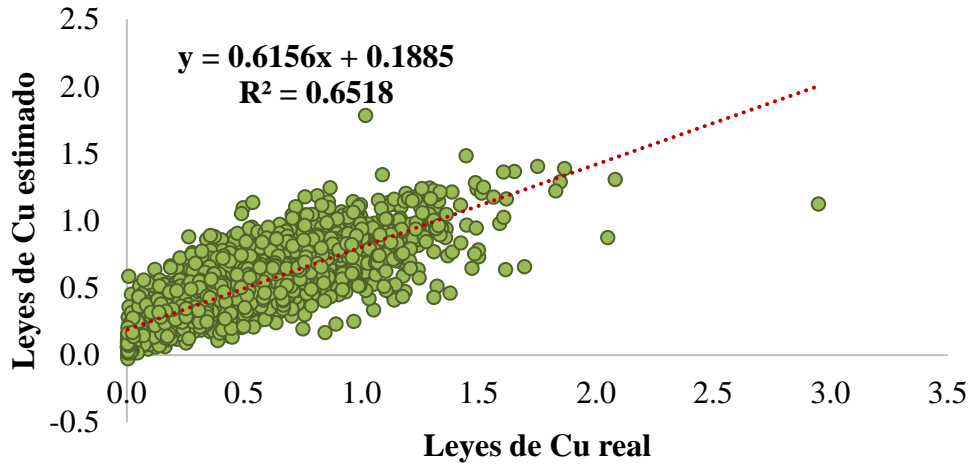


Figura 92 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 32) – roca 2

2.8.4. Nube de dispersión (SC – B – 40)

Leyes de Cu real vs Cu estimado (B - 40) - roca 2

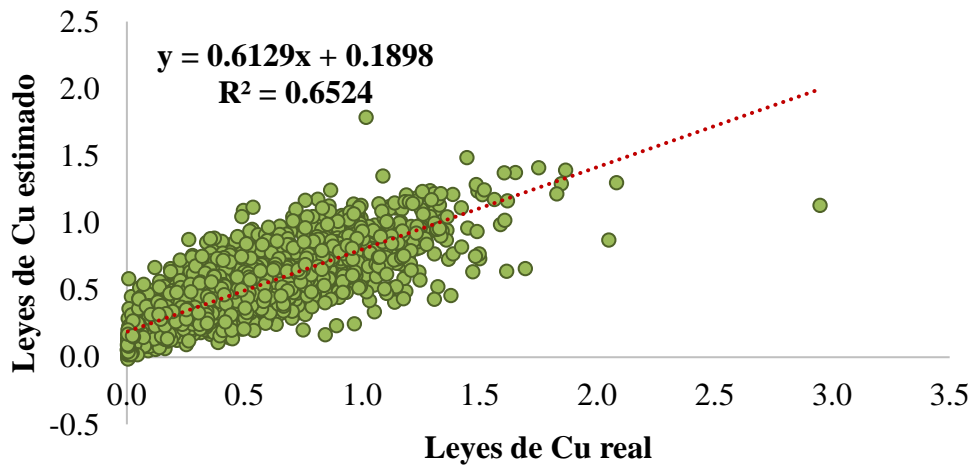


Figura 93 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 40) – roca 2

2.9. Nubes de dispersión sin considerar el compuesto a estimar – roca 3 - Box

2.9.1. Nube de dispersión (SC – B – 24)

Leyes de Cu real vs Cu estimado (B - 24) - roca 3

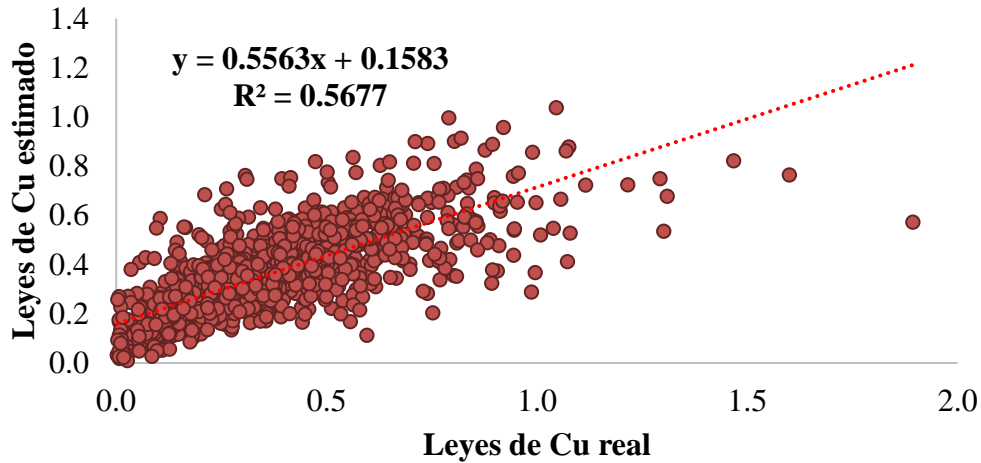


Figura 94 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 24) – roca 3

2.9.2. Nube de dispersión (SC – B – 32)

Leyes de Cu real vs Cu estimado (B - 32) - roca 3

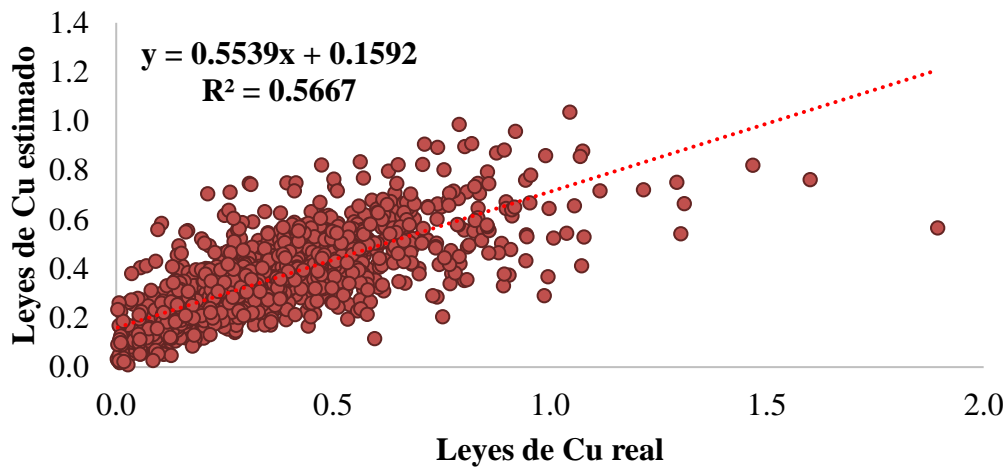


Figura 95 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 32) – roca 3

2.9.3. Nube de dispersión (SC – B – 40)

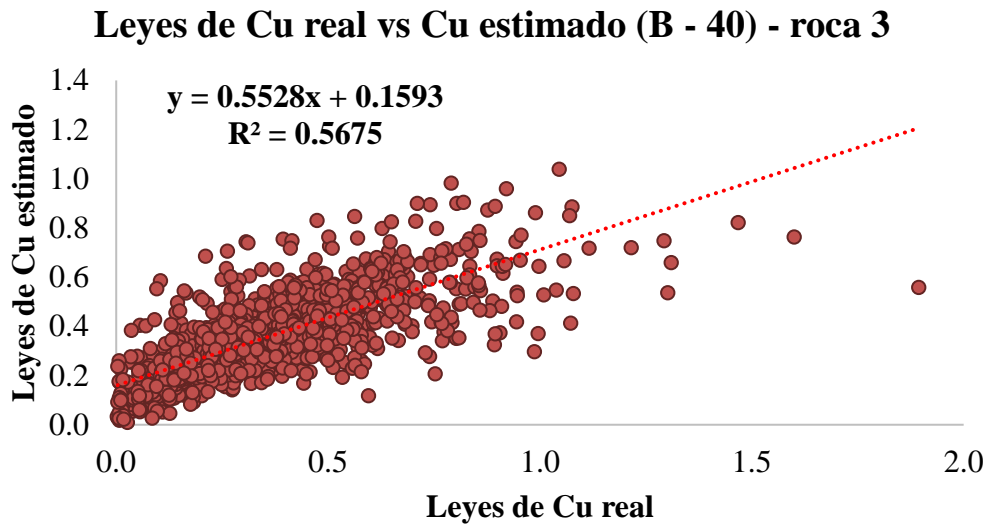


Figura 96 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 40) – roca 3

2.9.4. Nube de dispersión (SC – B – 48)

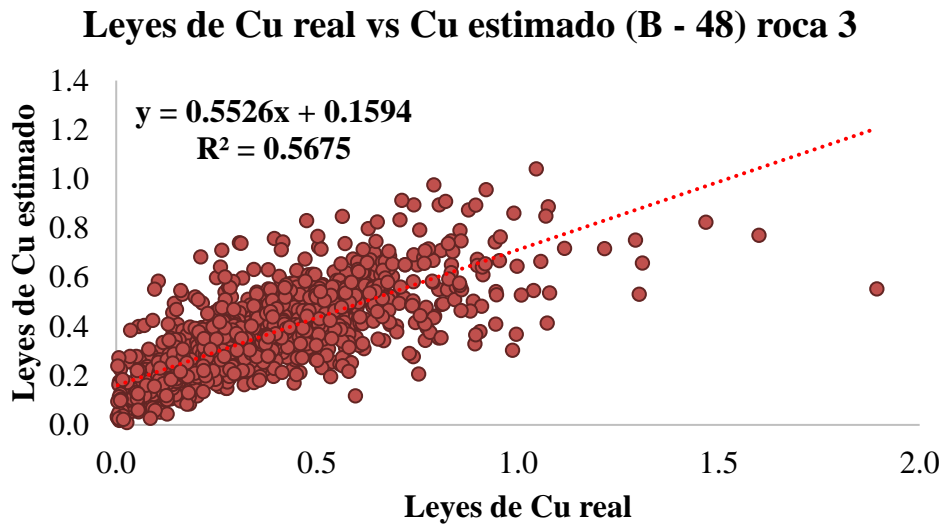


Figura 97 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 48) – roca 3

2.10. Nubes de dispersión sin considerar los compósitos del sondaje – roca 1

- Box

2.10.1. Nube de dispersión (SC – B – 16)

Leyes de Cu real vs Cu estimado (B - 16) - roca 1

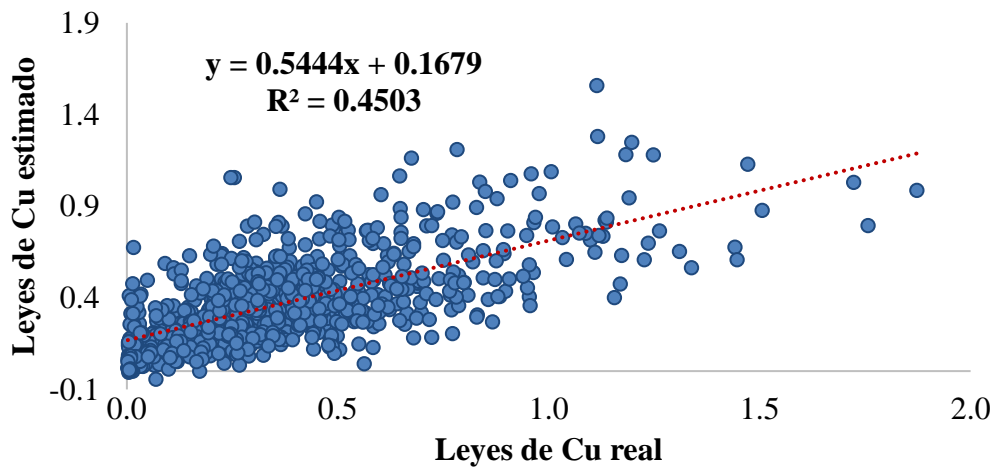


Figura 98 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 16) – roca 1

2.10.2. Nube de dispersión (SC – B – 24)

Leyes de Cu real vs Cu estimado (B - 24) - roca 1

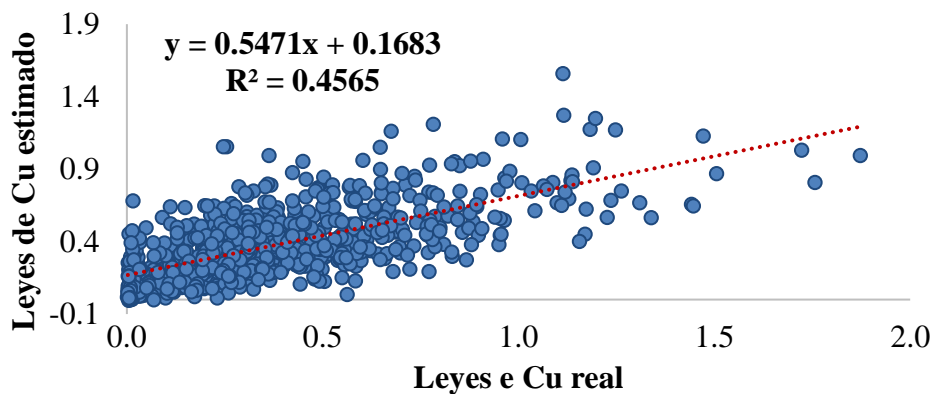


Figura 99 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 24) – roca 1

2.10.3. Nube de dispersión (SC – B – 32)

Leyes de Cu real vs Cu estimado (B - 32) - roca 1

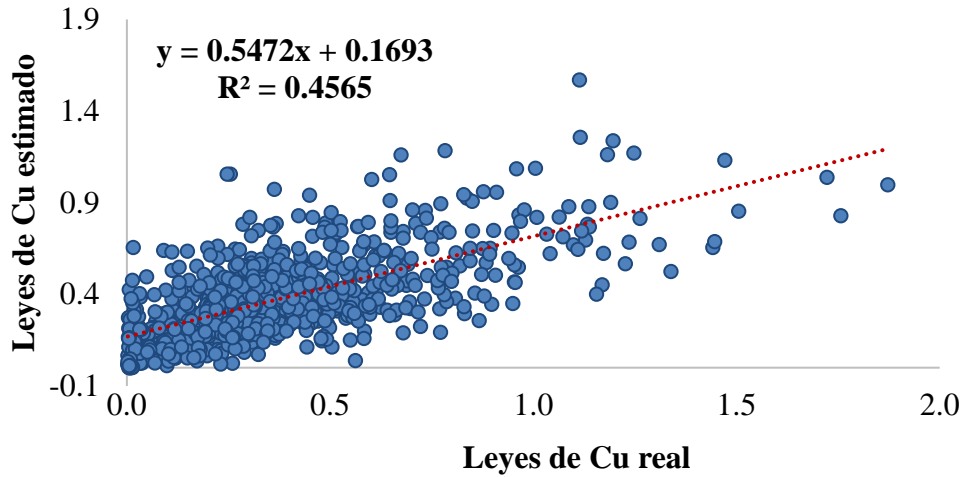


Figura 100 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 32) – roca 1

2.10.4. Nube de dispersión (SC – B – 40)

Leyes de Cu real vs Cu estimado (B -40) - roca 1

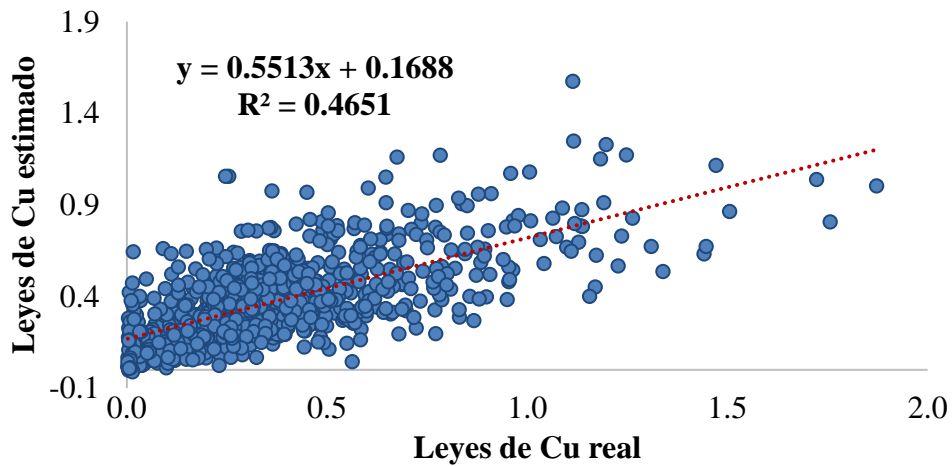


Figura 101 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 40) – roca 1

2.11. Nubes de dispersión sin considerar los compósitos del sondaje – roca 2 - Box

2.11.1. Nube de dispersión (SC – B – 16)

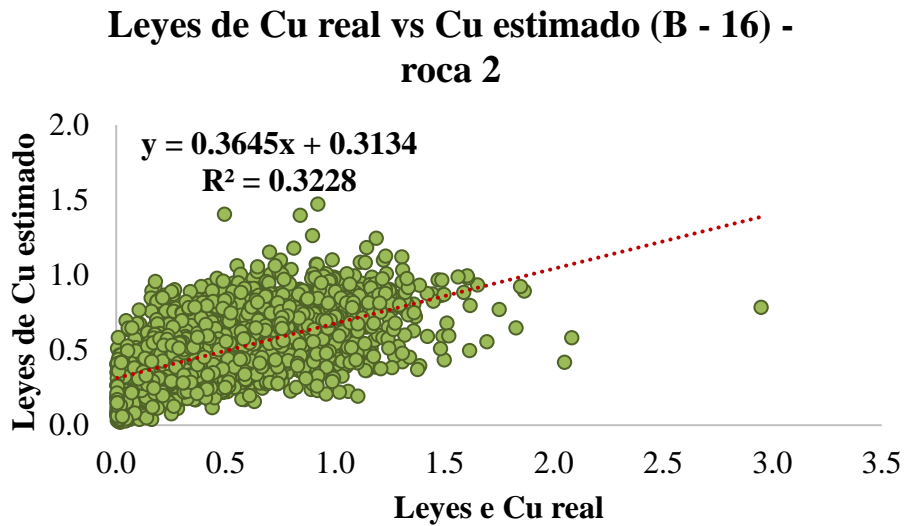


Figura 102 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 16) – roca 2

2.11.2. Nube de dispersión (SC – B – 24)

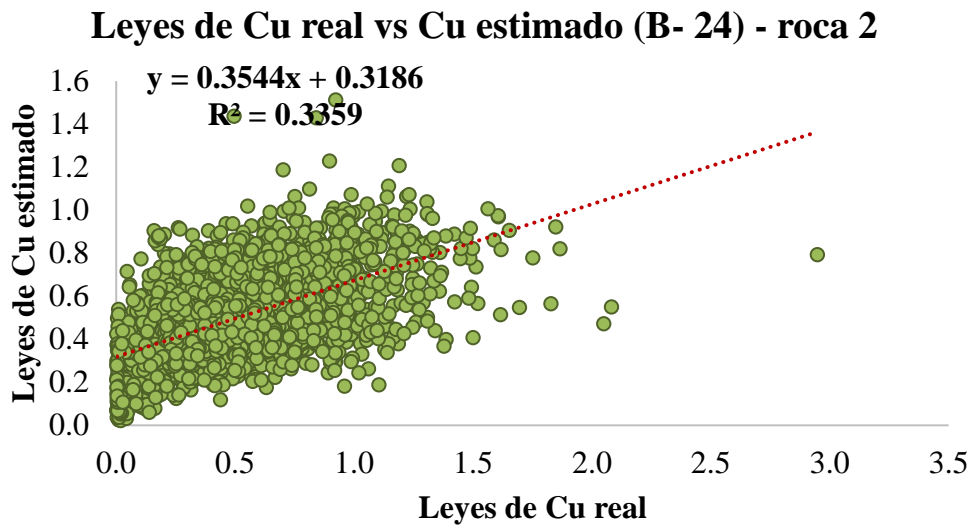


Figura 103 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 24) – roca 2

2.11.3. Nube de dispersión (SC – B – 32)

Leyes de Cu real vs Cu estimado (B - 32) - roca 2

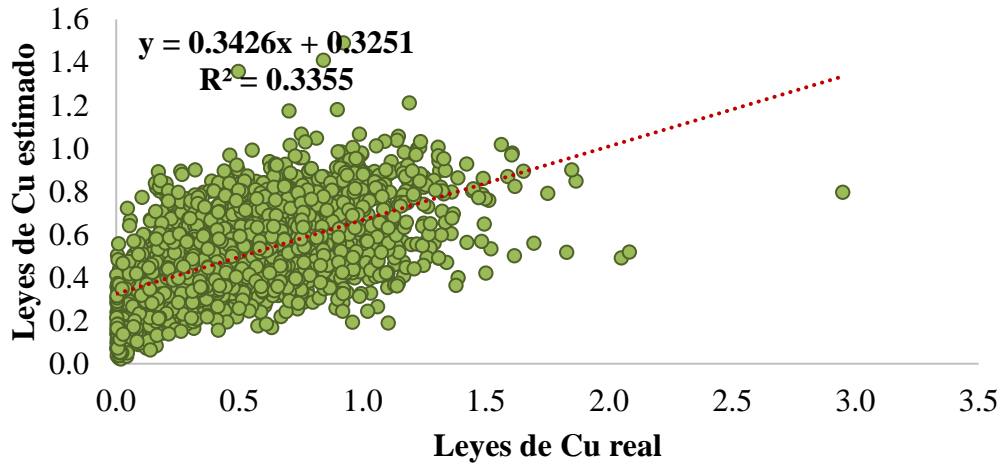


Figura 104 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 32) – roca 2

2.11.4. Nube de dispersión (SC – B – 40)

Leyes de Cu real vs Cu estimado (B -40) - roca 2

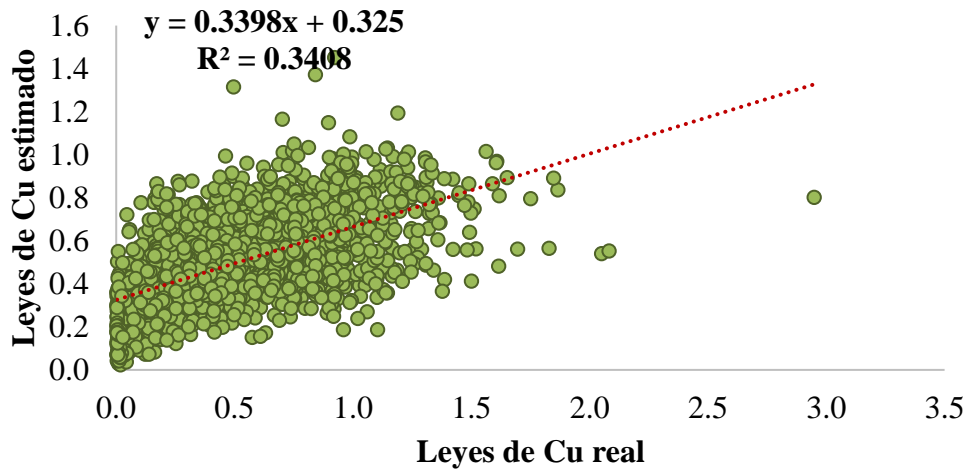


Figura 105 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 40) – roca 2

2.12. Nubes de dispersión sin considerar los compósitos del sondaje – roca 3 - Box

2.12.1. Nube de dispersión (SC – B – 16)

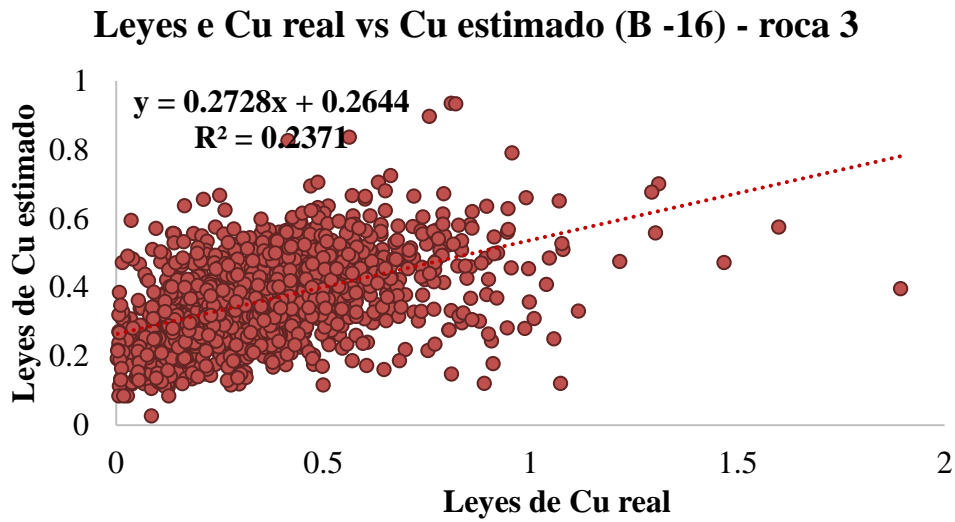


Figura 106 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 16) – roca 3

2.12.2. Nube de dispersión (SC – B – 24)

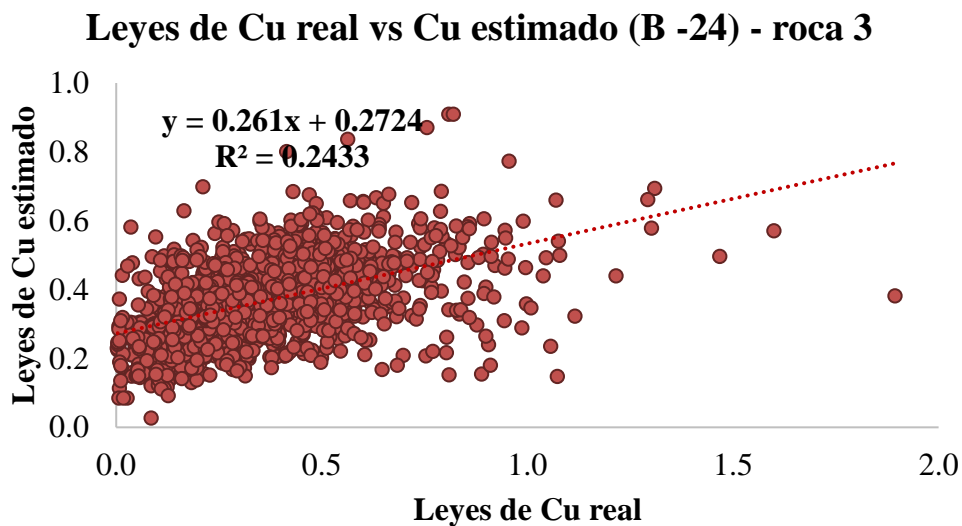


Figura 107 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 24) – roca 3

2.12.3. Nube de dispersión (SC – B – 40)

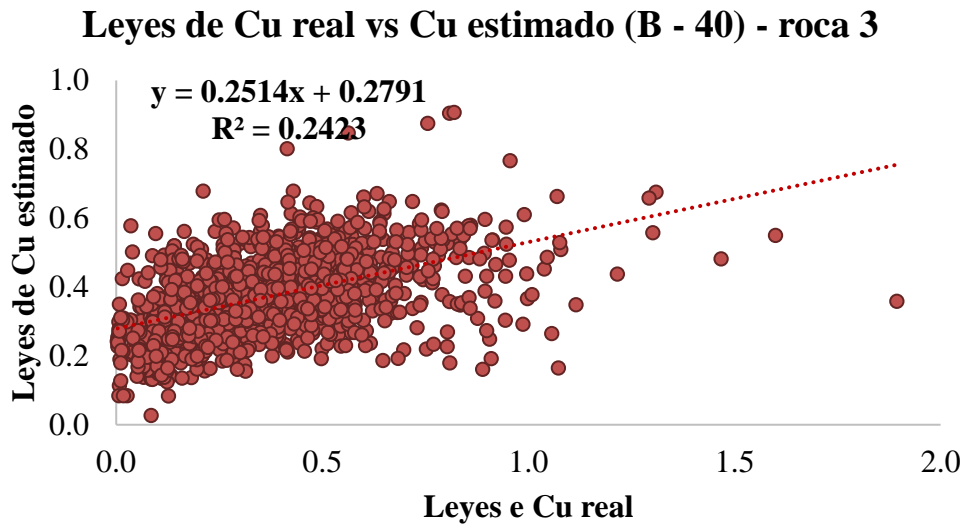


Figura 108 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 40) – roca 3

2.12.4. Nube de dispersión (SC – B – 48)

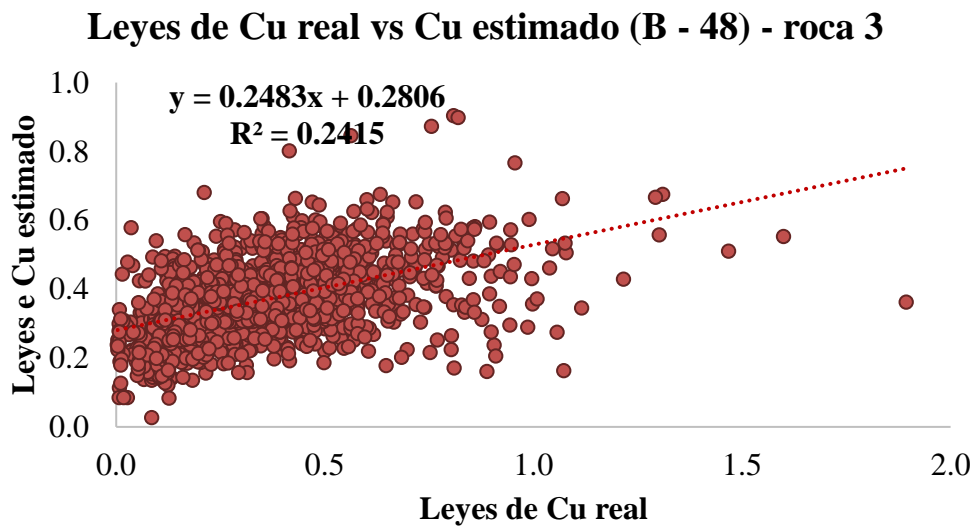


Figura 109 Ley de Cu real vs Cu estimado (B – 48) – roca 3