



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE GEOLOGÍA

DEFINICIÓN DE DOMINIOS DE ESTIMACIÓN DE RECURSOS APLICANDO TÉCNICAS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO: CASO DE UN DEPÓSITO EPITERMAL DE ORO

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE GEÓLOGO

JOSÉ JOAQUÍN GONZÁLEZ RAVANAL

PROFESOR GUÍA:
XAVIER EMERY

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
BRIAN TOWNLEY CALLEJAS
MARÍA ANGÉLICA GONZÁLEZ FUSTER

SANTIAGO DE CHILE
2022

**RESUMEN DE LA MEMORIA PARA
OPTAR AL TÍTULO DE:** Geólogo

POR: José Joaquín González Ravanal

FECHA: 2022

PROFESOR GUÍA: Xavier Emery

DEFINICIÓN DE DOMINIOS DE ESTIMACIÓN DE RECURSOS APLICANDO TÉCNICAS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO: CASO DE UN DEPÓSITO EPITERMAL DE ORO

El presente trabajo muestra la implementación de metodologías basadas en aprendizaje automático para resolver problemas de clasificación en la definición de dominios de estimación de recursos minerales. Para esto se trabaja con bases de datos del yacimiento Molejón, el cual se caracteriza por presentar concentraciones económicas de oro hospedadas principalmente en brecha de cuarzo y en menor medida en saprolita.

La primera metodología corresponde al análisis exploratorio de datos convencional, cuya finalidad es profundizar en el comportamiento de las variables de interés identificando dominios de estimación, además de preparar la data para su aplicación en la segunda metodología. La segunda metodología corresponde a la aplicación de técnicas de aprendizaje automático no supervisado, correspondientes a los siguientes algoritmos de agrupamiento no jerárquico: K-Medias, Partición Alrededor de Medoides, Agrupación de Grandes Aplicaciones y Partición Alrededor de Medoides considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico. Este último es de especial interés debido a que considera la dependencia espacial de las variables regionalizadas. Con esto se espera identificar al mejor método de agrupamiento con base en criterios espaciales, estadísticos y geológicos, para posteriormente evaluar su potencial en la definición de dominios de estimación.

A partir de la primera metodología se obtuvieron tres dominios de estimación con base en criterio geoestadístico y considerando el control estructural del yacimiento. Para esto se subdivide en dos sectores principales a la Brecha de Cuarzo, un sector SE de buzamiento NE con una longitud de rumbo del orden de 1100 metros cerca de la superficie y una longitud de buzamiento de 450 metros a 30 grados, volviéndose más subhorizontal en superficie, y un sector NW el cual se caracteriza por presentar una estructura tabular con tendencia a ser subhorizontal hacia el SE, la cual se une al sector SE. El tercer dominio identificado corresponde a la Saprolita, la cual se caracteriza por ser horizonte de meteorización superficial enriquecido. Para la segunda metodología, el agrupamiento de Partición Alrededor de Medoides considerando la función de Mahalanobis Geoestadístico ha demostrado ser superior al resto de los algoritmos, siendo sus principales deficiencias la pobre definición de contactos entre conglomerados al no diferenciar el contacto entre Brecha de Cuarzo y roca huésped en profundidad, además de una baja selectividad en la identificación de una porción superficial enriquecida. La definición de dominios de estimación mediante esta metodología aún está sujeta a optimizaciones y recomendaciones son entregadas para subsanar las deficiencias encontradas.

AGRADECIMIENTOS

Quiero agradecer profundamente a mis padres, Gabriel y María, y a mis hermanos, Branco y Tomás, por estar siempre presentes y por su apoyo incondicional. Todos mis logros están dedicados a ustedes.

Se agradece de manera especial a cada uno de los profesores que intervinieron en mi formación académica, en especial al Dr. Xavier Emery y al Dr. Brian Townley. Gracias por su constante apoyo, disposición y voluntad a la hora de transmitir conocimiento y por ser pilares en mi formación profesional.

A mis amigos de infancia Gustavo Becerra, Nicolás Fuentes, Vicente Albanez y Daniel Lillo por mantener mi moral en alto con su apoyo, humor y camaradería.

A mis amigos y amigas de Geología Luis Flores, Vannesa Rosales, Denisse Toro, Tomás Urrejola, Valeria Bustamante, Nicolás Mueña, Sofía Parra y Alonso Canales, Alejandro Rebolledo y Camila Loaiza. Gracias por todos los buenos momentos, por esos almuerzos en la escalera, por los viernes en el patio los naranjos, los resúmenes salvadores, los cumpleaños sorpresa, las noches de terreno viendo estrellas y por todas esas conversaciones que resuenan en los pasillos, la salita CEG y el metro de Santiago. Gracias por acogerme en éste tremendo grupo, mis pensamientos están con ustedes.

A mi amiga de infancia Bernardita Morris, gracias por darme ánimos cuando sin saber lo necesitaba y por siempre motivarme a ser mejor persona.

A Dassault Systèmes por darme la oportunidad de presentar este trabajo, y en particular, a María Angélica González, Gerente Senior de Servicios para Minería, quien depositó su confianza en mí desde el primer día. Se agradece también a todo el personal del Equipo de Servicios de Chile, en forma especial a Cristian Poblete, Joaquín Romero y Nicolás Soto. De igual manera se agradece al Equipo de Servicios de Colombia, Isabella Buitrago, Esteban Meneses y Vanessa Amado. Gracias por la paciencia al enseñar y por hacerme sentir acogido en su equipo.

TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. GENERALIDADES.....	1
1.2. FORMULACIÓN DEL ESTUDIO PROPUESTO.....	1
1.3. HIPÓTESIS DE TRABAJO.....	2
1.4. OBJETIVOS.....	2
1.5. METODOLOGÍA DE TRABAJO	3
2. MARCO TEÓRICO	6
2.1. GEOESTADÍSTICA.....	6
2.2. APRENDIZAJE AUTOMÁTICO.....	10
2.3. ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS.....	11
3. ANTECEDENTES.....	19
3.1. DESCRIPCIÓN DEL YACIMIENTO	19
3.2. DEFINICIÓN DE DOMINIOS DE ESTIMACIÓN GEOLÓGICA UTILIZANDO ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS	23
4. ESTUDIO ESTADÍSTICO PREVIO DEL DEPÓSITO.....	26
4.1. CARACTERIZACIÓN DE BASE DE DATOS.....	26
4.2. DESPLIEGUE GRÁFICO DE DATOS.....	29
4.3. INSPECCIÓN VISUAL DE TENDENCIAS ESPACIALES Y COMPORTAMIENTO DE LITOLOGÍAS, LEYES Y MINERALOGÍA	31
4.4. CORRELACIONES EN BASE DE DATOS MULTIELEMENTO.....	33
5. ANÁLISIS EXPLORATORIO DE BASE DE DATOS DE SONDAJES.....	34
5.1. ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS DE MUESTRAS ORIGINALES	34
5.2. HISTOGRAMAS Y GRÁFICOS DE PROBABILIDAD.....	34
5.3. GRUPOS RELEVANTES.....	36
5.4. ANÁLISIS DE ESTACIONARIDAD	36
6. COMPOSICIÓN	37

6.1.	ESTADÍSTICAS BÁSICAS Y DISTRIBUCIÓN DE LARGOS DE MUESTREO	
	37	
6.2.	SELECCIÓN DE LARGO DE COMPÓSITO.....	37
6.3.	TRATAMIENTO DE COLAS	38
7.	ESTUDIO EXPLORATORIO DE COMPÓSITOS	39
7.1.	ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS	39
7.2.	HISTOGRAMAS Y GRÁFICOS DE PROBABILIDAD.....	40
7.3.	LEYES MEDIAS DE COMPÓSITOS DESAGRUPADOS	41
7.4.	DEFINICIÓN POBLACIONES DE ESTIMACIÓN	42
7.5.	ANÁLISIS DE CONTACTOS.....	42
7.6.	ANÁLISIS DE NUBES DE CORRELACIÓN DIFERIDA	44
7.7.	DEFINICIÓN DE DOMINIOS DE ESTIMACIÓN.....	46
8.	IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMOS DE AGRUPAMIENTO NO JERÁRQUICO	
	48	
8.1.	K-MEDIAS.....	48
8.2.	PARTICIÓN ALREDEDOR DE MEDOIDES.....	51
8.3.	AGRUPAMIENTO DE GRANDES APLICACIONES.....	54
8.4.	PARTICIÓN ALREDEDOR DE MEDOIDES CONSIDERANDO LA DISTANCIA DE MAHALANOBIS GEOESTADÍSTICO.....	57
9.	VALIDACIÓN DE CONGLOMERADOS	61
9.1.	K-MEDIAS.....	61
9.2.	PAM.....	64
9.3.	CLARA.....	66
9.4.	PAM CONSIDERANDO LA FUNCIÓN DE DISTANCIA DE MAHALANOBIS GEOESTADÍSTICO	69
9.5.	SELECCIÓN DE MEJOR ALGORITMO	71
10.	DISCUSIONES	73
10.1.	GEOLOGÍA.....	73

10.2. MÉTODO DE AGRUPAMIENTO.....	73
10.3. RECOMENDACIONES	74
11. CONCLUSIONES	76
12. BIBLIOGRAFÍA.....	77
13. ANEXOS.....	80
ANEXO A: DESPLIEGUES DE VARIABLES EN EL ESPACIO	80
ANEXO B: CORRELACIONES ANÁLISIS MULTIELEMENTO	98
ANEXO C: ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS MUESTRAS AGRUPADAS	104
ANEXO D: HISTOGRAMAS Y GRÁFICOS DE PROBABILIDAD EN MUESTRAS AGRUPADAS	106
ANEXO E: GRÁFICOS DE DERIVA CON MEDIA MÓVIL PARA ANÁLISIS DE ESTACIONARIEDAD.....	123
ANEXO F: ANÁLISIS DE LARGOS DE MUESTREO	129
ANEXO G: ESTADÍSTICAS BÁSICAS MUESTRAS COMPOSITADAS	135
ANEXO H: HISTOGRAMAS Y GRÁFICOS DE PROBABILIDAD LOGNORMAL COMPÓSITADOS EN DOMINIOS LITOLÓGICOS.....	138
ANEXO I: LEYES DE PLATA EN ZONAS DE INTERÉS- COMPÓSITOS	149
ANEXO J: ANÁLISIS DE CONTACTO.....	152
ANEXO K: DESPLIEGUES GRÁFICOS ALGORITMOS DE AGRUPAMIENTO.....	156
ANEXO L: ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS MÉTODOS DE AGRUPAMIENTO.....	168
ANEXO M: ANÁLISIS DE CONTACTOS ENTRE CONGLOMERADOS	181

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Flujo de trabajo convencional para el análisis exploratorio de datos.	4
Figura 2: Flujo de trabajo para la aplicación de algoritmo de agrupamiento en la definición de dominios.....	5
Figura 3: Malla de sondajes que contienen mediciones de Au.	29
Figura 4: Malla de sondajes que contienen mediciones de Ag.	29
Figura 5: Malla de sondajes que contienen mediciones de Cu.	30
Figura 6: Malla de sondajes que contienen mediciones de Mo.	30
Figura 7: Diagrama de caja por dominio litológico compositado.	39
Figura 8: Gráfico de contactos entre los dominios Brecha de Cuarzo NW y Saprolita.	43
Figura 9: Gráfico de contactos entre los dominios Brecha de Cuarzo SE y Saprolita.	43
Figura 10: Gráfico de contactos entre los dominios Brecha de Cuarzo NW y Saprolita.	44
Figura 11: Nubes de correlación diferida considerando dominios de estimación.	45
Figura 12: Despliegue gráfico de dominios de estimación obtenidos a través de metodología convencional.....	46
Figura 13: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos por algoritmo K-Medias.	50
Figura 14: Histogramas porcentuales para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo K-Medias.....	51
Figura 15: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos por algoritmo PAM.	53
Figura 16: Histogramas porcentuales para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM.	53
Figura 17: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos por algoritmo CLARA.	55
Figura 18: Histogramas porcentuales para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo CLARA.....	56
Figura 19: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos por algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico.	59
Figura 20: Histogramas porcentuales para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico.	59
Figura 21: Despliegue gráfico de litologías, sección en planta.	80
Figura 22: Despliegue gráfico de litologías, sección S-N.....	81
Figura 23: Despliegue gráfico de litologías, sección en planta W-E.	81
Figura 24: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Au, sección en planta.	82
Figura 25: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Au, sección S-N.	83
Figura 26: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Au, sección en planta W-E.	83
Figura 27: Despliegue gráfico muestras de Au [ppm], sección en planta.....	84
Figura 28: Despliegue gráfico muestras de Au [ppm], sección S-N.	85
Figura 29: Despliegue gráfico muestras de Au [ppm], sección W-E.	85
Figura 30: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Ag, sección en planta.	86
Figura 31: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Ag, sección S-N.	87
Figura 32: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Ag, sección W-E.	87
Figura 33: Despliegue gráfico muestras de Ag [ppm], sección en planta.....	88
Figura 34: Despliegue gráfico muestras de Ag [ppm], sección N-S.	89
Figura 35: Despliegue gráfico muestras de Ag [ppm], sección W-E.	89

Figura 36: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Mo, sección en planta.	90
Figura 37: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Mo, sección S-N.....	91
Figura 38: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Mo, sección W-E.	91
Figura 39: Despliegue gráfico muestras de Mo [ppm], sección en planta.	92
Figura 40: Despliegue gráfico muestras de Mo [ppm], sección S-N.	93
Figura 41: Despliegue gráfico muestras de Mo [ppm], sección W-E.....	93
Figura 42: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Cu, sección en planta.	94
Figura 43: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Cu, sección S-N.	94
Figura 44: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Cu, sección W-E.	95
Figura 45: Despliegue gráfico muestras de Cu [ppm], sección en planta.	96
Figura 46: Despliegue gráfico muestras de Cu [ppm], sección S-N.....	97
Figura 47: Despliegue gráfico muestras de Cu [ppm], sección W-E.....	97
Figura 48: Histograma para leyes de Au en muestras agrupadas de Andesita.	106
Figura 49: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras agrupadas de Andesita.	107
Figura 50: Histograma para leyes de Au en muestras agrupadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.	108
Figura 51: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras agrupadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.	108
Figura 52: Histograma para leyes de Au en muestras agrupadas de Brecha de Cuarzo.	109
Figura 53: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras agrupadas de Brecha de Cuarzo.....	109
Figura 54: Histograma para leyes de Au en muestras agrupadas de Saprolita.	110
Figura 55: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras agrupadas de Saprolita.	110
Figura 56: Histograma para leyes de Ag en muestras agrupadas de Andesita.	111
Figura 57 Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras agrupadas de Andesita.	111
Figura 58: Histograma para leyes de Ag en muestras agrupadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.	112
Figura 59: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras agrupadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.....	112
Figura 60: Histograma para leyes de Ag en muestras agrupadas de Brecha de Cuarzo.	113
Figura 61: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras agrupadas de Brecha de Cuarzo.....	113
Figura 62: Histograma para leyes de Ag en muestras agrupadas de Saprolita.	114
Figura 63: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras agrupadas de Saprolita.	114
Figura 64: Histograma para leyes de Cu en muestras agrupadas de Andesita.	115
Figura 65: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Cu en muestras agrupadas de Andesita.	115
Figura 66: Histograma para leyes de Cu en muestras agrupadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.	116

Figura 67: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Cu en muestras agrupadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.....	116
Figura 68: Histograma para leyes de Cu en muestras agrupadas de Brecha de Cuarzo.	117
Figura 69: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Cu en muestras agrupadas de Brecha de Cuarzo.....	117
Figura 70: Histograma para leyes de Cu en muestras agrupadas de Saprolita.	118
Figura 71: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Cu en muestras agrupadas de Saprolita	118
Figura 72: Histograma para leyes de Mo en muestras agrupadas de Andesita.	119
Figura 73: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Mo en muestras agrupadas de Andesita.	119
Figura 74: Histograma para leyes de Mo en muestras agrupadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.	120
Figura 75: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Mo en muestras agrupadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.....	120
Figura 76: Histograma para leyes de Mo en muestras agrupadas de Brecha de Cuarzo.	121
Figura 77: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Mo en muestras agrupadas de Brecha de Cuarzo.....	121
Figura 78: Histograma para leyes de Mo en muestras agrupadas de Saprolita.....	122
Figura 79: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Mo en muestras agrupadas de Saprolita.	122
Figura 80: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en dirección S-N, muestras de Au en Brecha de Cuarzo.	123
Figura 81: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en dirección W-E, muestras de Au en Brecha de Cuarzo.	123
Figura 82: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en elevación, muestras de Au en Brecha de Cuarzo.	124
Figura 83: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en dirección S-N, muestras de Au en Saprolita.	124
Figura 84: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en dirección W-E, muestras de Au en Saprolita.	125
Figura 85: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en elevación, muestras de Au en Saprolita.	125
Figura 86: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en dirección S-N, muestras de Ag en Brecha de Cuarzo.	126
Figura 87: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en dirección W-E, muestras de Ag en Brecha de Cuarzo.	126
Figura 88: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en elevación, muestras de Ag en Brecha de Cuarzo.	127
Figura 89: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en dirección S-N, muestras de Ag en Saprolita.	127
Figura 90: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en dirección W-E, muestras de Ag en Saprolita.	128

Figura 91: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en elevación, muestras de Au en Saprolita.	128
Figura 92: Largos de muestreo para muestras de Au totales.	129
Figura 93: Largos de muestreo para muestras de Au en Brecha de Cuarzo.	130
Figura 94: Largos de muestreo para muestras de Au en Saprolita.	130
Figura 95: Largos de muestreo para muestras de Ag totales.	131
Figura 96: Largos de muestreo para muestras de Ag en Brecha de Cuarzo.	131
Figura 97: Largos de muestreo para muestras de Ag en Saprolita.	132
Figura 98: Correlación entre leyes de Au y largos de compósitos en Saprolita.	133
Figura 99: Correlación entre leyes de Au y largos de compósitos en Brecha de Cuarzo.	133
Figura 100: Correlación entre leyes de Ag y largos de compósitos en Saprolita.	134
Figura 101: Correlación entre leyes de Ag y largos de compósitos en Brecha de Cuarzo.	134
Figura 102: Histograma para leyes de Au en muestras compositadas de Andesita. ...	138
Figura 103: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras compositadas de Andesita.	138
Figura 104: Histograma para leyes de Au en muestras compositadas de Pórfido Feldespato Cuarzo.	139
Figura 105: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras compositadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.	139
Figura 106: Histograma para leyes de Au en muestras compositadas de Brecha de Cuarzo.	140
Figura 107: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras compositadas de Brecha de Cuarzo.	140
Figura 108: Histograma para leyes de Au en muestras compositadas de Saprolita. ...	141
Figura 109: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras compositadas de Saprolita.	141
Figura 110: Histograma para leyes de Ag en muestras compositadas de Andesita. ...	142
Figura 111: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras compositadas de Andesita.	142
Figura 112: Histograma para leyes de Ag en muestras compositadas de Pórfido Feldespato Cuarzo.	143
Figura 113: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras compositadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.	143
Figura 114: Histograma para leyes de Ag en muestras compositadas de Brecha de Cuarzo.	144
Figura 115: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras compositadas de Brecha de Cuarzo.	144
Figura 116: Histograma para leyes de Ag en muestras compositadas de Saprolita. ...	145
Figura 117: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras compositadas de Saprolita.	145
Figura 118: Histograma para leyes de Au en muestras compositadas de Brecha de Cuarzo NW.	146

Figura 119: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras compositadas de Brecha de Cuarzo NW.....	146
Figura 120: Histograma para leyes de Au en muestras compositadas de Brecha de Cuarzo SE.	147
Figura 121: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras compositadas de Brecha de Cuarzo SE.....	147
Figura 122: Histograma para leyes de Au en muestras compositadas de Saprolita. ...	148
Figura 123: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras compositadas de Saprolita.	148
Figura 124: Histograma para leyes de Ag en muestras compositadas de Brecha de Cuarzo NW.	149
Figura 125: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras compositadas de Brecha de Cuarzo NW.....	149
Figura 126: Histograma para leyes de Ag en muestras compositadas de Brecha de Cuarzo SE.	150
Figura 127: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras compositadas de Brecha de Cuarzo SE.....	150
Figura 128: Histograma para leyes de Ag en muestras compositadas de Saprolita. ...	151
Figura 129: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras compositadas de Saprolita.	151
Figura 130: Gráfico de contactos entre los dominios Brecha de Cuarzo y Saprolita....	152
Figura 131: Gráfico de contactos entre los dominios Brecha de Cuarzo NW y SE.	153
Figura 132: Gráfico de contactos entre los dominios Brecha de Cuarzo NW y Saprolita.	154
Figura 133: Gráfico de contactos entre los dominios Brecha de Cuarzo SE y Saprolita.	155
Figura 134: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos por algoritmo K-Medias.	156
Figura 135: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante K-Medias, sección en planta.	157
Figura 136: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante K-Medias, sección W-E.....	158
Figura 137: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante K-Medias, sección S-N.....	158
Figura 138: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos por algoritmo PAM.	159
Figura 139: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante PAM, sección en planta.	160
Figura 140: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante PAM, sección W-E.	161
Figura 141: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante PAM, sección S-N.....	161
Figura 142: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos por algoritmo CLARA. ..	162
Figura 143: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante CLARA, sección en planta.	163

Figura 144: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante CLARA, sección W-E.....	164
Figura 145: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante CLARA, sección S-N.	164
Figura 146: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos por algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico.	165
Figura 147: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico, sección en planta.	166
Figura 148: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico, sección W-E.....	167
Figura 149: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico, sección S-N.	167
Figura 150: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 2 obtenidos por K-Medias.	181
Figura 151: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 3 obtenidos por K-Medias.	182
Figura 152: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 4 obtenidos por K-Medias.	183
Figura 153: Gráfico de contactos entre conglomerados 2 y 3 obtenidos por K-Medias.	184
Figura 154: Gráfico de contactos entre conglomerados 2 y 4 obtenidos por K-Medias.	185
Figura 155: Gráfico de contactos entre conglomerados 3 y 4 obtenidos por K-Medias.	186
Figura 156: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 2 obtenidos por PAM.....	187
Figura 157: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 3 obtenidos por PAM.....	188
Figura 158: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 4 obtenidos por PAM.....	189
Figura 159: Gráfico de contactos entre conglomerados 2 y 3 obtenidos por PAM.....	190
Figura 160: Gráfico de contactos entre conglomerados 2 y 4 obtenidos por PAM.....	191
Figura 161: Gráfico de contactos entre conglomerados 3 y 4 obtenidos por PAM.....	192
Figura 162: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 2 obtenidos por CLARA. .	193
Figura 163: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 3 obtenidos por CLARA. .	194
Figura 164: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 4 obtenidos por CLARA. .	195
Figura 165: Gráfico de contactos entre conglomerados 2 y 3 obtenidos por CLARA. .	196
Figura 166: Gráfico de contactos entre conglomerados 2 y 4 obtenidos por CLARA. .	197
Figura 167: Gráfico de contactos entre conglomerados 3 y 4 obtenidos por CLARA. .	198
Figura 168: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 2 obtenidos por PAM con función de distancia Mahalanobis Geoestadístico.	199
Figura 169: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 3 obtenidos por PAM con función de distancia Mahalanobis Geoestadístico.	200
Figura 170: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 4 obtenidos por PAM con función de distancia Mahalanobis Geoestadístico.	201
Figura 171: Gráfico de contactos entre conglomerados 2 y 3 obtenidos por PAM con función de distancia Mahalanobis Geoestadístico.	202

Figura 172: Gráfico de contactos entre conglomerados 2 y 4 obtenidos por PAM con función de distancia Mahalanobis Geoestadístico.....	203
Figura 173: Gráfico de contactos entre conglomerados 3 y 4 obtenidos por PAM con función de distancia Mahalanobis Geoestadístico.....	204

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Campañas de sondeos realizadas en el depósito Molejón.	26
Tabla 2: Unificación de criterios geológicos de clasificación.....	27
Tabla 3: Certificados de laboratorio utilizados para base de datos de concentración multielemento.....	28
Tabla 4: Valores considerados para discriminar datos aberrantes, entre paréntesis se indica la cantidad de datos detectados.	35
Tabla 5: Estadísticas descriptivas por sector para leyes de Au compositadas.	40
Tabla 6: Estadísticas descriptivas por sector para leyes de Ag compositadas.	40
Tabla 7: Leyes medias desagrupadas de Au en compósitos de interés.	41
Tabla 8: Leyes medias desagrupadas de Ag en compósitos de interés.	42
Tabla 9: Atributos utilizados en la implementación de algoritmo K-Medias.....	49
Tabla 10: Centroides algoritmo K-Medias.	49
Tabla 11: Estadísticas descriptivas para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo K-Medias.....	51
Tabla 12: Estadísticas descriptivas para leyes de Ag por conglomerado, obtenido mediante algoritmo K-Medias.....	51
Tabla 13: Atributos utilizados en la implementación de algoritmo PAM.	52
Tabla 14: Centroides algoritmo PAM.....	52
Tabla 15: Estadísticas descriptivas para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM.	54
Tabla 16: Estadísticas descriptivas para leyes de Ag por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM.	54
Tabla 17: Atributos utilizados en la implementación de algoritmo CLARA.	55
Tabla 18: Centroides algoritmo CLARA.....	55
Tabla 19: Estadísticas descriptivas para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo CLARA.	56
Tabla 20: Estadísticas descriptivas para leyes de Ag por conglomerado, obtenido mediante algoritmo CLARA.	56
Tabla 21: Parámetros para cálculo de variogramas directos y cruzados.	58
Tabla 22: Atributos utilizados en la implementación de algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico.	58
Tabla 23: Centroides algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico.	58
Tabla 24: Estadísticas descriptivas para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico....	60
Tabla 25: Estadísticas descriptivas para leyes de Ag por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico....	60
Tabla 26: Objetos sobre umbral de espaciamiento máximo por conglomerado para algoritmo K-Medias.	61
Tabla 27: Objetos sobre umbral de espaciamiento máximo por conglomerado para algoritmo PAM.	64
Tabla 28: Objetos sobre umbral de espaciamiento máximo por conglomerado para algoritmo CLARA.	67

Tabla 29: Objetos sobre umbral de espaciamento máximo por conglomerado para algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico. .	69
Tabla 30: Tabla comparativa entre distintos métodos de agrupamiento implementados.	72
Tabla 31: Matriz de correlaciones entre elementos en dominio litológico de Andesita (A).	98
Tabla 32: Matriz de correlaciones entre elementos en dominio litológico de Andesita (B).	99
Tabla 33: Matriz de correlaciones entre elementos en dominio litológico de Feldespato-Cuarzo (A).	99
Tabla 34: Matriz de correlaciones entre elementos en dominio litológico de Feldespato-Cuarzo (B).	100
Tabla 35: Matriz de correlaciones entre elementos en dominio litológico de Brecha de Cuarzo (A).	100
Tabla 36: Matriz de correlaciones entre elementos en dominio litológico de Brecha de Cuarzo (B).	101
Tabla 37: Correlaciones de interés para dominio litológico de Andesita.	101
Tabla 38: Correlaciones de interés para dominio litológico de Pórfido Feldespato-Cuarzo.	102
Tabla 39: Correlaciones de interés para dominio litológico de Brecha de Cuarzo.	103
Tabla 40: Estadísticas descriptivas muestras agrupadas totales.	104
Tabla 41: Estadísticas descriptivas muestras agrupadas en Andesita.	104
Tabla 42: Estadísticas descriptivas muestras agrupadas en Dique.	104
Tabla 43: Estadísticas descriptivas muestras agrupadas en Falla.	105
Tabla 44: Estadísticas descriptivas muestras agrupadas en Pórfido Feldespato-Cuarzo.	105
Tabla 45: Estadísticas descriptivas muestras agrupadas en Brecha de cuarzo.	105
Tabla 46: Estadísticas descriptivas muestras agrupadas en Saprolita.	106
Tabla 47: Estadísticas descriptivas muestras agrupadas en Saprolita.	129
Tabla 48: Estadísticas descriptivas para largos de muestreo para muestras de Ag. ...	129
Tabla 49: Estadísticas descriptivas para muestras compositadas totales.	135
Tabla 50: Estadísticas descriptivas para muestras compositadas en Andesita.	135
Tabla 51: Estadísticas descriptivas para muestras compositadas en Dique.	135
Tabla 52: Estadísticas descriptivas para muestras compositadas en Falla.	136
Tabla 53: Estadísticas descriptivas para muestras compositadas en Pórfido Feldespato-Cuarzo.	136
Tabla 54: Estadísticas descriptivas para muestras compositadas en Brecha de Cuarzo.	136
Tabla 55: Estadísticas descriptivas para muestras compositadas en Saprolita.	137
Tabla 56: Estadísticas descriptivas para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo K-Medias.	168
Tabla 57: Estadísticas descriptivas para leyes de Ag por conglomerado, obtenido mediante algoritmo K-Medias.	168
Tabla 58: Estadísticas descriptivas para leyes de Mo por conglomerado, obtenido mediante algoritmo K-Medias.	168

Tabla 59: Estadísticas descriptivas para leyes de Cu por conglomerado, obtenido mediante algoritmo K-Medias.....	169
Tabla 60: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 1, obtenido mediante algoritmo K-Medias.	169
Tabla 61: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 2, obtenido mediante algoritmo K-Medias.	170
Tabla 62: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 3, obtenido mediante algoritmo K-Medias.	170
Tabla 63: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 4, obtenido mediante algoritmo K-Medias.	171
Tabla 64: Estadísticas descriptivas para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo K-Medias.....	171
Tabla 65: Estadísticas descriptivas para leyes de Ag por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM.	171
Tabla 66: Estadísticas descriptivas para leyes de Mo por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM.	172
Tabla 67: Estadísticas descriptivas para leyes de Cu por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM.	172
Tabla 68: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 1, obtenido mediante algoritmo PAM.	172
Tabla 69: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 2, obtenido mediante algoritmo PAM.	173
Tabla 70: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 3, obtenido mediante algoritmo PAM.	173
Tabla 71: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 4, obtenido mediante algoritmo PAM.	174
Tabla 72: Estadísticas descriptivas para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo CLARA.....	174
Tabla 73: Estadísticas descriptivas para leyes de Ag por conglomerado, obtenido mediante algoritmo CLARA.....	174
Tabla 74: Estadísticas descriptivas para leyes de Mo por conglomerado, obtenido mediante algoritmo CLARA.....	175
Tabla 75: Estadísticas descriptivas para leyes de Cu por conglomerado, obtenido mediante algoritmo CLARA.....	175
Tabla 76: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 1, obtenido mediante algoritmo CLARA.	175
Tabla 77: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 2, obtenido mediante algoritmo CLARA.	176
Tabla 78: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 3, obtenido mediante algoritmo CLARA.	176
Tabla 79: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 4, obtenido mediante algoritmo CLARA.	177
Tabla 80: Estadísticas descriptivas para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.	177

Tabla 81: Estadísticas descriptivas para leyes de Ag por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.	177
Tabla 82: Estadísticas descriptivas para leyes de Mo por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.	178
Tabla 83: Estadísticas descriptivas para leyes de Cu por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.	178
Tabla 84: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 1, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.	178
Tabla 85: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 2, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.	179
Tabla 86: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 3, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.	179
Tabla 87: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 4, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.	180

ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1: Variable regionalizada expresada como una medición de una función aleatoria en un punto x de una región de estudio D	6
Ecuación 2: Variograma teórico tradicional.	8
Ecuación 3: Variograma teórico, expresado en función de la esperanza.	9
Ecuación 4: Covarianza centrada entre dos variables aleatorias.	9
Ecuación 5: Correlograma entre dos variables aleatorias.	9
Ecuación 6: Distancia euclidiana entre vectores.	12
Ecuación 7: Distancia de Manhattan entre vectores.....	12
Ecuación 8: Distancia de Mahalanobis entre dos vectores.....	12
Ecuación 9: Distancia de Mahalanobis Geoestadística entre dos vectores.	13
Ecuación 10: Matriz variograma.	13
Ecuación 11: Variación total intraconglomerado en algoritmo Hartigan-Wong (1979). ..	15
Ecuación 12: Índice de Dunn.	17
Ecuación 13: Índice de Davies-Bouldin.	17

CAPÍTULO 1

1.INTRODUCCIÓN

1.1. GENERALIDADES

El depósito Molejón es un yacimiento de tipo epitermal de oro de baja sulfidización ubicado en el distrito Molejón, Panamá. La mineralización de interés corresponde principalmente a oro con valores subordinados de plata y bajos porcentajes de molibdeno y cobre. La mineralización se encuentra principalmente distribuida en brechas de cuarzo, concentrándose en vetas de cuarzo, con un marcado control estructural, no obstante, también puede encontrarse de manera superficial en saprolitas.

Este yacimiento ha sido explotado en el pasado y actualmente se cuenta con bases de datos proveniente de múltiples campañas de exploración. Esta data se caracteriza por ser multivariada y georrefenciada, en virtud de lo cual se convierte en un caso interesante de estudio para aplicar técnicas de aprendizaje automático integrando el conocimiento geológico del depósito.

Es por este motivo que el Equipo de Servicios de *Dassault Systemès* ha considerado la realización de este estudio, el cual pretende ahondar en las aplicaciones de algoritmos de agrupamiento en el análisis exploratorio de datos contribuyendo a mejorar los criterios geológicos y geoestadísticos capaces de repercutir en el proceso de estimación de recursos.

1.2. FORMULACIÓN DEL ESTUDIO PROPUESTO

El estudio exploratorio de datos es un proceso fundamental en la estimación de recursos minerales, este culmina con la definición de dominios de estimación que están sujetos a múltiples fuentes de errores. En sí, la definición de dominios de estimación es un proceso que demanda una gran cantidad de tiempo y que posee una componente manual sujeta al criterio profesional, el cual además determina la representatividad, robustez y validez de estos dominios.

Es en este contexto que el estudio sobre aplicaciones de metodologías alternativas aplicando herramientas de aprendizaje automático adquiere relevancia. Se busca apoyar la toma de decisiones informada, esto es, buscando mejorar la precisión y/o eficiencia en la definición de dominios de estimación contribuyendo a mejorar la representatividad del modelo de recursos.

Respecto al estado de arte de técnicas de aprendizaje automático, se aprecia un interés creciente por estudiar sus aplicaciones en la minería, sobretodo en áreas como la estimación de recursos, geotecnia y control operacional, entre otras. En particular, para la definición de dominios de estimación, es de especial interés el trabajo realizado por Fustos (2017) quien trabaja sobre dos formulismos geoestadísticos aplicados en técnicas de agrupamiento con la finalidad de integrar el conocimiento geológico a estos algoritmos.

Se destaca también el estudio realizado por Faraj (2021) quien propone un flujo de trabajo para definir dominios de estimación, implementando agrupamiento jerárquico y dando énfasis a la geología, a la estadística y a la continuidad espacial en la definición de estos.

Para efectos de este estudio, se considera que la mejor aproximación, capaz de apoyar la toma de decisiones en la definición de dominios de estimación, corresponde al aprendizaje no supervisado con técnicas de agrupamiento no jerárquico. Se pretende a su vez evaluar el desempeño de diversos algoritmos en esta categoría resguardando la integración de conocimiento geológico al proceso y contrastando con una metodología alternativa, capaz de integrar la dependencia espacial de las variables regionalizadas en el agrupamiento.

1.3. HIPÓTESIS DE TRABAJO

Tras la implementación del análisis exploratorio de datos, integrando herramientas de aprendizaje automático mediante la utilización del software *Pipeline Pilot*, será posible evaluar el potencial de la metodología propuesta cómo herramienta de apoyo en la definición de dominios de estimación.

Con esto se espera aumentar la confiabilidad y/o productividad en el análisis exploratorio de datos gracias a la integración de conocimiento a partir de patrones y estructuras presentes en la base de datos e identificadas a partir de algoritmos de agrupamiento no jerárquico.

1.4. OBJETIVOS

1.4.1. OBJETIVO GENERAL

Generar y analizar la validez de dominios de estimación obtenidos a partir de métodos de agrupamiento no jerárquico, considerando la implementación de un algoritmo que integre la dependencia espacial de las variables regionalizadas.

1.4.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Llevar a cabo un análisis exploratorio de datos de rigor.
- Evaluar la utilización de distintos algoritmos de aprendizaje automático para su posterior aplicación.
- Utilizar herramientas informáticas diseñadas por *Dassault Systèmes* en la ejecución de cada tarea asignada.
- Validar la representatividad de las agrupaciones de datos obtenidas mediante aprendizaje automático.

1.5. METODOLOGÍA DE TRABAJO

El estudio considera trabajar exclusivamente con la base de datos detallada en la sección 4.1.1. Las herramientas computacionales principales serán facilitadas por *Dassault Systèmes*.

A grandes rasgos este estudio abarca dos metodologías. La primera corresponde al análisis exploratorio de datos, cuya finalidad es profundizar en el comportamiento de las variables de interés, identificando potenciales dominios de estimación, además de preparar la data para llevar a cabo la segunda metodología, en la cual se aplicarán técnicas de aprendizaje automático no supervisado correspondientes a algoritmos de agrupamiento no jerárquico. Las etapas que contemplan estas metodologías se detallan a continuación.

1.5.1. ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS

1. EVALUACIÓN DE LA NATURALEZA, CANTIDAD Y CALIDAD DE LOS DATOS

Se debe realizar la inspección visual (despliegue 3D) de sondajes, datos de muestreo; inspeccionar la información geológica y geoquímica (análisis de certificados); análisis de espaciamiento entre sondajes, definición temprana de zonas de interés; inspección visual de tendencias espaciales, comportamiento geológico y leyes; identificación y organización de la data disponible y detección de valores atípicos. Todo esto con la finalidad de discriminar entre data aceptable e inaceptable.

2. ANÁLISIS ESTADÍSTICO

Se realizará análisis univariable con la finalidad de analizar la distribución de los datos para las leyes de interés, análisis bivariado el cual busca comparar distribuciones de dos leyes o de una misma variable en distintas litologías. Finalmente se deben definir poblaciones de datos de interés.

3. COMPOSITACIÓN

A partir de las poblaciones de interés, se realizarán histogramas de largo de muestras de una misma población y se seleccionará el largo de compósito. Luego, se debe seleccionar el método de compositación a utilizar junto con sus criterios para el tratamiento de colas. Finalmente se realizará un análisis estadístico de la data compositada. Toda esta etapa se lleva a cabo para regularizar los soportes de muestreo.

4. DESAGRUPAMIENTO DE COMPÓSITOS

Se aplicará el método de las celdas para regularizar los datos de leyes en el espacio, una vez la data se encuentre desagrupada se realiza un nuevo análisis estadístico para ahondar en la sensibilidad a los cambios que se experimenta en este proceso.

5. DEFINICIÓN DE DOMINIOS DE ESTIMACIÓN

Con la data desagrupada y compositada por zona de interés, se debe realizar un análisis de contacto entre compósitos con la finalidad de definir de mejor manera los dominios de estimación.

6. VALIDACIÓN DE DOMINIOS DE ESTIMACIÓN

Mediante la integración de criterios geológicos, estadísticos y espaciales, se debe analizar la validez de los dominios de estimación obtenidos.

El flujo de trabajo de esta etapa se puede observar en la Figura 1. Al finalizar se espera entender de mejor manera el comportamiento de las variables de interés (leyes y litologías) junto con los dominios de estimación definidos acorde al criterio convencional, contribuyendo a generar una base de comparación para la implementación de la metodología alternativa.

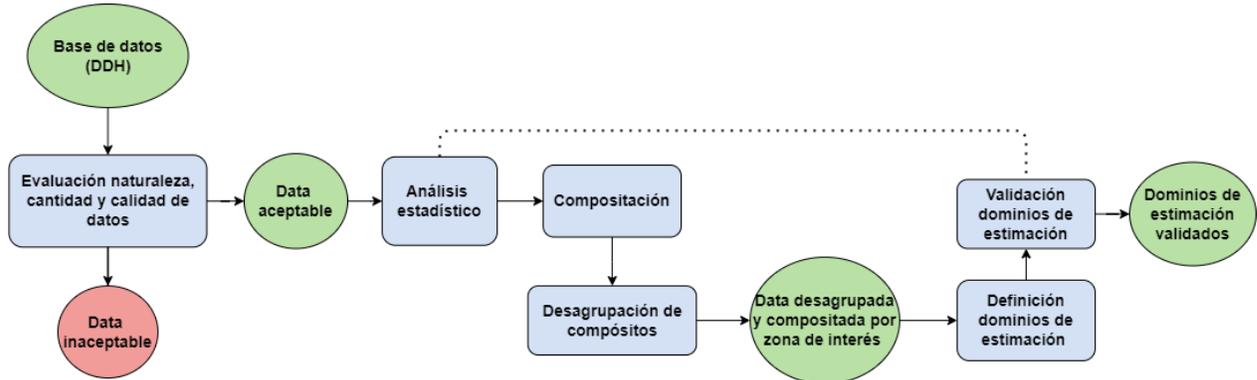


Figura 1: Flujo de trabajo convencional para el análisis exploratorio de datos.

1.5.2. APLICACIÓN DE HERRAMIENTAS DE AGRUPAMIENTO PARA DEFINICIÓN DE DOMINIOS DE ESTIMACIÓN

En esta sección se implementarán los algoritmos de agrupamiento utilizando la data compositada obtenida en la etapa anterior, junto con sus coordenadas espaciales, para lo cual se consideran las siguientes etapas.

1) SELECCIÓN DE ATRIBUTOS

Se debe realizar la selección de métodos de agrupamiento de interés que mejor se implementen en función de las bases de datos disponibles. Junto con esto se debe justificar la selección de atributos específicos por algoritmo, destacando el número de conglomerados a generar y los criterios de medición de distancia y/o similitud entre pares de datos.

2) APLICACIÓN DE ALGORITMOS Y RECOPIACIÓN DE RESULTADOS

Tras la implementación de cada algoritmo, se deben obtener los despliegues gráficos y calcular estadísticas descriptivas e histogramas para los conglomerados obtenidos. Esto con la finalidad de caracterizar de mejor manera el agrupamiento.

3) VALIDACIÓN DE DOMINIOS DE ESTIMACIÓN POR AGRUPAMIENTO

Se realizarán validaciones de desempeño respecto a los dominios obtenidos mediante la metodología convencional, esto es, integrando criterios geológicos, estadísticos y espaciales para evaluaciones interconglomerado e intraconglomerado.

En cuanto a criterios espaciales se busca evaluar la fragmentación mediante un rango porcentual de tolerancia de distancias en los límites de los conglomerados.

Los criterios estadísticos corresponden a cuantificaciones de similitud por conglomerado mediante el cálculo de índices de Dunn y Davis-Bouldin, además del análisis de estadísticas descriptivas.

Respecto a criterios geológicos se evaluará la coherencia litológica y temporal al interior de un conglomerado y entre distintos conglomerados con la finalidad de discriminar si el agrupamiento concuerda con la naturaleza intrínseca del yacimiento y con los dominios de estimación obtenidos mediante la metodología convencional.

El flujo de trabajo de esta etapa se puede observar en la Figura 2.

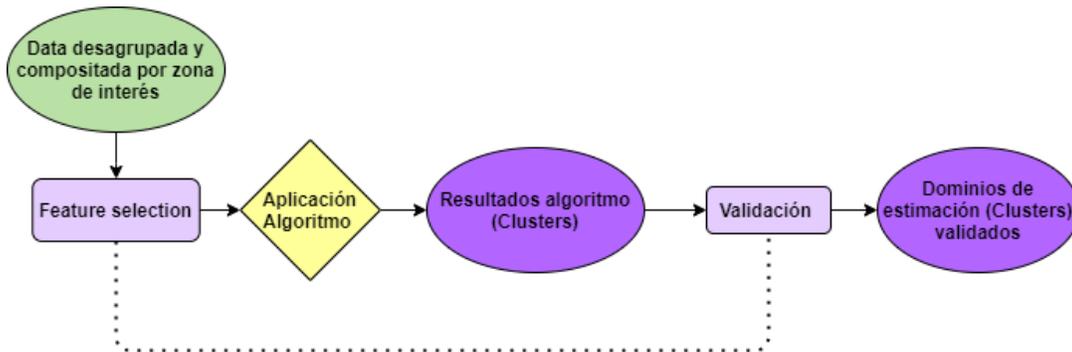


Figura 2: Flujo de trabajo para la aplicación de algoritmo de agrupamiento en la definición de dominios.

CAPÍTULO 2

2. MARCO TEÓRICO

2.1. GEOESTADÍSTICA

La geoestadística corresponde al estudio de fenómenos regionalizados, vale decir, aquellos fenómenos que se extienden en el espacio y poseen una cierta continuidad (Emery, 2019). En esta sección se presentarán los conceptos claves de la geoestadística que tienen directa relación con el estudio propuesto.

2.1.1. VARIABLE REGIONALIZADA Y FUNCIÓN ALEATORIA

Se define como variable regionalizada a aquella función determinística $Z(x)$, siendo x un punto en el espacio, que represente matemáticamente a un fenómeno regionalizado. Es decir, esta variable representa ciertas propiedades o atributos relacionados con este fenómeno presentando una estructura de correlación espacial (Emery, 2019).

Es posible definir a la variable regionalizada como una medición de una función aleatoria en un punto x de una región de estudio D . Esta región corresponde al dominio espacial finito sobre el cual estudiaremos a nuestra variable, también conocido como campo de la variable. Este campo puede representar una zona natural, fuera de la cual la variable no está definida. Puede tratarse también de un dominio particular en donde nos interesa estudiar el comportamiento de la variable, como por ejemplo aquellos sitios donde no se anula o donde es mayor que un límite de detección (Emery, 2019).

Finalmente, como explica Fustos (2017), podemos definir a una muestra de $Z_D = \{Z(x) : x \in D \subset \mathbb{R}^d\}$ como

$$Z_n = \{Z(x_i), i = 1, \dots, n, x_i \in D\}$$

Ecuación 1: Variable regionalizada expresada como una medición de una función aleatoria en un punto x de una región de estudio D .

2.1.2. NOCIÓN DE SOPORTE

Se entenderá por soporte a la superficie o el volumen sobre el cual nuestra variable regionalizada está considerada. Si bien el soporte de cada medición puede asimilarse en un comienzo a un punto en el espacio, es común que en la práctica varíe acorde al interés del estudio (ej. volúmenes de estimación).

La importancia de esta noción radica en la dependencia que existe entre el soporte y la distribución estadística de los valores, conocida como efecto de soporte, pues los soportes voluminosos poseen una menor cantidad de valores extremos y una mayor cantidad de valores intermedios al disminuir su dispersión en comparación a los soportes puntuales. De esta manera la distribución de los valores queda sujeta al soporte implementado (Chilès et al., 2012).

En aquellos problemas que involucren cambio de soporte es deseable que la variable regionalizada sea aditiva, vale decir, que su valor en la unión de varios dominios sea igual a la media de sus valores sobre cada uno de ellos. Sin esta restricción el cálculo del valor promedio sobre un soporte más grande que el soporte de las mediciones carece de sentido físico (Emery, 2019).

2.1.3.COMPOSITACIÓN

El objetivo de compositar es regularizar el soporte de los datos en el eje vertical para poder realizar estimaciones. De esta manera cada dato a utilizar representará el mismo volumen, reduciendo el efecto pepita e integrando la dilución al proceso. Cabe destacar que el cálculo será consistente, siempre y cuando la densidad y el diámetro del sondaje se mantengan constantes para los distintos testigos de sondaje (Cancino, 2014).

Para definir el largo óptimo de compositación y el mejor método, es necesario analizar los largos de muestreo en sondajes. Posteriormente, hay dos formas principales de generar compósitos en los límites de distintas poblaciones de datos. Se puede mantener el largo de compositación constante o se pueden realizar quiebres por dominios en las zonas de contacto. La definición de la longitud del compósito determina el soporte sobre el cual la variable regionalizada será tratada. Debido a los efectos de este cambio, la elección de un largo pequeño da lugar a una mayor cantidad de datos con los que trabajar, pero la variabilidad aumenta. Por otro lado, al aumentar el largo de compositación, la cantidad de datos disminuye, así como la variabilidad, pero la información será más cercana a la realidad operativa (Cancino, 2014).

2.1.4.DESAGRUPAMIENTO

Con la finalidad de obtener valores más representativos en el estudio exploratorio de datos, se considera una variable de ponderación o desagrupamiento tal que los efectos provocados por la irregularidad en la malla de muestreo sean sopesados. Esto es, asignar menores ponderadores a aquellos datos que se encuentran agrupados espacialmente y que por ende son redundantes (Emery, 2019).

Para determinar los ponderadores se emplea generalmente el método de las celdas, el cual consiste en dividir la zona de estudio en celdas regulares e idénticas para posteriormente asignar a cada dato un ponderador inversamente proporcional al número de datos presentes en la celda. Este método es el más aceptado y respaldado en geoestadística y a diferencia de los métodos de desagrupamiento por peso poligonal y kriging, el peso de la celda es sensible al tamaño de la celda más que a las ubicaciones de los límites del campo. Debido a esto, es necesario definir previamente el tamaño de celda de manera tal que sea lo más representativo y robusto posible (Emery, 2019).

Para la elección de tamaño de celda es común probar varios tamaños y examinar su impacto en el valor de la media ponderada, este método de optimización es también conocido como método diagnóstico y consiste en encontrar el mínimo local en el primer quiebre del gráfico de medias ponderadas en función del volumen de celdas. También es

recomendable tener en consideración el espaciamiento promedio entre muestras, de modo tal que las celdas respeten la malla de muestreo (Deutsch, 2015).

Cabe destacar que la principal limitación del método de las celdas radica en que solo considera la posición espacial de los datos, basándose plenamente en un criterio geométrico sin considerar la continuidad espacial de los valores. A modo de ejemplo, si los datos tuvieran valores muy erráticos, la redundancia entre datos agrupados sería mínima y no existiría mayor necesidad en ponderarlos (Fustos, 2017).

2.1.5. ANÁLISIS ESTRUCTURAL

Los valores de una variable regionalizada no son independientes debido a que un valor observado en un sitio proporciona información sobre los valores de los sitios vecinos. En la interpretación probabilística de la variable regionalizada esta noción de dependencia se describe acorde a la distribución espacial de la función aleatoria, la cual modela la manera en que se relacionan los valores observados en distintos sitios a través de una distribución de probabilidad multivariable (Emery, 2019).

Para caracterizar y describir la distribución espacial es posible identificar momentos de distinto orden. Entre los momentos de primer orden se encuentra la esperanza y la varianza, aportando a la caracterización probabilística, pero sin aportar información respecto a la dependencia espacial. Otros momentos de segundo orden, en cambio, aportan una descripción elemental y operatoria de la continuidad espacial de la variable regionalizada, estos corresponden al variograma, covarianza y correlograma. La importancia de los momentos de segundo orden radica en que, bajo el supuesto de estacionariedad estricta o débil, cualquiera de las tres funciones puede ser usada en la determinación de la relación espacial entre datos (Chilès et al., 2012).

2.1.5.1. VARIOGRAMA

El variograma corresponde a una función que describe estadísticamente cómo los valores en dos puntos se vuelven diferentes a medida que la separación entre estos puntos aumenta. El variograma es la forma más sencilla de relacionar la incertidumbre con la distancia de una observación (Chilès et al., 2012)

VARIOGRAMA EXPERIMENTAL TRADICIONAL

Chilès et al. (2012), explican que, siendo $z(x_i)$ una variable regionalizada definida para n sitios y un vector de separación h que contenga las distancias de separación entre cada muestra, el estimador tradicional de variograma se define como:

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

Ecuación 2: Variograma teórico tradicional.

Siendo $N(h) = \{(\alpha, \beta) \text{ tal que } x_\alpha - x_\beta = h\}$ y $|N(h)|$ corresponde al número de pares contenidos en el conjunto $N(h)$.

Para obtener el variograma teórico, basta con reemplazar por una esperanza matemática la media aritmética sobre los pares de datos separados un vector h :

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

Ecuación 3: Variograma teórico, expresado en función de la esperanza.

Cabe destacar que el variograma experimental corresponde a una serie de valores más que una función propiamente tal, estos valores pueden calcularse para vectores h tales que $N(h)$ no es vacío.

VARIOGRAMA MODELADO

En términos de cálculo, el variograma experimental sólo está definido para ciertas distancias y direcciones, utilizando un número limitado de datos y parámetros de tolerancia para su ejecución. Esta principal limitación es por lo general subsanada mediante el ajuste del variograma experimental a un modelo teórico (Emery, 2019).

A modo de ejemplo, es posible trabajar ajustando variogramas exponenciales, esféricos y gaussianos, entre otros. La metodología tradicional consta en estudiar el comportamiento en el origen y asintótico del variograma experimental, para posteriormente anidar los modelos variográficos que mejor se ajusten (Lange, 2012).

2.1.5.2. COVARIANZA Y CORRELOGRAMA

Emery (2019) explica que la covarianza centrada entre dos variables aleatorias, $Z(x_1)$ y $Z(x_2)$, permite cuantificar la variación en forma conjunta respecto a sus medias y se define como:

$$C(x_1, x_2) = cov[Z(x_1), Z(x_2)]$$

$$C(x_1, x_2) = E[Z(x_1)Z(x_2)] - m(x_1)m(x_2)$$

Ecuación 4: Covarianza centrada entre dos variables aleatorias.

Por su parte, el correlograma entre dos variables aleatorias $Z(x_1)$ y $Z(x_2)$, indica el grado de correlación lineal que presentan dos variables entre sí. Este varía entre -1 y 1, correspondiendo estos valores a la existencia de una proporcionalidad mientras que el valor nulo es indicativo de la ausencia de correlación. El correlograma se define como:

$$\rho(x_1, x_2) = \frac{cov[Z(x_1), Z(x_2)]}{\sqrt{var[Z(x_1)]var[Z(x_2)]}}$$

Ecuación 5: Correlograma entre dos variables aleatorias.

2.1.6. GEOESTADÍSTICA LINEAL CLÁSICA

Fustos (2017) explica que es posible afirmar que la geoestadística trabaja interpretando cada valor de una variable regionalizada $z(x_i)$ como la realización particular de una variable aleatoria $Z(x_i)$, siendo el conjunto de estas para un espacio D finito lo que constituye una función aleatoria ($Z = \{Z(x_i), \forall x_i \in D\}$). Luego, es posible afirmar que el problema de caracterizar la variabilidad espacial se reduce a caracterizar la correlación existente entre variables aleatorias de una misma función aleatoria. Debido a que el valor de una observación en una localización específica puede informar respecto a sus valores cercanos, el análisis de la estructura de dependencia espacial entre observaciones en nuestra base de datos y el desarrollo de procedimientos capaces de predecir el valor de la característica buscada en una localización no observada adquiere gran importancia en el estudio geoestadístico.

Actualmente el Kriging es el principal procedimiento implementado para esta tarea y el término refiere a toda una familia de técnicas de predicción (Fustos, 2017). Respecto al Kriging, este se erige como el mejor estimador lineal no sesgado. Esto se debe a que cumple con las condiciones de linealidad, insesgo y optimalidad. Lineal al ser una combinación lineal ponderada de los datos, insesgado debido a que el error de estimación posee media nula y óptimo debido a que el error de varianza es mínimo (Chilès et al., 2012).

Entre las principales limitaciones de este procedimiento se encuentra la poca confiabilidad de la predicción en caso de que el ajuste de los parámetros del variograma no sea óptimo, en general, información previa no es considerada sobre los parámetros que modelan la dependencia espacial. Posee poca fiabilidad para predecir la ocurrencia de valores extremos pues tiende hacia la media global de los datos, reduciendo la variabilidad y entregando predicciones más suaves. No obstante, la búsqueda de una predicción precisa se ve inevitablemente acompañada por el efecto de suavizamiento por lo que es necesario recurrir a otros procedimientos, como las simulaciones, para reproducir la variabilidad de la variable regionalizada (Fustos, 2017).

2.2. APRENDIZAJE AUTOMÁTICO

El aprendizaje automático corresponde a un subconjunto de técnicas de inteligencia artificial cuyo foco consta en desarrollar sistemas capaces de aprender de un set de datos y facilitar la ejecución de tareas asociadas a estos. Estas técnicas poseen tres grandes aproximaciones a la resolución de problemas. En primer lugar, el aprendizaje supervisado se caracteriza por trabajar con un set de datos etiquetados, el cual permite generar funciones de aproximación en función de un subconjunto de datos de entrenamiento. En segundo lugar, el aprendizaje no supervisado trabaja con data no etiquetada, utilizando criterios de similitud entre datos es capaz de aproximarse a las observaciones y clasificar o agrupar los datos. Finalmente, el aprendizaje de reforzamiento emula distintos escenarios evaluando casos complejos de manera reiterada y priorizando un orden lógico, los cuales con el tiempo y el ajuste propicio pueden llegar a generar buenas aproximaciones (Hastie et al., 2008).

Para este estudio, se considera que la aproximación más acertada para definir dominios de estimación de manera automatizada corresponde al aprendizaje no supervisado con algoritmos de agrupamiento no jerárquicos, esto es, mediante análisis de conglomerados.

2.3. ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS

2.3.1. GENERALIDADES

Acorde a Hastie et al. (2008), el análisis de conglomerados posee varios objetivos relacionados con la agrupación o segmentación de una colección de objetos en subconjuntos o grupos de manera tal que aquellos dentro de cada grupo están más estrechamente correlacionados entre sí a objetos relacionados a grupos diferentes. De esta manera un objeto puede describirse mediante un conjunto de medidas o por su relación con otros objetos del set de datos.

El análisis de conglomerados también se utiliza para generar estadísticas descriptivas con la finalidad de determinar si los datos consisten o no en un conjunto de subgrupos distintos, en donde cada grupo representa objetos con propiedades sustancialmente diferentes. Este último objetivo requiere una evaluación del grado de diferencia entre los objetos asignados a los respectivos grupos.

Para todos los objetivos del análisis de conglomerados es fundamental la noción del grado de similitud (o disimilitud) entre cada objeto que se agrupa. Un método de agrupación intenta agrupar los objetos en función de la definición de similitud o disimilitud que se le proporciona, a través de medidas de distancia.

2.3.2. MEDIDAS DE DISTANCIA

Fustos (2017) explica que, en el análisis de conglomerados, las medidas de distancia o proximidad tienen por objetivo cuantificar el parentesco entre los objetos que serán agrupados. Para esto es necesario tener en claro el tipo de variable con la que se trabaja, ya que en función de ésta se construirá la medida de proximidad entre todos los pares de objetos.

Para la agrupación de variables es común la utilización de funciones de similitud o disimilitud para medir la dependencia entre éstas, ejemplo de estas funciones son el coeficiente de Pearson y Spearman. Si el objetivo es agrupar en función de la proximidad entre objetos, existen diversos métodos que dan origen a medidas de distancia métricas, orientadas a distintos tipos de características medidas. Por último, también es posible destacar las medidas de distancia no métricas o de asociación, las cuales intentan comparar a los individuos con base en características cualitativas.

2.3.2.1. MEDIDAS DE DISTANCIA TRADICIONALES

Las medidas de distancia son utilizadas para cuantificar la proximidad entre los individuos de un conjunto de atributos de tipo cuantitativo, ya sean continuos o discretos. Entre las métricas más utilizadas se encuentra la distancia Euclidiana, Manhattan y Mahalanobis.

Cabe destacar que, en la práctica, es común realizar un tratamiento de estandarización o normalización de los atributos que componen a cada objeto, previo a la utilización de una medida de distancia, con la finalidad de facilitar el cómputo y aprendizaje por parte de la máquina.

Distancia Euclidiana

Acorde a Seber (2009), la distancia Euclidiana corresponde a la más utilizada producto de su simplicidad y robustez, posee la ventaja de que la distancia entre dos objetos no se ve afectada por la adición de nuevos objetos al conjunto.

Sean $z_i = (z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{in})$ y $z_j = (z_{j1}, z_{j2}, \dots, z_{jn})$ dos vectores n-dimensionales, la distancia Euclidiana se define como:

$$d(z_i, z_j) = \sqrt{(z_{i1} - z_{j1})^2 + (z_{i2} - z_{j2})^2 + \dots + (z_{in} - z_{jn})^2}$$

Ecuación 6: Distancia euclidiana entre vectores.

Distancia Manhattan

McCune (2002) explica que la distancia Manhattan corresponde al promedio de la diferencia absoluta entre variables. Esta se define como:

$$d(z_i, z_j) = |z_{i1} - z_{j1}| + |z_{i2} - z_{j2}| + \dots + |z_{in} - z_{jn}|$$

Ecuación 7: Distancia de Manhattan entre vectores.

Cabe destacar que la distancia Manhattan puede considerarse más robusta para sets de datos con varios atributos ya que, a diferencia de la distancia Euclidiana, no propagará el error de manera cuadrática.

Distancia Mahalanobis

A diferencia de las demás funciones, la distancia de Mahalanobis considera la correlación entre las variables con base en la matriz de varianzas-covarianzas (Σ) (De Maesschalck et al., 2000). La distancia de Mahalanobis entre dos vectores z_i y z_j se define como:

$$d(z_i, z_j) = (z_i - z_j)\Sigma^{-1}(z_i - z_j)^T$$

Ecuación 8: Distancia de Mahalanobis entre dos vectores.

Una limitación importante de la distancia de Mahalanobis es que requiere la matriz inversa de correlación, la cual no puede calcularse si las variables están muy correlacionadas (Varmuza & Filzmoser, 2016).

2.3.2.2. MEDIDA DE DISTANCIA GEOESTADÍSTICA

Fustos (2017) propone considerar las variables regionalizadas y la dependencia espacial entre objetos en problemas de agrupamiento. Esto es mediante la utilización de la función

variograma, la cual cuantifica la desviación esperada entre observaciones en función de la distancia de separación espacial.

Distancia Mahalanobis Geoestadística

Fustos (2017) incluye la dependencia espacial entre dos objetos reemplazando la matriz de varianzas-covarianzas de la distancia de Mahalanobis convencional por una matriz variograma $\Gamma(h)$, la cual contiene los variogramas directos y cruzados para todos los pares de datos ubicados a una distancia h de separación espacial (distancia Euclidiana). Sean z_1 y z_2 dos vectores de p variables de interés en dos localidades del espacio ($z_1 = z(x_1)$ y $z_2 = z(x_2)$; $x_1, x_2 \in D$). La distancia de Mahalanobis Geoestadística se define como:

$$d(z_1, z_2)^2 = [z(x_1) - z(x_2)]^T \Gamma(x_1 - x_2)^{-1} [z(x_1) - z(x_2)]$$

Ecuación 9: Distancia de Mahalanobis Geoestadística entre dos vectores.

$$\text{con } \Gamma(h) = \frac{1}{2} E\{[Z(x_1) - Z(x_2)]^T [Z(x_1) - Z(x_2)]\}$$

Ecuación 10: Matriz variograma.

De esta manera, la disimilitud entre dos observaciones $z(x_1)$ y $z(x_2)$ se mide relativamente a la disimilitud esperada para el par de puntos (x_1, x_2) , logrando detectar observaciones anormalmente diferentes en localidades cercanas.

2.3.2.3. MATRICES DE DISTANCIA

Acorde a Hastie et al. (2008), cuando se trabaja con algoritmos de aprendizaje automático, a veces los datos se representan directamente en términos de distancia entre pares de objetos. Este tipo de datos se puede representar mediante una matriz D de orden $N \times N$, donde N es el número de objetos, y cada elemento (d_{ij}) registra la proximidad entre el i -ésimo y el j -ésimo objeto. Esta matriz se proporciona luego como entrada al algoritmo de agrupamiento. La mayoría de los algoritmos suponen una matriz de distancias con entradas no negativas y elementos diagonales nulos.

2.3.3. ALGORITMOS DE AGRUPAMIENTO

El objetivo del análisis de conglomerados es, a partir de la matriz de distancia, dividir las observaciones en grupos o conglomerados de modo que se maximice la distancia entre estos y se minimice la distancia al interior de los mismos. La complejidad de este proceso radica en la amplia gama de algoritmos existentes, así como sus ventajas, campos de validez y parámetros específicos (Fustos, 2017).

Los algoritmos de agrupación pueden dividirse en jerárquicos y no jerárquicos, en esta última categoría se encuentran los algoritmos de particionamiento que serán de especial interés para este estudio.

2.3.3.1. ALGORITMOS DE AGRUPAMIENTO JERÁRQUICOS

Los algoritmos de agrupamiento jerárquico, como su nombre indica, producen representaciones jerárquicas en las que los grupos en cada nivel de la jerarquía se crean fusionando grupos en el siguiente nivel inferior. En el nivel más bajo, cada grupo contiene una única observación. En el nivel más alto, solo hay un grupo que contiene todos los datos. Estos algoritmos requieren que el usuario especifique una medida de disimilitud entre grupos, basándose en las disimilitudes por pares entre las observaciones en los dos grupos (Hastie et al, 2008).

Las estrategias para la agrupación jerárquica se dividen en dos grandes categorías, estas son aglomerativa y divisiva. Las estrategias aglomerativas comienzan en la parte inferior y en cada nivel fusionan recursivamente un par seleccionado de grupos en un solo grupo. Esto produce una agrupación en el siguiente nivel superior con un grupo menos. El par elegido para la fusión consta de los dos grupos con la menor disimilitud intergrupala. Las estrategias divisivas comienzan en la parte superior y en cada nivel dividen de forma recursiva uno de los grupos existentes en dos grupos nuevos. La división se elige para producir dos nuevos grupos con la mayor disimilitud entre grupos. Con ambas estrategias hay $N - 1$ niveles en la jerarquía. Cada nivel de la jerarquía representa una agrupación particular de los datos en grupos de observaciones disjuntos. Toda la jerarquía representa una secuencia ordenada de tales agrupaciones. Depende del usuario decidir qué nivel (si lo hay) representa realmente un agrupamiento representativo, en el sentido de que las observaciones dentro de cada uno de sus grupos son suficientemente más similares entre sí que las observaciones asignadas a diferentes grupos en ese nivel. La visualización gráfica de este tipo de algoritmos corresponde a un dendograma (Hastie et al, 2008).

2.3.3.2. ALGORITMOS DE AGRUPAMIENTO NO JERÁRQUICOS

Los algoritmos no jerárquicos de particionamiento se caracterizan por especificar de manera preliminar el número de conglomerados a formar. Estos algoritmos comienzan con una solución inicial para luego actualizar en base a un criterio óptimo. Esto es, iterar intercambiando los objetos pertenecientes a grupos iniciales hasta alcanzar criterios de convergencia obteniendo como resultado final nuevos conglomerados. La principal diferencia entre algoritmos de particionamiento radica en la definición de mejor partición y en cómo obtenerla. El proceso inicia con el número de conglomerados por formar, por lo que el conjunto de objetos debe realizar particiones iniciales o bien contar con un número inicial de centroides en torno a los cuales se construirán los conglomerados iniciales (Fustos, 2017).

Para este trabajo los algoritmos de interés corresponden a K-medias, Partición Alrededor de Medoides (PAM por sus siglas en inglés), Agrupamiento de Grandes Aplicaciones (CLARA por sus siglas en inglés) y a PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadística en su implementación.

Cabe destacar que la principal ventaja de trabajar con algoritmos de agrupamiento no jerárquico radica en la considerable escalabilidad en el tiempo de cómputo, en

comparación con los métodos jerárquicos, para trabajar con grandes cantidades de datos, sumado a la factibilidad para interactuar con funciones de distancia.

K-Medias

Corresponde a uno de los algoritmos más comunes de aprendizaje no supervisado, es sencillo en programación y eficiente en términos de requerimientos computacionales. En este algoritmo, K representa el número de grupos a generar. Clasifica objetos en múltiples conglomerados, de modo que los objetos dentro del mismo conglomerado son lo más similares posible (alta similitud intraclase), mientras que los objetos de diferentes conglomerados son lo más diferentes posible (baja similitud interclase). En la agrupación por K-Medias, cada grupo está representado por su centroide el cual corresponde a la media de puntos asignados al grupo (MacQueen, 1967).

El algoritmo estándar es el algoritmo de Hartigan-Wong (1979), el cual define a la variación total dentro del conglomerado como la suma de las distancias al cuadrado, las distancias euclidianas entre los elementos y el centroide correspondiente:

$$W(C_k) = \sum_{x_i \in C_k} (x_i - \mu_k)^2$$

Ecuación 11: Variación total intraconglomerado en algoritmo Hartigan-Wong (1979).

En donde x_i corresponde al objeto perteneciente al conglomerado C_k , y μ_k corresponde a la media de los objetos asignados al conglomerado C_k .

Luego, cada objeto es asignado a un conglomerado basado en su función de distancia de manera tal que la variación intraconglomerado con respecto al centroide es mínima. Para cada uno de los k conglomerados, se actualiza el centroide calculando los nuevos valores medios de todos los objetos del conglomerado. Finalmente se itera hasta minimizar la variación intraconglomerado, hasta que las asignaciones dejen de variar o bien se alcance un número máximo de iteraciones.

Partición Alrededor de Medoides

PAM es el algoritmo más común dentro de los algoritmos K-medoides, en este tipo de algoritmos cada conglomerado está representado por uno de los puntos de datos denominado medoide. El término medoide se refiere a un objeto dentro de un conglomerado para el que la disimilitud media entre él y todos los demás miembros del conglomerado es mínima, correspondiendo al punto más central. Esta consideración disminuye la sensibilidad al ruido y a los valores atípicos, convirtiéndose en una alternativa más robusta en comparación con K-medias (Kaufman y Rousseeuw, 1990).

El algoritmo PAM comienza buscando K medoides (objetos representativos) en el conjunto de datos, sobre los cuales se construirán los conglomerados asignando cada objeto al medoide más cercano con base en su función de distancia. Luego, se itera intercambiando cada medoide y cada objeto de datos (no medoide) con la finalidad de calcular y optimizar la función objetivo, la cual corresponde a la suma de las disimilitudes de todos los objetos con su medoide más cercano (Kaufman y Rousseeuw, 1990).

Agrupamiento de Grandes Aplicaciones

Este algoritmo corresponde a una extensión de los métodos K-medoides (PAM) para tratar bases de datos que contienen un gran número de objetos, más de varios miles de observaciones, con la finalidad de reducir tiempos de computación a través de un enfoque de muestreo. Esto es, en lugar de encontrar K medoides para todo el conjunto de datos, CLARA considera una muestra de los datos de tamaño fijo y aplica el algoritmo PAM para generar un conjunto óptimo de medoides. De manera análoga a PAM la calidad de los medoides resultantes es cuantificada por la disimilitud media entre cada objeto del conjunto de datos y el medoide (Kaufman et al., 1990).

Cabe destacar que para minimizar el sesgo de muestreo, CLARA requiere preespecificar el número de iteraciones de los procesos de muestreo y agrupamiento. Los resultados finales del agrupamiento corresponden al conjunto de medoides con el valor que minimiza la función objetivo.

2.3.4. CRITERIOS DE VALIDACIÓN

Los métodos de conglomerados corresponden a herramientas de aprendizaje no supervisado cuya finalidad es detectar patrones y estructuras en la data a través de la definición de nuevas categorías, esto implica un desconocimiento a priori de categorías reales, por lo que cuantificar la exactitud de la solución obtenida es un proceso inherentemente complejo y que actualmente no cuenta con criterios universales.

En la práctica, la bondad de ajuste de la solución obtenida queda a criterio del profesional y se apoya fuertemente en conocimientos previos del caso de estudio. En particular para este trabajo se espera asociar los conocimientos previos con base en criterios espaciales, estadísticos y geológicos del depósito, para validar la solución obtenida. Para apoyar esta validación, se utilizarán criterios de validez interna (intraconglomerado) y externa (interconglomerado).

2.3.4.1. VALIDEZ INTERNA

Como explica Handl et al. (2005), la validación interna utiliza criterios que reflejen la conectividad, compacidad y separación de los conglomerados. La conectividad indica hasta qué punto un objeto se sitúa en el mismo conglomerado en comparación con los objetos vecinos. La compacidad evalúa la homogeneidad de los conglomerados, normalmente observando la varianza intraconglomerado, mientras que la separación cuantifica el grado de fragmentación entre conglomerados (normalmente midiendo la distancia entre los centroides de los conglomerados).

La compacidad y la separación muestran tendencias opuestas debido a que la compacidad aumenta con el número de conglomerados a medida que la separación disminuye. Por esto, los métodos más conocidos combinan las dos medidas en una única puntuación. En este estudio, las medidas que se utilizarán corresponden al índice de Dunn y el índice de Davies-Bouldin, los cuales se detallan a continuación.

Índice de Dunn

Como explica Brook et al. (2021), el índice de Dunn es la razón entre la mínima distancia interconglomerado y la máxima distancia intraconglomerado. El propósito de este índice es identificar conglomerados densos y conglomerados bien separados. Si se considera $C_m \in C$ la familia de conglomerados obtenidos, z_i y z_j dos objetos de interés tal que $z_i \in C_k$ y $z_j \in C_l$, el índice de Dunn se define como:

$$D(C) = \frac{\min_{C_k, C_l \in C, C_k \neq C_l} \min(\text{dist}(z_i, z_j))}{\max_{C_m \in C} \text{diam}(C_m)}$$

Ecuación 12: Índice de Dunn.

En donde $\text{dist}(z_i, z_j)$ corresponde a la distancia entre dos objetos de conglomerados distintos y $\text{diam}(C_m)$ es la máxima distancia entre objetos del conglomerado C_m .

Como se busca maximizar la distancia intraconglomerado y minimizar la distancia interconglomerado, el algoritmo que genera un conjunto de conglomerados con un elevado índice de Dunn será considerado como el mejor algoritmo basado en este criterio.

Índice de Davies-Bouldin

El índice de Davies-Bouldin corresponde a la media aritmética de las máximas distancias entre conglomerados (Margallo, 2016). Considerando k como la cantidad de C conglomerados, Lai (2012) define al índice de Davies-Bouldin como:

$$DB = \frac{1}{k} \sum_{i=1, i \neq j}^k \max\left(\frac{\sigma_i - \sigma_j}{\|c_i - c_k\|}\right)$$

Ecuación 13: Índice de Davies-Bouldin.

En donde c_m corresponde al centroide del conglomerado C_x , σ_x es la distancia promedio de todos los puntos en el conglomerado C_x hacia el centroide c_x , y $\|c_i - c_k\|$ la distancia entre los centroides c_x y c_j . Como se busca maximizar la distancia intraconglomerado y minimizar la distancia interconglomerado, el algoritmo que genera un conjunto de conglomerados con un bajo índice de Davies-Bouldin será considerado como el mejor algoritmo basado en este criterio.

2.3.4.2. VALIDEZ EXTERNA

Determinar las características que definen a cada conglomerado es vital para una correcta interpretación, pues en base a esto es posible evaluar la correspondencia de los resultados obtenidos con el conocimiento previo disponible. Fustos (2017) explica que, en particular para los métodos de agrupamiento no jerárquico, el objetivo principal es estudiar la homogeneidad de los grupos encontrados. Por este motivo es necesario considerar la posibilidad de que no todos los conglomerados formados presenten una

estructura definida. Existe una gran variedad de técnicas estadísticas que sirven para validar los resultados obtenidos, en términos generales se busca representar gráfica y estadísticamente los conglomerados y observar las diferencias existentes entre ellos.

Handl et al. (2005) definen dos grandes categorías para criterios de validación externa. La primera de ellas corresponde a medidas unarias, las cuales toman un único resultado de agrupamiento como entrada y lo comparan con un conjunto conocido de etiquetas de clase (ej. dominios previamente conocidos y validados) para evaluar el grado de consenso entre ambas, en esta categoría se prioriza la evaluación de la pureza e integridad de los conglomerados obtenidos. La segunda categoría corresponde a medidas binarias, las cuales buscan integrar el consenso entre un conglomerado y una etiqueta de clase precisamente conocida. En esta última categoría, una de las medidas más utilizadas corresponde al índice de Rand, el cual determina la similitud entre dos conglomerados en función de acuerdos positivos y negativos en las asignaciones entre pares.

Para este estudio es posible apoyar el proceso de validación comparando directamente con los resultados obtenidos a partir de criterios externos. Siendo el foco principal los resultados obtenidos de la definición convencional de dominios de estimación, resguardando la integración del conocimiento geológico previo que se tiene del yacimiento.

CAPÍTULO 3

3. ANTECEDENTES

3.1. DESCRIPCIÓN DEL YACIMIENTO

3.1.1. GENERALIDADES

El depósito Molejón es un depósito de oro epitermal de baja sulfidización que se encuentra ubicado a 56 km al NW de la ciudad de Penonomé, y al Sur del gran yacimiento de Petaquilla (Álvarez, 2005). Perteneció al cinturón Oligoceno conocido como Cinturón Metalogénico Distrito Petaquilla, ubicado en el lado Norte de la cordillera central de Panamá (Speidel et al., 2001) y se encuentra subyacente a rocas volcánicas terciarias y andesitas subvolcánicas, que han sido intruidas por diques de Pórfido de Feldespato-Cuarzo (AAT Mining Services, 2007).

En la zona del yacimiento Molejón, la topografía es accidentada y los arroyos están profundamente surcados. El clima, al momento de su explotación, se clasificó como selvático tropical, con elevadas precipitaciones durante todo el año (llegando a los 3000 mm/año). Sin variación estacional, abarcando un rango de temperatura promedio entre 25 y 30°C durante todo el año y con una humedad rara vez inferior al 85% (AAT Mining Services, 2007).

El yacimiento de Molejón está compuesto por dos zonas individuales. La zona principal corresponde a una estructura tabular de buzamiento NE con una longitud de rumbo del orden de 1100 metros cerca de la superficie y una longitud de buzamiento de 450 metros a 30 grados, que aparentemente se convierte en subhorizontal a una elevación de menos 50 metros sobre el nivel del mar (msnm). El espesor de la estructura principal puede ser de hasta 75 metros próximo a la superficie y tiende a disminuir en profundidad, principalmente hospedada en Andesita y Pórfido de Feldespato-Cuarzo siguiendo estructuras tipo sill o phacolitos. La sección NW del yacimiento se caracteriza por una estructura tabular similar a la de la zona principal, pero con tendencia a ser subhorizontal hacia el SE, buzando para acabar uniéndose a la zona principal (Behre Dolbear, 2011).

3.1.2. MINERALIZACIÓN Y GEOQUÍMICA

El oro se encuentra en vetas multifásicas de cuarzo-carbonato y en vetas de brechas con calcedonia, y en menor medida, en intrusiones alteradas o en stockworks de cuarzo. Las vetas y brechas exhiben texturas de relleno de espacios abiertos, como bandas coloformes, estructuras de cockscomb y cockade. Estas zonas de vetas se orientan hacia el NE y se sumergen levemente hacia el NW, conforme a la estratigrafía. También se presentan estructuras subsidiarias con inmersión más pronunciada y orientadas hacia el N, en áreas de mayor ley de oro (Redwood, 2020; Speidel et al., 2001). En superficie, el oro se concentra mecánicamente en saprolita meteorizada. La mineralización de oro en el SE del yacimiento se encuentra en brechas de cuarzo y brechas andesíticas

silicificadas. También se sabe que los pórfidos de feldespato y los pórfidos de feldespato-cuarzo contienen oro (AAT Mining Services, 2007).

Las brechas de cuarzo y otras que son vugosas y limoníticas tienden a ser rocas hospedantes preferentes para el oro. Sin embargo, la presencia de vetas de cuarzo, brechas de cuarzo y/o brechas andesíticas no indica necesariamente la presencia de oro. El oro no es visible, pero está asociado a partículas de cuarzo en una escala de 1 a 15 μm . También es posible encontrar oro en electrum en cuarzo mientras que la plata se presenta en electrum y en tetraedritas. Pirita y otros sulfuros no se observan en el afloramiento, pero aparecen con frecuencia como zonas finamente diseminadas en la andesita fresca. Metales base sólo se encuentran en cantidades menores en el yacimiento (Speidel et al., 2001; AAT Mining Services, 2007).

También se encuentran elementos vectorizadores de yacimientos epitermales que son sólo muy débilmente anómalos (As y Sb en su mayoría <10 ppm) o por debajo del límite de detección (Hg $<0,01$ ppm). El Cu y el Mo solo se encuentran en cantidades mínimas y no aumentan con la profundidad. La proporción Au / Ag se encuentra en la parte superior cercana a 1 (Alvarez, 2005; Speidel et al. 2001).

3.1.3. LITOLOGÍA

3.1.3.1. Rocas ígneas

El yacimiento Molejón se encuentra hospedado en una secuencia de andesita masiva y fragmental incluyendo flujos de brecha, tobas de lapilli, y lavas porfídicas feldespato-hornblenda, cortadas por intrusiones de composición intermedia a félsica correspondientes a diques tabulares porfídicos de feldespato-cuarzo de inmersión superficial. Estas rocas están cortadas por varias fallas que se inclinan hacia el NE (Speidel et al., 2001).

El pórfido andesítico (también conocido como pórfido de feldespato), el pórfido de andesita de cuarzo-feldespato, los aglomerados andesítico y la andesita son los tipos de roca predominantes en la parte sureste del yacimiento de Molejón. Asociada a estas rocas volcánicas, hay zonas masivas de brecha de cuarzo y andesita. Esta sección volcánica está normalmente enmascarada por la alteración saprolítica, coluviones, drenajes aluviales y vegetación. El pórfido de andesita se compone típicamente de fenocristales subhedrales a subredondeados de varios milímetros en una matriz gris oscura de grano fino, los fenocristales de feldespato suelen estar sericitizados. En la mayoría de los casos, los fenocristales comprenden más del 10% de la roca porfídica. Cuando los fenocristales de feldespato y cuarzo comprenden más del 35% de la matriz de la roca, se denomina pórfido de feldespato-cuarzo, el cual posee una composición similar a la de una granodiorita y se cree corresponde a una roca intrusiva (Laudrum, 1995; AAT Mining Services, 2007).

Se denomina aglomerado de andesita roca de andesítica de matriz de grano fino, la cual contiene fragmentos líticos distintivos, estos son subredondeados a angulares de composición andesítica en una matriz afanítica andesítica. El tamaño medio de los

fragmentos es de 2 cm aunque el tamaño puede ser bastante variable, llegando hasta los 30 cm (Laudrum, 1995; AAT Mining Services, 2007).

Tobas se han observado como capas finas en sondajes y pueden representar buenos horizontes marcadores. Existen afloramientos similares a las tobas, pero parecen ser andesitas más erosionadas y brechas de cuarzo debido a la falta de estratificación. A menudo, las vetas de cuarzo persisten en la meteorización superficial saprolítica (AAT Mining Services, 2007).

3.1.3.2. Brecha de Cuarzo

La Brecha de Cuarzo o La Brecha de Cuarzo-Carbonato es el término que se le ha dado a rocas fuertemente fracturadas y brechizadas, con más de un 20% de relleno de cuarzo en las fracturas y huecos (Laudrum, 1995).

Se han trazado tres zonas principales de brecha de cuarzo mediante perforaciones y trincheras. La primera zona corresponde a la Brecha de Cuarzo superior, la cual está expuesta en superficie evidenciando escombros fuertemente meteorizados, oxidados y con arcilla, con fragmentos de brecha de cuarzo. Ha sido interceptada en superficie en el sector N del yacimiento. La segunda zona corresponde a la Brecha de Cuarzo inferior, que tiene una anchura media de aproximadamente 11.5 m, suele aparecer en el contacto entre el intrusivo de pórfido de feldespato y la andesita subyacente y también está expuesta en la superficie en el sector SE del yacimiento. Esta unidad puede presentarse como una veta de cuarzo masiva sin texturas de brecha. La tercera zona se encuentra aproximadamente 50 m por debajo de la Brecha de Cuarzo inferior y posee una anchura media de 25 m (Laudrum, 1995).

Todas las zonas de brecha de cuarzo contienen fragmentos de roca hospedante que han sido alterados de forma variable por argilización, silicificación, sericitización y alteración de limonita. Además, cerca de la brecha de cuarzo, la andesita está fuertemente fracturada y silicificada (Laudrum, 1995).

3.1.3.3. Saprolita

La descomposición de las rocas volcánicas en arcillas, producto de una intensa meteorización y oxidación, forma una corteza saprolítica de espesor y extensión lateral variables. El cuarzo, resistente a la meteorización, da una falsa impresión de inyección en las zonas de arcilla. La meteorización superficial se extiende hasta una profundidad de aproximadamente 10 m o más en una fuerte zona de oxidación (Laudrum, 1995).

El papel de la meteorización saprolítica en la concentración de oro cerca de la superficie posee una fuerte componente mecánica, producto de la descomposición de la brecha en superficie y la consecuente acumulación de oro in situ.

3.1.4. ALTERACIÓN

La alteración del yacimiento se caracteriza por un ensamblaje clorita-sericita-carbonato (fílica) en las rocas volcánicas, con sericita y silicificación en rocas intrusivas. El footwall

posee una fuerte alteración propilítica con epidota-clorita-hematita, presentando hasta un 15% de epidota pervasiva. La mineralización se caracteriza por la presencia exclusiva de Au y Ag (Speidel et al., 2001).

Las rocas andesíticas han sido constantemente meteorizadas, pero no uniformemente alteradas como indica la presencia de minerales de baja y alta temperatura. La clorita, la sericita y la epidota son a menudo evidentes en los conjuntos de diaclasas, característicos de la alteración propilítica. La calcita rellena a menudo las cavidades en vetas de cuarzo. La alteración silíceea está muy extendida formando vetas, stockwork y brechas masivas. La meteorización incluye una intensa oxidación y degradación de las rocas volcánicas a minerales de arcilla. La caolinita aparece de forma evidente en los feldespatos en descomposición. La limonitización incluye minerales como goethita, pirolusita y hematita (AAT Mining Services, 2007).

3.1.5. GEOLOGÍA ESTRUCTURAL

Las unidades de roca volcánica parecen tener un rumbo hacia el NE y un buzamiento hacia el NW. La existencia de múltiples conjuntos de diaclasas y la estratificación poco clara en rocas volcánicas dificultan las mediciones sobre el terreno. Se cree que una falla con dirección NE ha sido el principal control estructural para el emplazamiento de la brecha de cuarzo con alteración hidrotermal que alberga mineralización. El enriquecimiento de sílice y carbonato en el yacimiento es episódico, con base en múltiples capas de cuarzo y carbonato en el relleno de la fractura. La brechización masiva sugiere un evento estructural postdeposicional, como una falla o el desarrollo generalizado de una pipa de brecha. El buzamiento regional de las zonas de brechas de cuarzo podría indicar que este relleno silíceo era originalmente vertical. Alternativamente, esta brechización puede ser consistente con la mineralización contemporánea dentro de un sistema de empuje regional (AAT Mining Services, 2007).

3.1.6. METALOGÉNESIS

AAT Mining Services (2007), en función de modelos de sólidos de distribución de oro, han interpretado que el yacimiento representa el emplazamiento durante la contracción regional y, por lo tanto, se interpreta que las fallas y la mineralización son sincrónicas. La mineralización de la zona NW puede representar una sección exhumada de la zona principal más profunda, llevada a la ubicación actual a través de la tensión de contracción oblicua acomodada a lo largo de la falla. Se ha interpretado también que el yacimiento representa un emplazamiento contemporáneo dentro de un cinturón contraccional de piel fina ya que la dirección de extensión implícita durante la contracción de la piel fina es coherente con la geometría de la zona mineralizada.

Por su parte Petaquilla Minerals (2007), ha interpretado que la secuencia potencial de la mineralización de la zona SE sería: (1) Depositación de flujos volcánicos andesíticos; (2) Intrusión del batolito de Petaquilla al norte; (3) Deposición de depósitos de pórfido de metales básicos con trazas de metales preciosos; (4) Falla inversa regional; (5) Intrusión del pórfido de feldespato-cuarzo; (6) Primer episodio de vetilleo de cuarzo; (7) Formación

de aglomerados de andesita por asimilación de la andesita por el pórfido de feldespato en profundidad; (8) Piritización local de las andesitas; (9) Fisuración local y formación de pipas de brecha verticales; (10) Silicificación a partir de aguas termales y fumarolas; (11) Mineralización local del oro; (12) Movimiento recurrente de las fallas e inclinación hacia la orientación actual; (13) Expulsión de dióxido de carbono y formación de carbonato cálcico; (14) Articulación asociada a la descarga y silicificación local; (15) Intemperización, erosión y saprolización; y, (16) Preservación del oro en Saprolita.

3.2. DEFINICIÓN DE DOMINIOS DE ESTIMACIÓN GEOLÓGICA UTILIZANDO ANÁLISIS DE CONGLOMERADOS

En la estimación de recursos, se trabaja con grandes cantidades de datos multivariados. En general, se trabaja con variables numéricas que no aceptan valores nulos (ej. coordenadas), variables numéricas que si aceptan valores nulos (ej. leyes) y variables categóricas (ej. litologías y alteración). Es por este motivo, que establecer relaciones entre variables para caracterizar de mejor manera un modelo es una tarea que demanda especial precaución. Ahora bien, todas las variables asociadas a este tipo de base de datos se caracterizan por ser variables georreferenciadas, esta característica no es menor ya que permite establecer que en cada localidad del espacio existe una variable o proceso aleatorio que es dependiente en cierto grado de los procesos en localidades vecinas.

En consideración de lo anterior, es posible afirmar que la dependencia espacial entre variables puede reflejarse a través de relaciones entre las mismas. Estas relaciones muchas veces no son consideradas debido a que los esfuerzos se centran en las variables de interés económico, por lo que detectar relaciones entre más variables demanda tiempo y conocimiento dado la especificidad en su análisis. Es por este motivo que el estudio de nuevas metodologías capaces de integrar múltiples variables pasadas por alto en un análisis estadístico convencional adquiere valor al enriquecer al proceso de nuevas perspectivas y conocimiento.

3.2.1. PRINCIPALES LIMITACIONES

Los algoritmos de agrupamiento suelen trabajar con métricas de similitud o disimilitud para discriminar la pertenencia de los datos a un determinado conglomerado. Estas métricas son variadas y dependen fuertemente de las características de las variables y de la naturaleza del problema. Por consiguiente, múltiples criterios matemáticos pueden involucrarse en un problema de agrupamiento, los más comunes corresponden a la distancia Euclidiana y a la distancia de Manhattan, las cuales se centran principalmente en criterios de suma de cuadrados o valores absolutos para discriminar pertenencias obviando por completo la correlación espacial entre variables.

Como explica Fustos (2017), al trabajar con variables medidas en el espacio, es necesario contar con métodos que consideren la continuidad espacial entre datos. Al aplicar métodos de agrupamiento a variables espaciales, una de las alternativas comúnmente utilizada es incorporar las coordenadas espaciales, considerado un

preprocesamiento de propiedades (ej. escalamiento), como variables al proceso. Actúan como valores que ponderan y por consiguiente condicionan las etapas de los algoritmos involucrados. De esta forma se obtiene cierta continuidad en los conglomerados generados. Sin embargo, esta metodología no considera la correlación espacial entre variables al priorizar la compacidad de los conglomerados.

El aprovechamiento de la dependencia y continuidad espacial es fundamental en la geoestadística, por lo que es necesario encontrar un equilibrio entre ambos conceptos. En especial si se considera que la correcta caracterización de la dependencia espacial condicionará todas las etapas subsiguientes en la evaluación de yacimientos.

Diversas soluciones se han planteado para afrontar esta problemática, sin embargo, a la fecha no existe unificación de criterios para resolver problemas de definición de dominios de estimación mediante técnicas de aprendizaje automático. En general, las soluciones que se implementan suelen ser demasiado específicas y relegadas al área de la ciencia de los datos. Esto se debe principalmente a la existencia de múltiples algoritmos, así como también la combinación entre estos, para abordar problemáticas de clasificación y predicción mediante aprendizaje automático sumado a la particularidad de cada caso de estudio.

3.2.2. APLICACIONES A CASOS DE ESTUDIO

Con la finalidad subsanar la consideración de la dependencia espacial en problemas de agrupamiento, Romary et al. (2015) propusieron dos algoritmos, el agrupamiento jerárquico geoestadístico y el agrupamiento espectral geoestadístico, siendo el principal factor de cambio las medidas de proximidad. En particular, dos objetos son agrupados si están conectados espacialmente mediante un gráfico no dirigido. El agrupamiento jerárquico geoestadístico demostró ser superior al resto de los algoritmos, no obstante, este tipo de agrupamiento se limita a una baja cantidad de datos.

Fustos (2017) trabaja sobre dos propuestas con formulismo geoestadístico en técnicas de agrupamiento con la finalidad de integrar el conocimiento geológico a algoritmos de aprendizaje automático no supervisado. La primera propuesta implementa agrupamiento jerárquico con modificaciones en la función de distancia al integrar la función variograma a la distancia de Mahalanobis convencional. La segunda propuesta se basa en mezcla de distribuciones. Ambas propuestas fueron implementadas primeramente en casos sintéticos y para posteriormente ser aplicadas a casos reales con información geoquímica, metalúrgica y geológica.

Por último, se destaca el estudio de Faraj (2021) quien propone un flujo de trabajo para definir dominios, implementando agrupamiento jerárquico y dando énfasis a la geología, a la estadística y a la continuidad espacial en la definición de estos mediante una clasificación con base en la distribución de variables.

DEFINICIÓN DE DOMINIOS DE ESTIMACIÓN POR METODOLOGÍA CONVENCIONAL

CAPÍTULO 4

4. ESTUDIO ESTADÍSTICO PREVIO DEL DEPÓSITO

4.1. CARACTERIZACIÓN DE BASE DE DATOS

4.1.1. BASE DE DATOS DE SONDAJES

La base de datos posee información de tipos de roca, dominios litológicos y leyes de Au, Ag, Cu y Mo provenientes de 622 sondajes. Esta información se recopiló en cuatro campañas de perforación realizadas entre los años 1999 y 2006. El número de sondajes y el metraje perforado por campaña se presentan en la Tabla 1.

Cabe destacar que esta base de datos fue obtenida gracias a la necesidad de generar un reporte estándar de divulgación de proyectos mineros, correspondiente al reporte NI 43-101.

Las leyes se encuentran validadas, esto es, cada ley medida posee su certificado de validación de laboratorio y las coordenadas espaciales provenientes de las distintas campañas de perforación se encuentran estandarizadas. Además, se ha decidido trasladar las coordenadas a modo de proteger futuros intereses en el yacimiento. Es por esto que se considera como una base de datos fiable para llevar a cabo este estudio.

CAMPAÑA	COMPAÑÍA	N° SONDAJES	[M]
1994-1995	Adrian	113	14,659.7
1997	Teck	5	551.8
2006-2007	Petaquilla Minerals	353	31,468
2007-2008	Petaquilla Minerals	151	20,655.85

Tabla 1: Campañas de sondajes realizadas en el depósito Molejón.

Con la finalidad de aunar criterios de clasificación geológica entre las distintas campañas de perforación, se agrupa por dominios geológicos cómo se expresa en la Tabla 2.

DOMINIO LITOLÓGICO	DESCRIPCIÓN LITOLÓGICA	FRECUENCIA	PORCENTAJE [%]
ANDESITA	Andesita	6953	23.408
	Pórfido andesita-augita	12	0.040
	Brecha de andesita	7288	24.535
	Pórfido de feldespato-andesita	89	0.300
	Flujo de andesita	3	0.010
	Lapilli de andesita	231	0.778
	Toba lítica de andesita	108	0.364
	Toba de andesita	221	0.744
	Aglomerado andesítico	181	0.609
	Dacita	1	0.003
	Andesita porfídica	4666	15.708
	Brecha volcánica	79	0.266
DIQUE	Dique de andesita	2	0.007
	Dique de basalto	11	0.037
	Dique de dacita	1	0.003
FALLA	Falla	29	0.098
	Gauge de falla	120	0.404
PÓRFIDO FELDESPATO-CUARZO	Pórfido de feldespato hornblenda	54	0.182
	Pórfido de feldespato-hornblenda-cuarzo	8	0.027
	Pórfido de feldespato	1782	5.999
	Pórfido de feldespato-cuarzo-hornblenda	1	0.003
	Dique félsico	1	0.003
	Pórfido de cuarzo-feldespato	1934	6.511
BRECHA DE CUARZO	Brecha	598	2.013
	Brecha heterolítica (polimíctica)	71	0.239
	Brecha homolítica (oligomíctica)	701	2.360
	Brecha de cuarzo	3586	12.072
	Brecha de cuarzo con fragmentos de feldespato de cuarzo	75	0.252
	Brecha de cuarzo-carbonato	17	0.057
	Veta de cuarzo	121	0.407
	Veta	2	0.007
ESCOMBROS	Escombros	3	0.010
SAPROLITA	Cobertura	20	0.067
	Arcilla	13	0.044
	Overburden	107	0.360
	Arcilla arenosa	30	0.101
	Saprolita	582	1.959
SIN DESCRIPCIÓN	Sin Descripción	3	0.010

Tabla 2: Unificación de criterios geológicos de clasificación.

4.1.2. BASE DE DATOS DE CONCENTRACIÓN MULTIELEMENTO

A partir de los certificados de laboratorio disponibles para validación de muestras, se recopila información de análisis multielemento realizados en 2007 por ALS Chemex para Petaquilla Minerals. Los certificados utilizados, con las muestras de roca y sondajes involucrados se presentan a en la siguiente tabla:

CERTIFICADO	FECHA DE RECEPCIÓN	MUESTRAS DE ROCA TRITURADA	SONDAJES
VA07033658	4 de abril de 2007	120	MO-07-290, LB-01, LB-02, LB-03
VA07033657	4 de abril de 2007	110	MO-07-279, SRK-01
VA07033659	4 de abril de 2007	124	MO-07-279, 289, 290, 295
VA07036056	13 de abril de 2007	88	MO-07-LB-05, SRK-04
VA07038132	16 de abril de 2007	131	MO-07-295, SRK-02
VA07039215	20 de abril de 2007	54	MO-07-SRK-05
VA07064030	22 de junio de 2007	148	MO-07-341, 342, 344
VA07064031	22 de junio de 2007	214	MO-07-377, 338, 339 y 340
VA07065565	25 de junio de 2007	141	MO-07-343

Tabla 3: Certificados de laboratorio utilizados para base de datos de concentración multielemento.

Esta base de datos contiene concentraciones de Au, Ag, As, Ba, Be, Bi, Cd, Co, Cr, Cu, Ga, Hg, La, Mn, Mo, Ni, P, Pb, Sb, Sc, Sr, Ti, U, V, W y Zn. Estas concentraciones fueron obtenidas mediante el método de digestión de agua regia para 35 elementos, utilizando espectrometría de emisión atómica con plasma acoplado inductivamente (ICP-AES) para su análisis. Para la obtención de concentraciones de Au se lleva a cabo ensayo a fuego y separación por gravedad.

Con esto se busca enriquecer el análisis estadístico y la caracterización geológica del depósito en las discusiones finales.

4.2. DESPLIEGUE GRÁFICO DE DATOS

4.2.1. MALLA MUESTRAS DE ORO

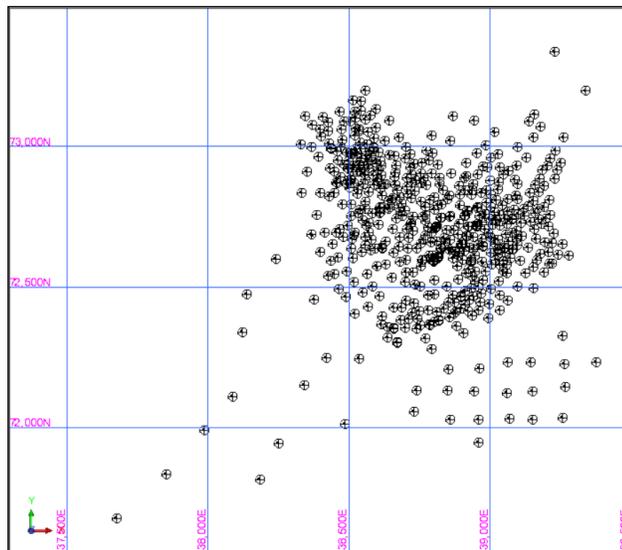


Figura 3: Malla de sondajes que contienen mediciones de Au.

4.2.2. MALLA MUESTRAS DE PLATA

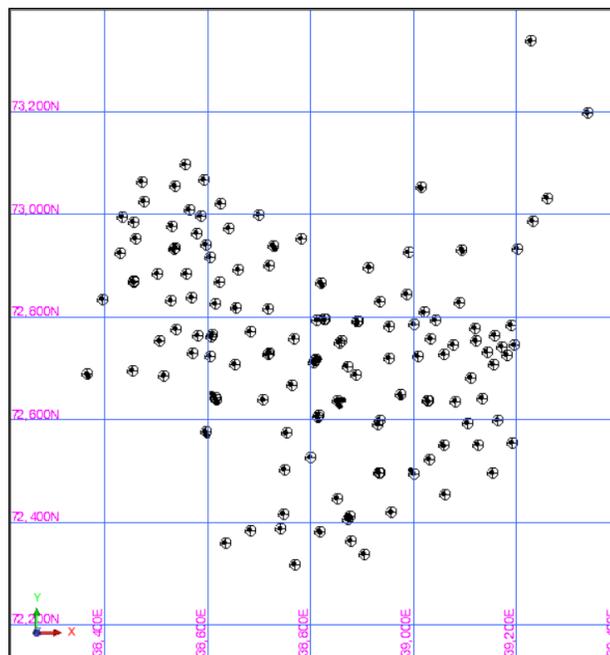


Figura 4: Malla de sondajes que contienen mediciones de Ag.

4.2.3.MALLA MUESTRAS DE COBRE

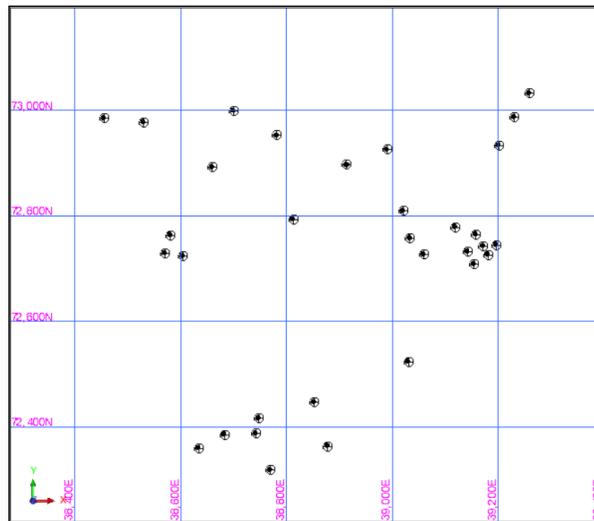


Figura 5: Malla de sondajes que contienen mediciones de Cu.

4.2.4.MALLA MUESTRAS MOLIBDENO

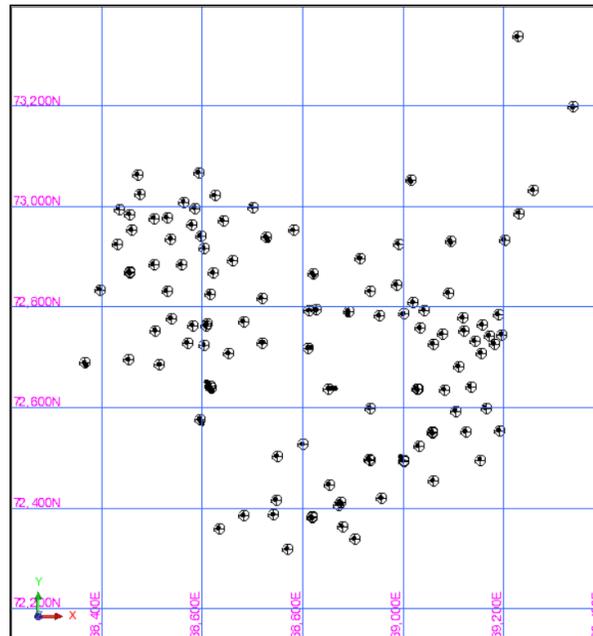


Figura 6: Malla de sondajes que contienen mediciones de Mo.

4.2.5.ANÁLISIS DE ESPACIAMIENTO

Para muestras de Au, el espaciamiento de los sondajes es de aproximadamente 25 x 25 m hacia el centro del depósito. En este sector se aprecia sobremuestreo de leyes de Au justificado en la búsqueda de estructuras en las múltiples campañas de sondajes. Hacia la periferia del depósito, el espaciamiento se vuelve más irregular llegando aproximadamente hasta los 100 x 100 m.

Para muestras de Ag, el espaciamiento de los sondajes es de aproximadamente 25 x 25 m, evidenciando mayor regularidad en comparación a la malla de muestras de Au. Cabe destacar que las leyes de Ag han sido consideradas en proceso de submuestreo de leyes de Au.

Las leyes de Cu se encuentran distribuidas de manera irregular por lo que no es posible establecer una aproximación certera del espaciamiento entre sondajes. La obtención de leyes de Cu se justifica en el intento de caracterizar de mejor manera la posible relación existente entre el yacimiento Molejón y el distrito Petaquilla, en donde abundan depósitos de Cu-Au.

Para muestras de Mo, similar a leyes de Au y Ag, la malla de sondajes posee un espaciamiento aproximado de 25 x 25 m el cual se interrumpe en la porción central, próximo a la Brecha de Cuarzo.

4.3. INSPECCIÓN VISUAL DE TENDENCIAS ESPACIALES Y COMPORTAMIENTO DE LITOLOGÍAS, LEYES Y MINERALOGÍA

En esta sección se realizará un análisis del comportamiento espacial de las variables geológicas basado en los despliegues gráficos de sondajes. Estos se han obtenido mediante la utilización de *Surpac* y se encuentran en la sección 1 de Anexos.

4.3.1. LITOLOGÍAS

Debido a su predominancia espacial, los principales dominios litológicos corresponden a Andesita, Pórfido Feldespato-Cuarzo, Brecha de Cuarzo y Saprolita.

El dominio litológico Andesita engloba la mayor porción del depósito, se encuentra en contacto con el resto de los dominios litológicos abarcando todo el rango de elevación. Es posible caracterizar a este dominio como roca hospedante del yacimiento Molejón.

El dominio litológico Pórfido Feldespato-Cuarzo predomina principalmente en la parte central y más superficial del depósito, hacia la superficie contacta directamente con Saprolita y en profundidad con Brecha de Cuarzo y en menor medida con Andesitas.

El dominio litológico Saprolita se encuentra exclusivamente en superficie, extendiéndose en casi la totalidad del depósito y con un espesor de hasta 30 m. En este dominio se encuentra mineralización de interés.

El dominio litológico Brecha de Cuarzo aflora tanto en superficie como en profundidad. Posee un marcado control estructural con orientación N60°E, manteniendo en 30°W, cortando principalmente Andesitas. Este dominio se ubica de manera más superficial en la porción SE del depósito, en donde se encuentra en contacto con Pórfido Feldespato-Cuarzo. En este dominio se encuentra mineralización de interés.

4.3.2. LEYES

4.3.2.1. LEYES DE ORO

Del despliegue gráfico de 620 sondajes (ver Figura 3), es posible reconocer dos sectores del yacimiento Molejón que acumulan las más altas concentraciones de Au. En el sector NW las más altas leyes (>1 ppm) son más cercanas a la superficie, concentrándose por sobre los 100 m de elevación y en un área aproximada de 400 x 400 m. Los sondajes están distribuidos en una malla irregular de aproximadamente 25 x 25 m, y las litologías predominantes corresponden a Brecha de Cuarzo y Saprolita.

En el sector SE del yacimiento se aprecian altas leyes distribuidas de manera continua en dirección de la Brecha de Cuarzo en el sector SE, abarcando un área aproximada de 800 x 200 m en superficie, manteniendo el buzamiento de la Brecha de Cuarzo en profundidad. Al igual que en el sector NW, se tiene una malla de sondajes irregular de aproximadamente 25 x 25 m y las litologías predominantes corresponden a Brecha de Cuarzo y Saprolita.

4.3.2.2. LEYES DE PLATA

Del despliegue gráfico de 152 sondajes (ver Figura 4), es posible afirmar que las altas leyes de Ag (>1 ppm) se concentran principalmente en el sector SE del yacimiento, abarcando un área aproximada de 400 x 400 m. En la porción central del yacimiento, las altas leyes de plata distribuyen espacialmente en dirección de la Brecha de Cuarzo, encontrándose junto a altas leyes de Au. Las leyes de Ag y Au poseen una correlación moderada (0.58). La malla de sondajes es irregular de aproximadamente 25 x 25 m, alcanzando los 50 x 50 m hacia la periferia. Es posible encontrar altas leyes de Ag distribuidas de manera puntual en los sondajes, particularmente en el sector NW se encuentran próximas a la superficie.

4.3.2.3. LEYES DE COBRE

Para las leyes de cobre se cuenta con data de 32 sondajes (ver Figura 5) distribuidos de manera muy irregular. Es posible afirmar que las más altas concentraciones de cobre (>100 ppm) se encuentran en la Andesita mientras que bajas concentraciones (<10 ppm) se encuentran en la Brecha de Cuarzo.

4.3.2.4. LEYES DE MOLIBDENO

A partir de 125 sondajes (ver Figura 6) se aprecia una distribución uniforme de bajas de leyes de molibdeno (<10 ppm). Por este mismo motivo no se distinguen dominios litológicos con altas concentraciones.

4.4. CORRELACIONES EN BASE DE DATOS MULTIELEMENTO

4.4.1. ANDESITA

Se aprecian correlaciones positivas fuertes entre Sc y V (0.92) para 700 pares de datos. Correlaciones positivas moderadas entre Co y Mn (0.70), Co y V (0.53), ambos para 696 pares de datos y entre Cr y Ni (0.57) para 680 pares de datos.

Si bien se aprecian elevadas correlaciones entre W y otros elementos, se decide dejar de lado su consideración debido a que sólo cuenta con 11 valores los cuales son cercanos a los límites de detección.

4.4.2. PÓRFIDO FELDESPATO-CUARZO

Se observan correlaciones positivas fuertes entre Sc y V (0.87) para 119 pares de datos. Correlaciones positivas moderadas entre Co y Cu (0.61), Co y Mn (0.67), Co y Sc (0.57), Co y V (0.7), Co y Zn (0.6), Cu y V (0.65) y entre Mn y Zn (0.65) para 119 pares de datos; entre Co y Cr (0.51), Cr y Cu (0.5), Cr y Sc (0.6), Cr y V (0.56) y entre Cu y Sc (0.58) para 118 pares de datos; Co y Ni (0.63), Cr y Ni (0.65) y entre Ni y Zn (0.57) para 114 pares de datos; entre Pb y Zn (0.6) para 107 pares de datos y entre Au y Ag (0.54) para 44 pares de datos.

4.4.3. BRECHA DE CUARZO

Se observan correlaciones positivas fuertes entre Co y Cu (0.8) y entre Co y Mn (0.95) para 131 pares de datos; entre Ni y Zn (0.77), P y Sc (0.75), Sc y V (0.97) para 155 pares de datos; entre Cu y Mn (0.74) para 162 pares de datos; entre P y V (0.73) para 161 pares de datos y entre Ba y Mn (0.78) para 142 pares de datos.

Se observan correlaciones positivas moderadas entre Au y Co (0.65), Au y Mn (0.62), Au y Pb (0.5) y entre Ba y Co (0.65) para 131 pares de datos; entre As y Cu (0.55), As y Mo (0.62) y entre As y Pb (0.51) para 119 pares de datos; entre Co y Mo (0.53), Cu y Mo (0.52) y entre Mo y Pb (0.63) para 122 pares de datos; entre Co y Pb (0.51) y entre Cu y Pb (0.52) para 131 pares de datos y entre Cu y Ni (0.58) y entre Mn y Ni (0.52) para 155 pares de datos.

4.4.4. SAPROLITA

Debido a la baja cantidad de mediciones en la base de datos multivariada, no se aprecian correlaciones considerables en Sapolita.

CAPÍTULO 5

5. ANÁLISIS EXPLORATORIO DE BASE DE DATOS DE SONDAJES

En esta sección, se presentan las estadísticas descriptivas para Au, Ag, Cu y Mo por dominio litológico con la finalidad de discriminar entre los dominios más relevantes. Posteriormente se presentan los histogramas y gráficos de probabilidad.

5.1. ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS DE MUESTRAS ORIGINALES

Las leyes medias agrupadas más altas de Au se encuentran en los dominios litológicos Brecha de Cuarzo y Saprolita, con valores de 1.15 y 0.75 ppm respectivamente. Estos valores contrastan con las bajas leyes medias agrupadas observadas en los dominios litológicos de Pórfido Feldespato-Cuarzo y Andesita, con valores de 0.39 y 0.12 ppm respectivamente.

Las leyes medias agrupadas más altas de Ag se encuentran en los dominios litológicos Brecha de Cuarzo, Pórfido Feldespato-Cuarzo y Saprolita con valores de 1.88, 0.99 y 0.80 ppm respectivamente. La ley media agrupada más baja es de 0.78 y pertenece a la Andesita.

Las leyes medias agrupadas más altas de Cu se encuentran en los dominios litológicos Andesita y Saprolita con valores de 105.7 y 88.6 ppm respectivamente. La ley media agrupada más baja es de 35.25 ppm y se encuentra en el Pórfido Feldespato-Cuarzo.

La ley media agrupada más altas de Mo se encuentran en la Saprolita con un valor de 7.6 ppm, no obstante, las leyes de molibdeno son similares entre los distintos dominios litológicos y no es posible reconocer tendencias.

Tanto para concentraciones de Cu y Mo, los dominios Saprolita, Pórfido Feldespato-Cuarzo y Brecha de Cuarzo destacan por sus altas desviaciones estándar producto de un amplio rango entre valores máximos y mínimos, lo cual es un primer indicio para la detección de valores atípicos que serán abordados en mayor profundidad en la siguiente sección.

Los dominios Dique y Falla no serán considerados para elaborar un análisis en profundidad debido a la baja representatividad que presentan a nivel de depósito, lo cual se ve reflejado en la baja frecuencia de datos asociados.

5.2. HISTOGRAMAS Y GRÁFICOS DE PROBABILIDAD

Con la finalidad de estudiar la distribución de las leyes de Au, Ag, Cu y Mo en los dominios litológicos de interés, se realizan histogramas y gráficos de probabilidad lognormal acumulada. Para los gráficos de probabilidad lognormal acumulada de Au y Ag se ha

decidido no incluir leyes por debajo de 0.1 y 1 ppm respectivamente, debido a que por debajo de estos umbrales se encuentran valores cercanos al límite de detección los cuales distorsionan la curva de distribución. Tanto los histogramas y gráficos de probabilidad lognormal acumulada para muestras agrupadas pueden encontrarse en la sección 4 de Anexos.

A partir del análisis de los gráficos de probabilidad es posible apreciar altas leyes que escapan del resto de la distribución. Estas representan hasta un 1% de la distribución total de los datos y pueden considerarse como datos aberrantes. Los valores considerados para cada dominio litológico se presentan en la Tabla 4.

	AU [PPM]	AG [PPM]	CU [PPM]	MO [PPM]
ANDESITA	>20 (1)	>40 (8)	>300 (12)	>100 (3)
PÓRFIDO FELDESPATO-CUARZO	>20 (4)	>40 (2)	>100 (6)	>100 (5)
BRECHA DE CUARZO	>60 (8)	>40 (9)	>200 (5)	>100 (3)
SAPROLITA	>20 (4)	>10 (5)	>200 (1)	>100 (5)

Tabla 4: Valores considerados para discriminar datos aberrantes, entre paréntesis se indica la cantidad de datos detectados.

Las muestras de alta ley de Au en Saprolita y Brecha de Cuarzo se encuentran ubicadas en el sector SW del depósito, también es posible encontrar altas leyes de Au distribuidas espacialmente de manera irregular en el sector NE del depósito. Altas leyes de Ag se evidencian, al igual que el Au, en las porciones SW y NE del depósito y pueden llegar a ser indicativas de zonas de altas leyes de Au, no obstante, es necesario destacar que las muestras de Ag evidencian gráficos de probabilidad con una menor densidad de puntos producto del submuestreo de leyes de Ag respecto a leyes de Au.

Debido a que la distribución lognormal de Au se comporta aproximadamente como una recta entre leyes de 0.1 y 20 ppm en la Andesita, en el Pórfido Feldespato Cuarzo y Saprolita, y entre 0.1 y 60 ppm en Brecha de Cuarzo, se presume que los datos constituyen una misma población para cada dominio.

Para leyes de Ag, la distribución lognormal se comporta aproximadamente como una recta entre valores de 1 y 40 ppm en Andesita, Pórfido Feldespato Cuarzo y Brecha de Cuarzo, y entre leyes de 1 y 10 ppm en Saprolita, por este motivo se presume que los datos corresponden a una misma población para cada dominio.

Para leyes de Cu, la baja densidad de datos, sumado a las bajas leyes reportadas, hacen menos concluyente el análisis de gráficos de probabilidad lognormal de las muestras. Por este motivo solo se destaca el comportamiento de Cu, similar a una recta, en la Brecha de Cuarzo por lo que se presume corresponde a una misma población para este dominio.

Para las leyes de Mo, en todos los dominios litológicos solo es posible observar una regularidad en la distribución de su probabilidad lognormal por sobre el 95% de la frecuencia acumulada, esto se apega al hecho de que las leyes reportadas para el depósito no superan en su mayoría los 10 ppm, estando muy cerca de los límites de detección y distorsionando considerablemente los gráficos obtenidos.

5.3. GRUPOS RELEVANTES

Debido a que se aprecia pertenencia de los datos para una misma población exclusivamente en leyes de Au y Ag, se trabajará con estas leyes en los siguientes dominios litológicos: Brecha de Cuarzo y Saprolita. Estos últimos grupos son de especial interés debido a que presentan zonas de altas leyes las cuales serán tratadas posterior al proceso de compositación.

5.4. ANÁLISIS DE ESTACIONARIDAD

Se analizaron los gráficos de derivas con medias móviles, incluidos en la sección 5 de Anexos, en tres direcciones del espacio para muestras de Au y Ag en la Brecha de Cuarzo y en Saprolita.

Tanto para la Brecha de Cuarzo como para la Saprolita, en dirección NS, las más altas leyes de Au y Ag se encuentran distribuidas entre las coordenadas N 72,600 y N 73,000. Para la dirección Este-Oeste se distinguen dos zonas principales para altas leyes de Au y Ag, la primera entre las coordenadas E 38,400 y E 38,650 y la segunda entre las coordenadas E 38,750 y E 39,100.

En cuanto a la elevación, en la Brecha de cuarzo, altas concentraciones de Au y Ag tienden a concentrarse mayormente por sobre la cota -50 m, concentrándose las más altas leyes por sobre la cota 0 m. Para la Saprolita, ésta distribuye mayormente entre las cotas 90 m y 170 m. No obstante, es necesario recalcar que la elevación no corresponde a una dirección óptima para englobar zonas de interés debido a la variación topográfica característica del depósito. En el caso particular de la Brecha de Cuarzo, el despliegue gráfico demuestra un notorio manteo apreciable en la mayoría de las cotas del depósito, mientras que la Saprolita corresponde a una capa delgada superficial cuyo espesor no supera los 30 m.

Debido a la baja variabilidad de las medias móviles y a que comparten una similitud espacial evidente, las leyes de Au y Ag se asumen estacionarias a nivel local.

CAPÍTULO 6

6. COMPOSITACIÓN

6.1. ESTADÍSTICAS BÁSICAS Y DISTRIBUCIÓN DE LARGOS DE MUESTREO

Con la finalidad de seleccionar el largo de compositación óptimo, se realiza previamente un análisis estadístico de los largos de muestreo para leyes de Au y Ag, para lo cual se generan histogramas porcentuales y se calculan las estadísticas descriptivas para cada ley (sección 6 de Anexos).

Es necesario destacar que, en coherencia con la geología del yacimiento y al orden de magnitud de las mediciones, se considerará a las leyes de Au como aquellas con mayor peso para la toma de decisiones. No obstante, es recomendable contrastar con las leyes de Ag con la finalidad de corroborar que el proceso de compositación no pase por alto de manera considerable al resto de las variables de interés.

Para las leyes de Au, es posible afirmar que el 74% de la distribución de los largos de muestreo se encuentra entre 1.5 y 1.75 m, un 10% es menor a 1.5 m y un 15% es mayor a 1.75 m. Esta distribución posee una media de 1.58 m y una mediana de 1.5 m. Para los dominios litológicos de interés, se tiene que en la Brecha de Cuarzo un 62.5% de la distribución se encuentra entre 1.5 y 1.75 m y en Saprolita un 51% de la distribución se encuentra entre 1.5 y 1.75 m.

Para las leyes de Ag, el 90% de la distribución de los largos de muestreo se encuentra entre 1.5 y 1.75 m, con una media de 1.52 m y una mediana de 1.5 m, sólo un 3% es menor a 1.5 m. Para los dominios litológicos de interés, se tiene que para la Brecha de Cuarzo un 72.5% de la distribución se encuentra entre 1.5 y 1.75 m y en Saprolita un 82% de la distribución se encuentra entre 1.5 y 1.75 m.

6.2. SELECCIÓN DE LARGO DE COMPÓSITO

En consideración de que la media de la distribución de largos de muestreo para leyes de Au es 1.58 m, valor sobre el cual se concentra el mayor porcentaje de la distribución y que además concuerda con el valor de la mediana, se decide trabajar con este valor para evaluar largos de muestreo óptimos.

Se debe considerar además que se trabaja con un yacimiento epitermal de oro de baja sulfidización y que los espesores de los dominios de interés son variables. La Saprolita de carácter superficial y a Brecha de Cuarzo de espesor variable y que distribuye espacialmente con marcado control estructural, ambos dominios no superan las decenas de metros. Es por esto que surge la necesidad de transmitir en procesos posteriores la certeza de que se considera la selectividad ante un posible proceso de extracción.

En función de lo anterior se descarta la utilización de largos de compósitos menores a la media y se decide trabajar con un largo de compositación nominal de 2 m, el cual se encuentra dentro de los rangos recomendados para esta metodología y que además permite aprovechar de mejor forma la captura de información al dar un soporte levemente mayor a la media.

6.3. TRATAMIENTO DE COLAS

Se lleva a cabo la compositación a lo largo de cada sondaje (*Down The Hole*) considerando quiebres por dominio litológico hacia el final de cada tramo. Para esto, se proyecta un soporte de 2 m de manera consecutiva desde superficie y en el contacto entre dos dominios se conserva el largo total del tramo previo al siguiente dominio, el cual será menor o igual a 2 m y corresponderá a una cola de compositación.

Con la finalidad de conservar la mayor cantidad de información posible, manteniendo la representatividad de la data, es necesario estudiar la influencia que tienen los tramos menores al largo de compositación nominal, esto es, asegurando la independencia de las leyes respecto a los largos de muestreo. De esa forma, se estudia la independencia lineal de las leyes de Au y Ag respecto a los largos de compositación en intervalos de 0.25 m (sección 6.3 de Anexos).

Con base en el análisis anterior se trabajará bajo el supuesto de que las leyes no están correlacionadas con los largos de muestreo por lo que se decide continuar con la utilización de todos los compósitos.

CAPÍTULO 7

7. ESTUDIO EXPLORATORIO DE COMPÓSITOS

7.1. ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS

Se calculan estadísticas descriptivas para los dominios de interés compositados, considerando además la disposición espacial en el yacimiento. Para la Brecha de Cuarzo se consideran dos sectores principales: sector NW y SE. Se realiza esta distinción debido al control estructural que evidencia el sector SE respecto al resto del depósito. Para la Saprolita, debido a que no supera los 30 m de espesor y a que distribuye en casi la totalidad del depósito de manera superficial, se ha decidido mantener su análisis de forma global. Las estadísticas descriptivas globales y por zona de interés para muestras compositadas se encuentran en la sección 7 de Anexos.

7.1.1. DIAGRAMA DE CAJA PARA DOMINIOS LITOLÓGICOS COMPOSITADOS

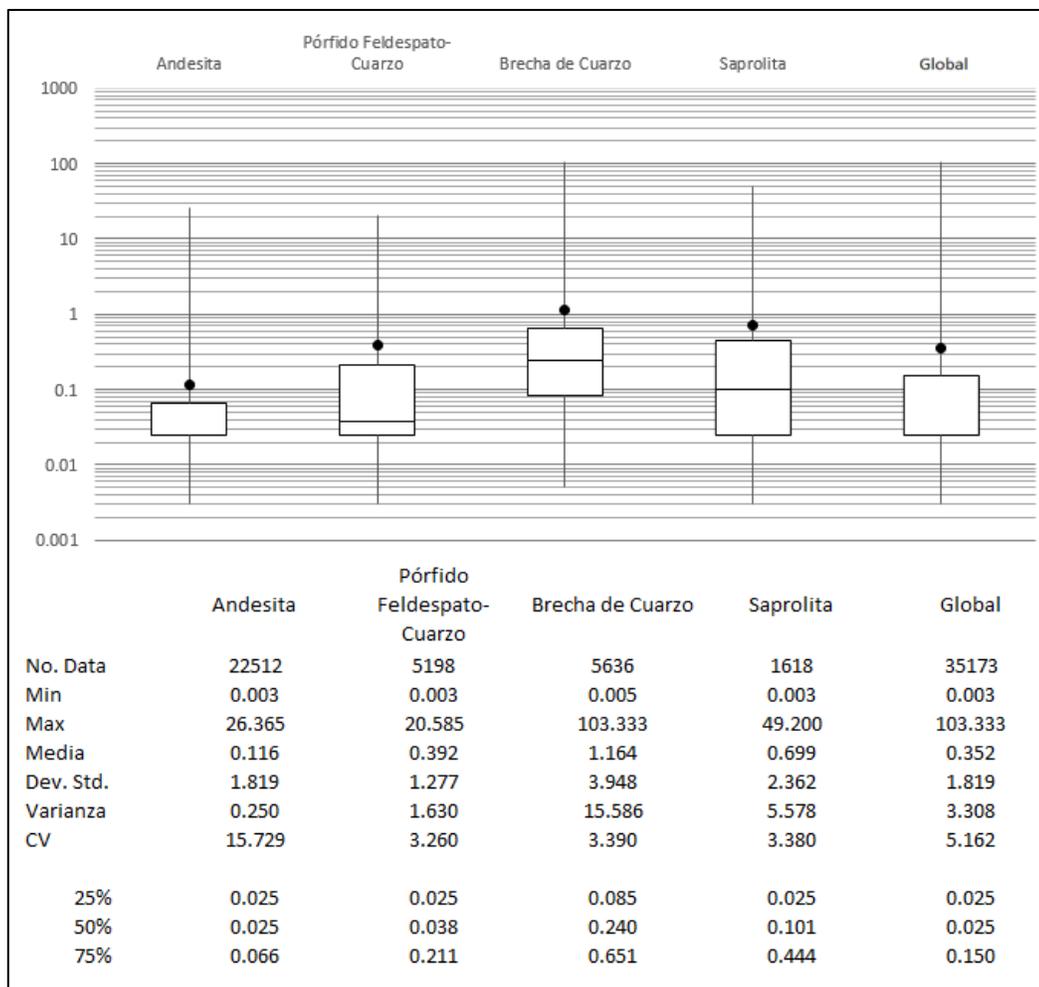


Figura 7: Diagrama de caja por dominio litológico compositado.

7.1.2.LEYES DE ORO EN COMPÓSITOS

Compósitos desagrupados	Brecha de cuarzo			Saprolita (total)
	total	Sector NW	Sector SE	
N° Datos	5636	1792	3772	1618
Mínimo	0.005	0.005	0.012692	0.003
Máximo	103.333	48.975	103.333	49.2
Media	1.164	1.079	1.217	0.699
Mediana	0.240	0.173	0.268	0.101
Desviación estándar	3.948	2.969	4.365	2.361
Varianza	15.583	8.816	19.054	5.575

Tabla 5: Estadísticas descriptivas por sector para leyes de Au compositadas.

La ley media compositada de Au para la Brecha de Cuarzo no varía mayormente en comparación a la ley media agrupada. Es posible notar que el sector SE concentra una ley media mayor de 1.21 ppm mientras que para el sector NW se tiene una ley media de 1.07 ppm. Para la Saprolita se aprecia una ley media compositada de 0.70 ppm, menor a la ley media agrupada.

7.1.3.LEYES DE PLATA EN COMPÓSITOS

Compósitos desagrupados	Brecha de cuarzo			Saprolita (total)
	total	Sector NW	Sector SE	
N° Datos	1246	335	878	667
Mínimo	0.010	0.2	0.01	0.124
Máximo	48	40.12	48	23
Media	1.892	2.231	1.765	0.819
Mediana	0.600	0.610	0.600	0.352
Desviación estándar	4.725	5.139	4.501	1.791
Varianza	22.323	26.412	20.263	3.208

Tabla 6: Estadísticas descriptivas por sector para leyes de Ag compositadas.

La ley media compositada de Ag para la Brecha de Cuarzo no varía mayormente respecto a la ley media agrupada, no obstante, es posible notar que el sector NW concentra una ley media mayor de 2.23 ppm mientras que el sector SE posee una ley media de 1.76 ppm. Para la Saprolita, la ley media compositada aumenta levemente respecto a la ley media agrupada.

7.2. HISTOGRAMAS Y GRÁFICOS DE PROBABILIDAD

Se realizan histogramas y gráficos de probabilidad lognormal acumulada para compósitos de Au y Ag en zonas de interés. Para los gráficos de probabilidad acumulada de Au y Ag, no se consideran leyes por debajo de 0.1 ppm y 1 ppm respectivamente, debido a que

estos umbrales se encuentran cercanos a límites de detección, los cuales distorsionan la curva de distribución. Tanto los histogramas y gráficos de probabilidad lognormal para muestras compositadas se encuentran en la sección 8 de Anexos.

Del análisis de gráficos de probabilidad lognormal acumulada se detectan altas leyes de Au, con valores por sobre los 50 ppm en Brecha de Cuarzo y por sobre 20 ppm en Saprolita. Para leyes de Ag, las más altas concentraciones se encuentran por sobre los 20 ppm en Brecha de Cuarzo y por sobre los 10 ppm en Saprolita.

Tras analizar las estadísticas descriptivas, los histogramas y los gráficos de probabilidad lognormal acumulada, es posible afirmar que los dominios litológicos Brecha de Cuarzo y Andesita corresponden a poblaciones de datos distintas.

7.3. LEYES MEDIAS DE COMPÓSITOS DESAGRUPADOS

Se calculan las leyes medias de los compósitos desagrupados mediante el método de las celdas. Para los compósitos de Au en las zonas de interés se decide utilizar una celda de 25 x 25 x 400 m mientras que para los compósitos de Ag se utilizan celdas de 100 x 100 x 400 m. Esto es, priorizando el espaciamiento presente en las mallas de muestreo y asumiendo que las leyes se encuentran principalmente agrupadas en las direcciones N-S y E-W, no así respecto a su elevación en donde ya se ha regularizado, en parte, mediante compositación.

7.3.1. LEYES MEDIAS DE ORO DESAGRUPADAS EN COMPÓSITOS

En comparación con las leyes medias compositadas, se observa que las leyes medias de Au en la Brecha de Cuarzo, tanto en el sector NW y SE, aumentan levemente mientras que en la Saprolita la ley media disminuye.

Compósitos desagrupados	Brecha de cuarzo			Saprolita (total)
	total	Sector NW	Sector SE	
Tamaño de celda	25 x 25 x 400	25 x 25 x 400	25 x 25 x 400	25 x 25 x 400
Media	1.150	1.178	1.252	0.574

Tabla 7: Leyes medias desagrupadas de Au en compósitos de interés.

7.3.2. LEYES MEDIAS DE PLATA DESAGRUPADAS EN COMPÓSITOS

En comparación con las leyes medias compositadas, se observa que la ley media de Ag en la Brecha de Cuarzo aumenta de manera global a la par que aumenta en el sector NW y disminuye el sector SE. Para la Saprolita, la ley media no varía considerablemente tras la compositación.

Compósitos desagrupados	Brecha de cuarzo			Saprolita (total)
	total	Sector NW	Sector SE	
Tamaño de celda	100 x 100 x 400	100 x 100 x 400	100 x 100 x 400	100 x 100 x 400
Media	2.04	2.283	1.732	0.821

Tabla 8: Leyes medias desagrupadas de Ag en compósitos de interés.

7.4. DEFINICIÓN POBLACIONES DE ESTIMACIÓN

Debido a que se ha comprobado la pertenencia de las poblaciones de datos a los dominios de interés, se establece que las poblaciones de estimación adecuadas corresponden a Brecha de Cuarzo en sector NW, Brecha de Cuarzo en sector SE y a Saprolita.

Se destaca la necesidad de separar la Brecha de Cuarzo en dos sectores al considerar su distribución espacial en el yacimiento. Esto es, distinta orientación en la mineralización de ambos sectores la cual obedece a un evidente control estructural demarcada a su vez por la topografía. En el sector NW la influencia de la Brecha se pierde en profundidad, manteniendo concentraciones importantes de Au y Ag en superficie en Saprolita y en una pequeña porción de Brecha de Cuarzo de buzamiento subhorizontal hacia el SE. Mientras que en el sector SE la Brecha aflora en superficie, dando origen una zona enriquecida en Au y Ag. Si bien la distribución de Au en ambos sectores es similar, la distinta orientación permite afirmar que ambas poblaciones de datos poseen distinta anisotropía la cual debe ser considerada para efectos de variografía y estimación de recursos.

Para la Saprolita no se considera necesario hacer esta distinción debido a que se dispone exclusivamente en superficie, con un espesor que no supera las decenas de metros y controlado principalmente por la topografía.

7.5. ANÁLISIS DE CONTACTOS

Con la finalidad de analizar los límites entre dominios de estimación, se realiza análisis de contacto para Au sobre la data compositada en Brecha de Cuarzo NW y SE, y Saprolita.

Contact Profile: Brecha Qz NW - Saprolita, Comps Au(ppm)

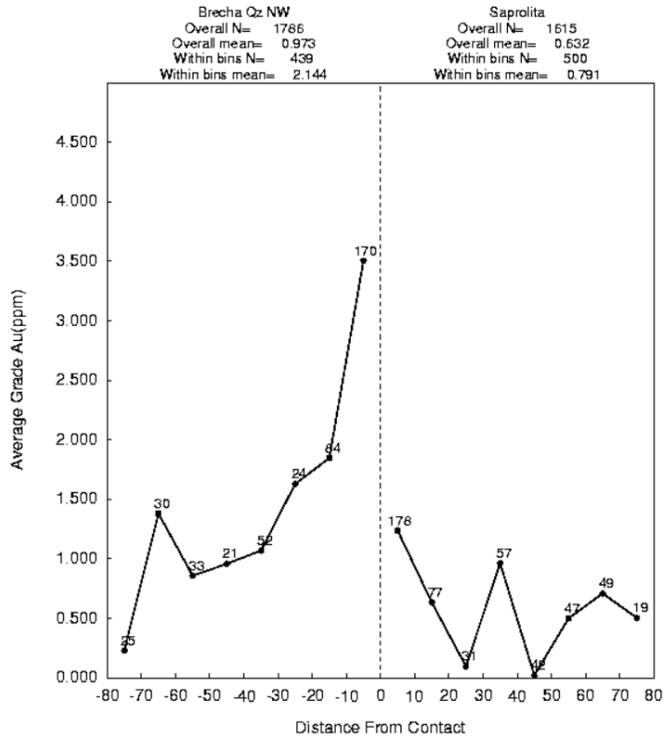


Figura 8: Gráfico de contactos entre los dominios Brecha de Cuarzo NW y Saprolita.

Contact Profile: Brecha Qz SE - Saprolita, Comps Au(ppm)

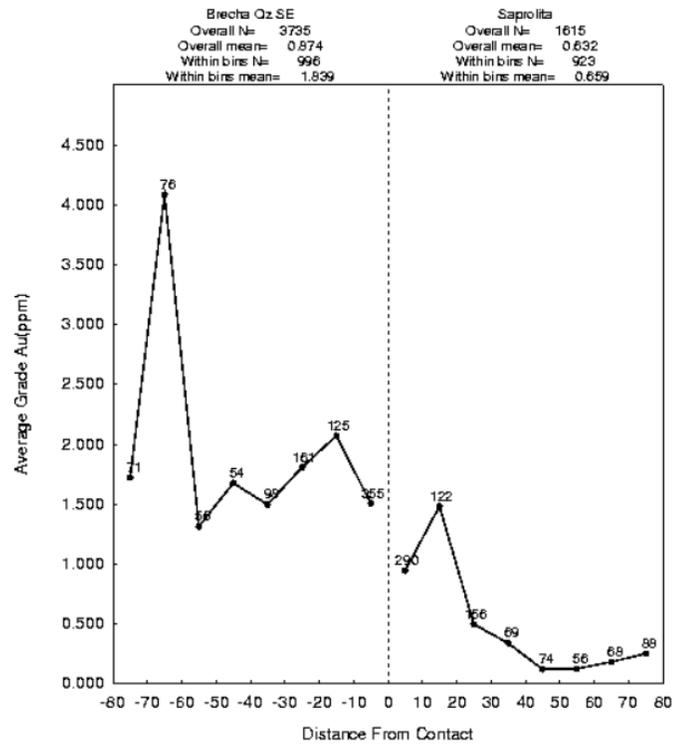


Figura 9: Gráfico de contactos entre los dominios Brecha de Cuarzo SE y Saprolita.

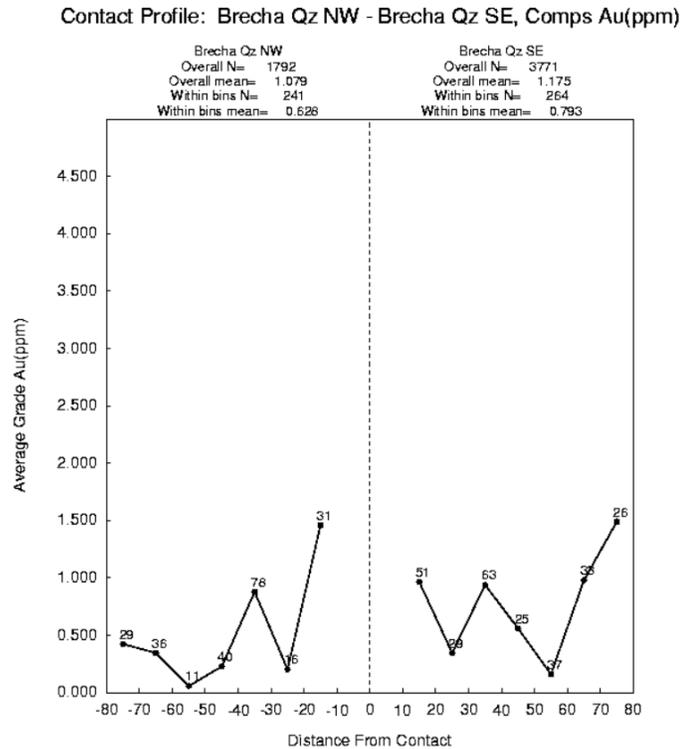


Figura 10: Gráfico de contactos entre los dominios Brecha de Cuarzo NW y Saprolita.

Los compósitos de Au en Brecha de Cuarzo NW y SE respecto a Saprolita muestran contactos definidos con tendencias notoriamente diferentes (Figuras 8 y 9), por lo que se presume corresponde a un límite duro.

Los compósitos de Au en Brecha de Cuarzo NW respecto a la porción SE demuestran tendencias similares definiendo un límite suave en donde las leyes se comportan de manera similar. Esto no es de extrañar ya que se consideró como principal diferencia entre ambos dominios la orientación espacial de las variables.

7.6. ANÁLISIS DE NUBES DE CORRELACIÓN DIFERIDA

Se realizan nubes de correlación diferida para valores de Au [ppm] omnidireccionales con un paso de 25 m, respetando la malla de muestreo, en los dominios de estimación: Saprolita (70) y Brecha de Cuarzo (50) en los sectores NW y SE. Las nubes de correlación diferida directas y cruzadas se presentan en la Figura 10. Con esto es posible apreciar gráficamente cuan semejantes son los pares de datos en función de la distancia que les separa.

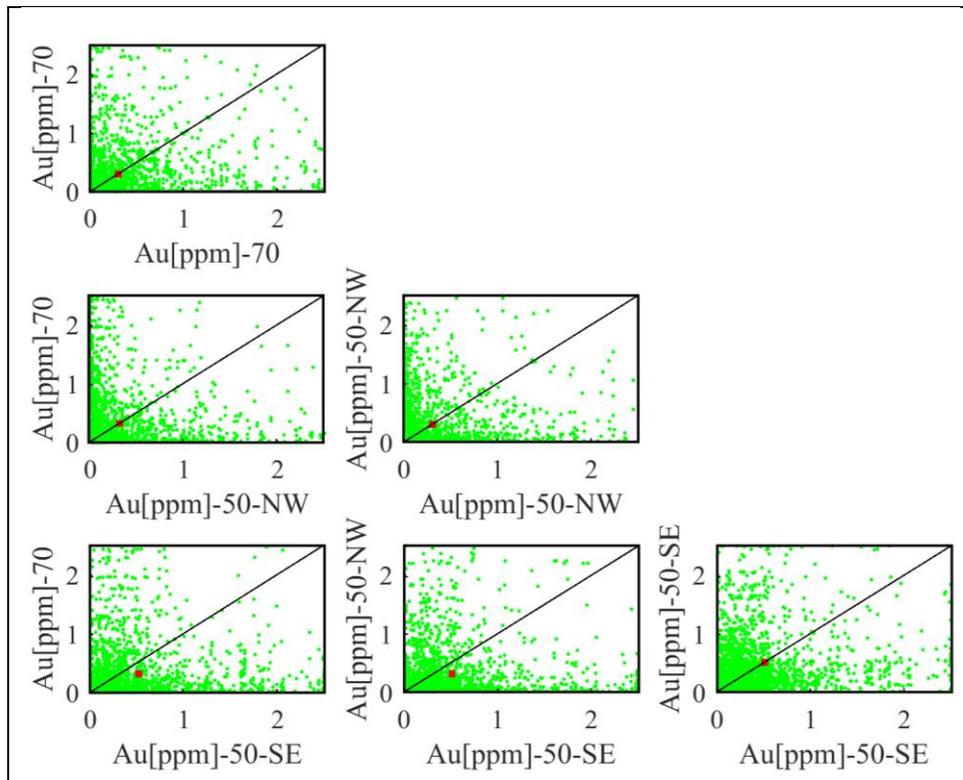


Figura 11: Nubes de correlación diferida considerando dominios de estimación.

Las nubes de correlación diferida son abiertas en torno a su diagonal, por lo que su inercia es considerable. Para las nubes de correlación diferida para un mismo dominio de estimación, como es de esperar, el centro de inercia de la nube se encuentra en la diagonal.

En la nube de correlación diferida en Brecha de Cuarzo NW y Saprolita se observa que el centro de inercia se ubica en la diagonal a pesar de ser dominios distintos. La explicación de esto puede encontrarse en la geología del yacimiento Molejón, ya que la Saprolita se encuentra principalmente enriquecida en Au en sectores que evidencian meteorización de Brecha de Cuarzo. Si se considera que en este sector la predominancia espacial de la Brecha es considerablemente menor respecto al sector SE, no sería de extrañar que tanto las mediciones de Au en Saprolita como en Brecha se comporten de manera similar.

Para las nubes de correlación diferida en Brecha de Cuarzo SE y Saprolita, y Brecha de Cuarzo NW y SE, se aprecia un centro de inercia alejado de la diagonal. Esto refuerza la hipótesis de que se tratarían de dominios de estimación distintos, destacando que no solamente se discrimina por el valor de las leyes sino también por la distribución espacial de las mismas.

7.7. DEFINICIÓN DE DOMINIOS DE ESTIMACIÓN

Debido a que se ha comprobado la pertenencia de las poblaciones de datos a los dominios de interés y a que los dominios presentan contactos definidos entre sí, se considera que los dominios de estimación corresponden a Brecha de Cuarzo en sector NW, Brecha de Cuarzo SE y Saprolita.

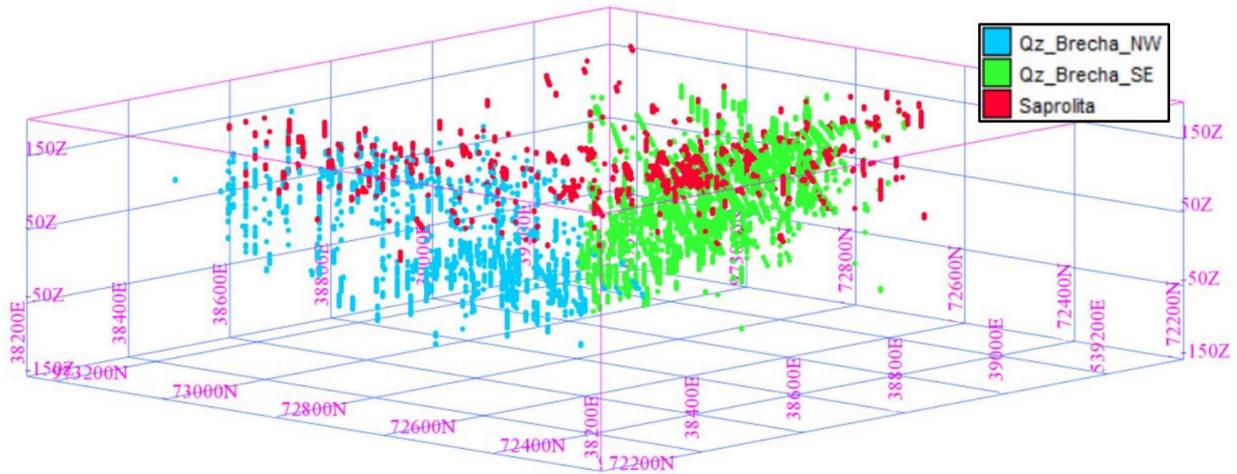


Figura 12: Despliegue gráfico de dominios de estimación obtenidos a través de metodología convencional.

APRENDIZAJE AUTOMÁTICO EN EL ANÁLISIS EXPLORATORIO DE DATOS

CAPÍTULO 8

8. IMPLEMENTACIÓN DE ALGORITMOS DE AGRUPAMIENTO NO JERÁRQUICO

En esta sección se presentarán los resultados para los siguientes algoritmos de agrupamiento no jerárquico: K-Medias, Partición Alrededor de Medoides (PAM), Agrupamiento de Grandes Aplicaciones (CLARA) y PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico propuesta por Fustos (2017). Posteriormente, se profundiza en el análisis de los conglomerados obtenidos por cada algoritmo, para lo cual se generan despliegues gráficos, histogramas y estadísticas descriptivas para leyes de Au, Ag, Cu y Mo.

Se utilizará data previamente compositada y con la finalidad de discriminar si el algoritmo de agrupamiento es capaz de identificar dominios de estimación similares a los identificados con la metodología convencional, se toma en consideración la generación de 4 conglomerados iniciales para todos los algoritmos implementados. Con esto se busca identificar al menos tres dominios de estimación similares a aquellos que se identificaron en la sección 7.7 además de un dominio extra que pueda reflejar un interés incidental al objetivo económico.

8.1. K-MEDIAS

8.1.1. SELECCIÓN DE ATRIBUTOS

8.1.1.1. Propiedades consideradas

Para la implementación de este algoritmo se utilizan como variables de entrada objetos sin admitir valores nulos considerando las siguientes propiedades categóricas y numéricas: dominios litológicos, coordenadas espaciales y leyes de Au [ppm], Ag [ppm], Cu [%] y MoS₂ [ppm].

8.1.1.2. Transformación de datos

Para disminuir la influencia de propiedades numéricas de escalas muy disímiles en comparación con el resto de las propiedades y con motivo de facilitar el computo del algoritmo, se realiza un escalamiento al rango unitario para todas las propiedades previo a la implementación. De esta manera se escala cada propiedad tal que su valor mínimo sea 0 y su valor máximo sea 1, escalando linealmente los valores al interior del rango. Con esto es posible obtener resultados más representativos al integrar diversas variables numéricas con rangos desproporcionados. Cabe destacar que una de las principales debilidades de este método de escalamiento es la presencia de datos aberrantes. No obstante, esta debilidad ha sido sopesada al trabajar con datos previamente compositados.

Para el tratamiento de variables categóricas, correspondientes a los dominios litológicos, se otorgan ponderaciones numéricas en función de la cantidad de datos por dominio.

8.1.1.3. Opciones de agrupamiento

Se implementa el algoritmo de Hartigan-Wong (1979) para la obtención de conglomerados. Este algoritmo actualiza los centroides al reasignar objetos en cada iteración, siendo además uno de los algoritmos más comúnmente utilizados y permite generar un agrupamiento estándar en comparación con algoritmos más sofisticados.

Con la finalidad de obtener una convergencia óptima de los conglomerados, esto es minimizar la suma interna de cuadrados con tal de que los centroides no varíen considerablemente, se trabaja con 25 inicios y 20 iteraciones.

8.1.1.4. Resumen de atributos

En la siguiente tabla se presenta de manera resumida los atributos seleccionados para la implementación del algoritmo.

ATRIBUTO	VALOR
PROPIEDADES CONSIDERADAS	7
NUMERO DE DATOS	59608
NUMERO DE K CONGLOMERADOS	4
OPCIONES DE AGRUPAMIENTO	
ITERACIONES MÁXIMAS	20
NUMERO DE INICIOS	25
ALGORITMO	HARTIGAN-WONG

Tabla 9: Atributos utilizados en la implementación de algoritmo K-Medias.

8.1.2. CENTROIDES

CLUSTER	Y	X	Z	AU [PPM]	AG [PPM]	CU [PPM]	MOS2 [PPM]	LITOLOGÍA
1	72698	38999	82	0.28	1.05	0.02	5.04	Andesita
2	72815	38619	75	0.27	0.77	0.01	6.84	Pórfido Feld-Qz
3	72710	38717	-14	0.13	0.65	0.01	5.06	Andesita
4	72732	38838	82	1.09	1.46	0.02	7.90	Saprolita

Tabla 10: Centroides algoritmo K-Medias.

8.1.3. DESPLIEGUE GRÁFICO DE CONGLOMERADOS

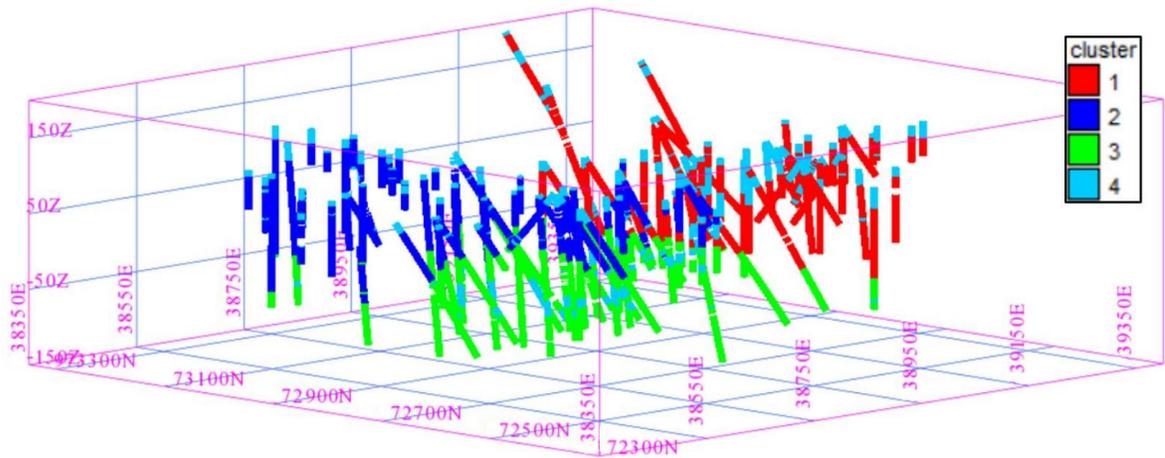
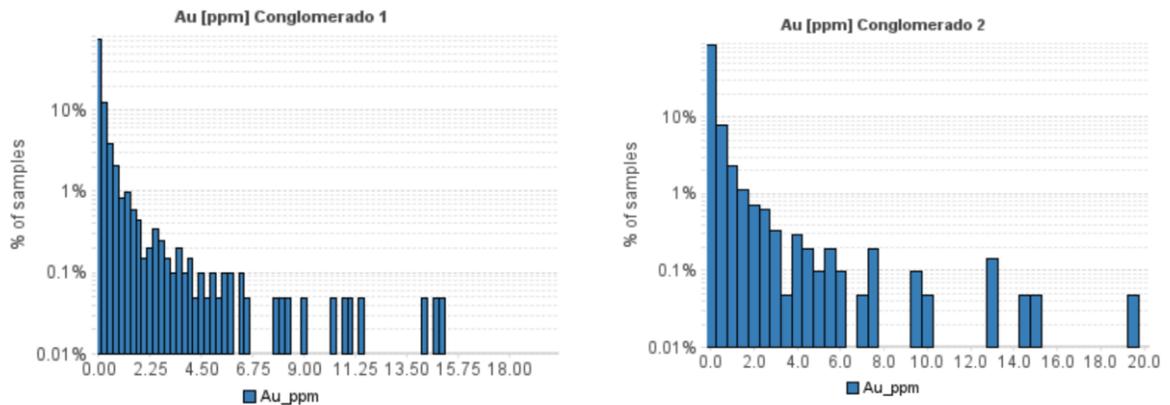


Figura 13: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos por algoritmo K-Medias.

8.1.4. HISTOGRAMAS Y ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS

Se realizan histogramas porcentuales con escala logarítmica para leyes de Au con la finalidad de analizar las distribuciones de la variable de interés. Además, se calculan estadísticas descriptivas para leyes de Au [ppm], Ag [ppm], Cu [%] y MoS2 [ppm] (sección 11 de Anexos), siendo las leyes de Au y Ag las variables mejor correlacionadas y con más peso para caracterizar el yacimiento.

8.1.4.1. Histogramas para leyes de Au por conglomerado



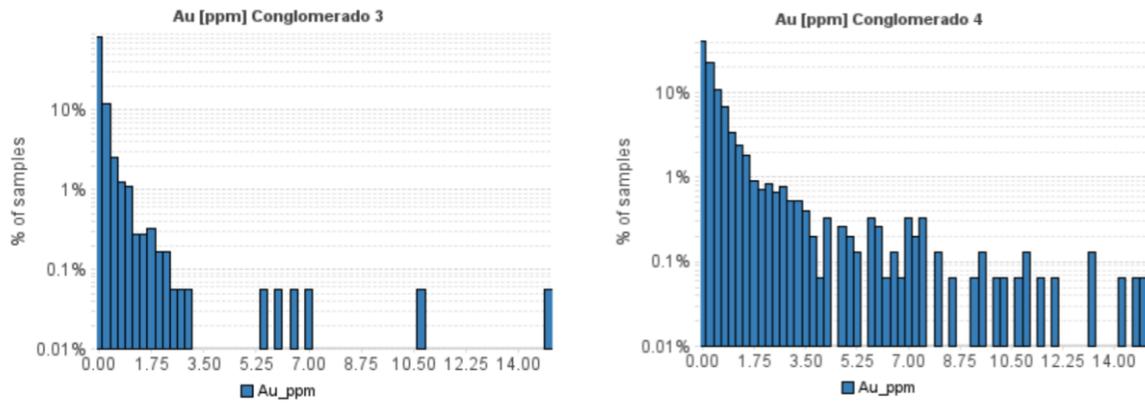


Figura 14: Histogramas porcentuales para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo K-Medias.

8.1.4.2. Estadísticas descriptivas para leyes de Au y Ag por conglomerado

AU [PPM]							
CLUSTER	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	0.28	1.18	2021	1.38	0.003	26.37	0.03
2	0.27	1.18	2087	1.40	0.003	20.59	0.02
3	0.13	0.57	1823	0.33	0.003	14.90	0.03
4	1.09	4.58	1520	20.94	0.003	103.33	0.19

Tabla 11: Estadísticas descriptivas para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo K-Medias.

AG [PPM]							
CLUSTER	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	1.05	2.69	2021	7.23	0.10	38.75	0.40
2	0.77	2.16	2087	4.69	0.12	45.80	0.20
3	0.65	1.45	1823	2.10	0.10	29.57	0.35
4	1.46	4.01	1520	16.05	0.06	48.00	0.51

Tabla 12: Estadísticas descriptivas para leyes de Ag por conglomerado, obtenido mediante algoritmo K-Medias.

8.2. PARTICIÓN ALREDEDOR DE MEDOIDES

8.2.1. SELECCIÓN DE ATRIBUTOS

8.2.1.1. Propiedades consideradas

Para la implementación de este algoritmo se utilizan como variables de entrada objetos sin admitir valores nulos, considerando las siguientes propiedades categóricas y numéricas: dominios litológicos, coordenadas espaciales y leyes de Au [ppm], Ag [ppm], Cu [%] y MoS₂ [ppm].

8.2.1.2. Transformación de datos

Para facilitar el computo del algoritmo y evitar la preponderancia de propiedades de mayor magnitud por sobre el resto, se normaliza la data restando la media de cada propiedad y dividiéndola por la desviación estándar de la misma.

Para el tratamiento de variables categóricas (dominios litológicos) por cada iteración el algoritmo pondera como valor 1 si ambos objetos pertenecen a la misma categoría y 0 si pertenecen a categorías distintas.

8.2.1.3. Opciones de agrupamiento

Debido a que los sondeos se encuentran en una grilla irregular con un espaciamiento aproximado de 25 x 25 m en la horizontal y regularizados en el eje vertical a un soporte de 2 m, se decide implementar la función distancia de Manhattan. Con esto, se busca aprovechar la distribución espacial de las variables compositas aproximadamente regular, buscando además evitar el escalamiento de errores por dimensionalidad. Propagando el error por diferencias absolutas lo cual, en comparación con distancia euclidiana, es una alternativa más robusta que propagar el error por sumatoria de diferencias cuadráticas.

8.2.1.4. Resumen

En la siguiente tabla se presenta de manera resumida los atributos seleccionados para la implementación del algoritmo.

ATRIBUTO	VALOR
PROPIEDADES CONSIDERADAS	7
NUMERO DE DATOS	59608
NUMERO DE K CONGLOMERADOS	4
OPCIONES DE AGRUPAMIENTO	
FUNCIÓN DE DISTANCIA	MANHANTTAN

Tabla 13: Atributos utilizados en la implementación de algoritmo PAM.

8.2.2. MEDOIDES

CLUSTER	Y	X	Z	AU [PPM]	AG [PPM]	CU [PPM]	MOS2 [PPM]	LITOLÓGÍA
1	72719	38856	58	0.35	0.50	0.01	4.00	Brecha Qz
2	72885	38556	105	0.003	0.20	0.01	3.00	Pórfido Feld-Qz
3	72629	38985	86	0.03	0.41	0.01	3.00	Andesita
4	72721	38721	5	0.04	0.40	0.01	3.00	Andesita

Tabla 14: Centroides algoritmo PAM.

8.2.3. DESPLIEGUE GRÁFICO DE CONGLOMERADOS

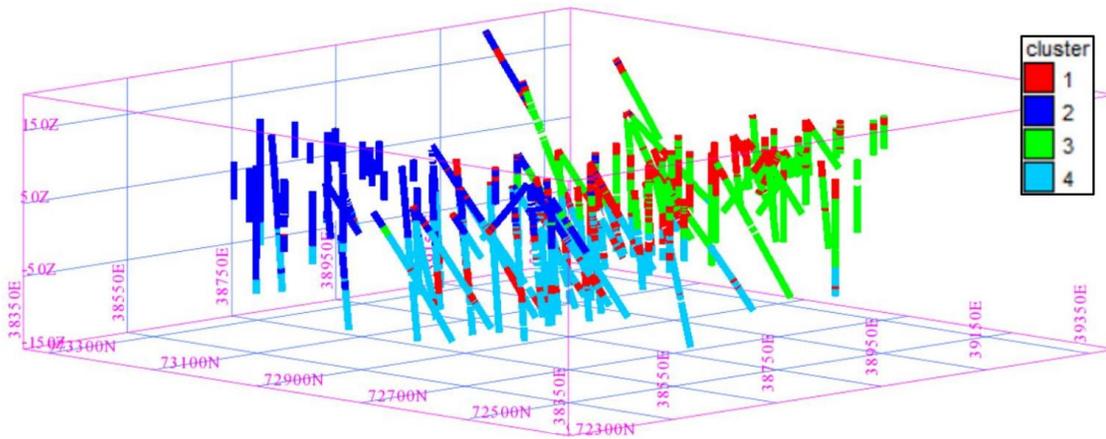


Figura 15: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos por algoritmo PAM.

8.2.4. HISTOGRAMAS Y ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS

8.2.4.1. Histogramas para leyes de Au por conglomerado

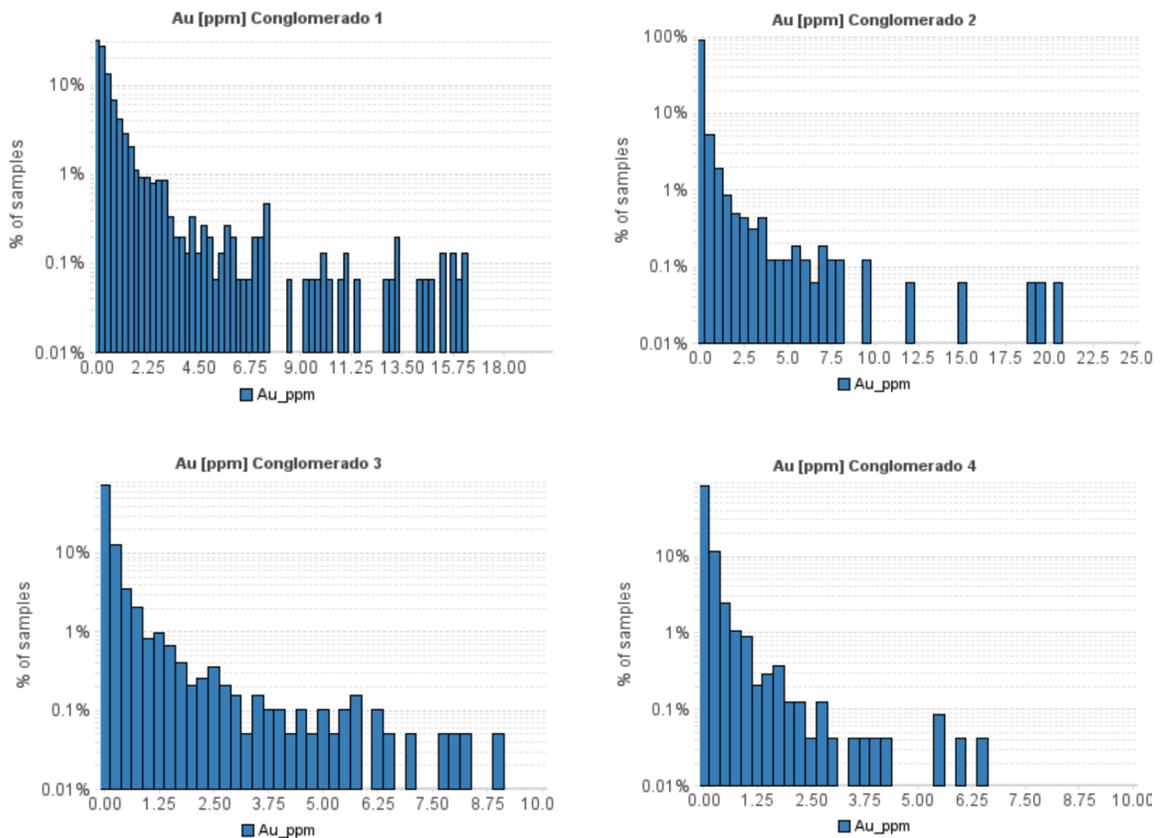


Figura 16: Histogramas porcentuales para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM.

8.2.4.2. Estadísticas descriptivas para leyes de Au y Ag por conglomerado

AU [PPM]							
CLUSTER	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	1.13	4.53	1515	20.50	0.003	103.33	0.26
2	0.28	1.42	1620	2.02	0.003	26.24	0.02
3	0.30	1.30	1929	1.68	0.003	26.37	0.03
4	0.12	0.44	2387	0.19	0.003	10.73	0.03

Tabla 15: Estadísticas descriptivas para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM.

AG [PPM]							
CLUSTER	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	1.72	4.26	1515	18.19	0.06	48.00	0.60
2	0.65	1.94	1620	3.78	0.12	40.12	0.20
3	1.07	2.75	1929	7.58	0.10	38.75	0.40
4	0.59	1.23	2387	1.50	0.10	29.57	0.33

Tabla 16: Estadísticas descriptivas para leyes de Ag por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM.

8.3. AGRUPAMIENTO DE GRANDES APLICACIONES

8.3.1. SELECCIÓN DE ATRIBUTOS

8.3.1.1. Propiedades consideradas

Para la implementación de este algoritmo se utilizan como variables de entrada objetos sin admitir valores nulos, considerando las siguientes propiedades categóricas y numéricas: dominios litológicos, coordenadas espaciales y leyes de Au [ppm], Ag [ppm], Cu [%] y MoS₂ [ppm].

8.3.1.2. Transformación de datos

De manera análoga a PAM, se normaliza la data restando la media de cada propiedad y dividiéndola por la desviación estándar de la misma.

Para el tratamiento de variables categóricas (dominios litológicos) por cada iteración el algoritmo pondera como valor 1 si ambos objetos pertenecen a la misma categoría y 0 si pertenecen a categorías distintas.

8.3.1.3. Opciones de agrupamiento

De manera análoga a PAM, con tal de sacar provecho de la distribución espacial de las variables compostadas, se decide implementar la función de distancia de Manhattan. Además, se trabaja con un tamaño de muestra de 3000 para cada subset de datos.

8.3.1.4. Resumen

En la siguiente tabla se presenta de manera resumida los atributos seleccionados para la implementación del algoritmo.

ATRIBUTO	VALOR
PROPIEDADES CONSIDERADAS	7
NUMERO DE DATOS	59608
NUMERO DE K CONGLOMERADOS	4
OPCIONES DE AGRUPAMIENTO	
NUMERO DE MUESTRAS	3000
FUNCIÓN DE DISTANCIA	MANHANTTAN

Tabla 17: Atributos utilizados en la implementación de algoritmo CLARA.

8.3.2. MEDOIDES

CLUSTER	Y	X	Z	AU [PPM]	AG [PPM]	CU [PPM]	MOS2 [PPM]	LITOLOGÍA
1	72611	38814	68	7.53	11.07	0.01	2.00	Pórfido Feld-Qz
2	72826	38614	84	0.01	0.20	0.01	3.40	Pórfido Feld-Qz
3	72629	38985	86	0.03	0.41	0.01	3.00	Andesita
4	72721	38720	9	0.04	0.40	0.01	3.00	Andesita

Tabla 18: Centroides algoritmo CLARA.

8.3.3. DESPLIEGUE GRÁFICO DE CONGLOMERADOS

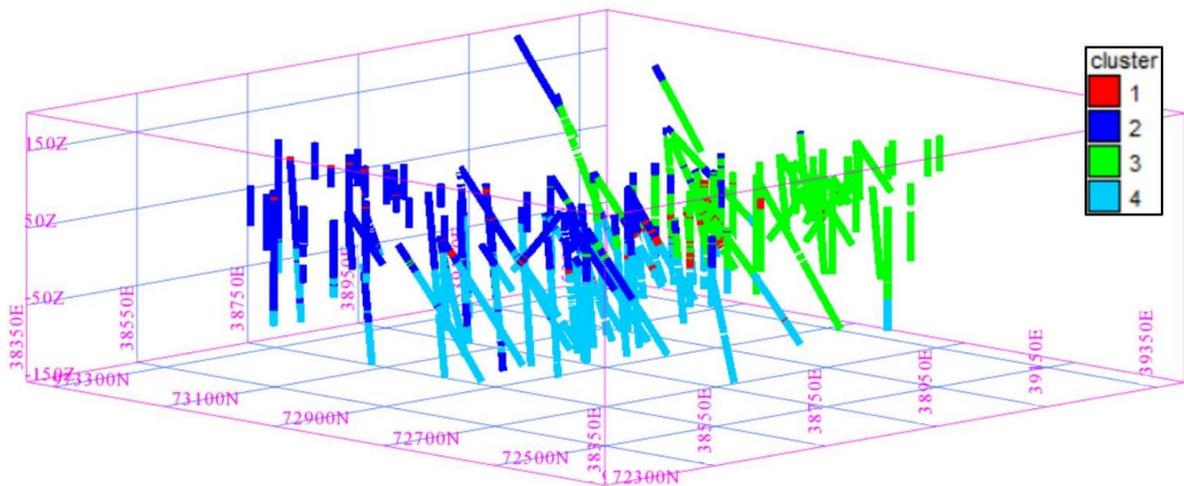


Figura 17: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos por algoritmo CLARA.

8.3.4. HISTOGRAMAS Y ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS

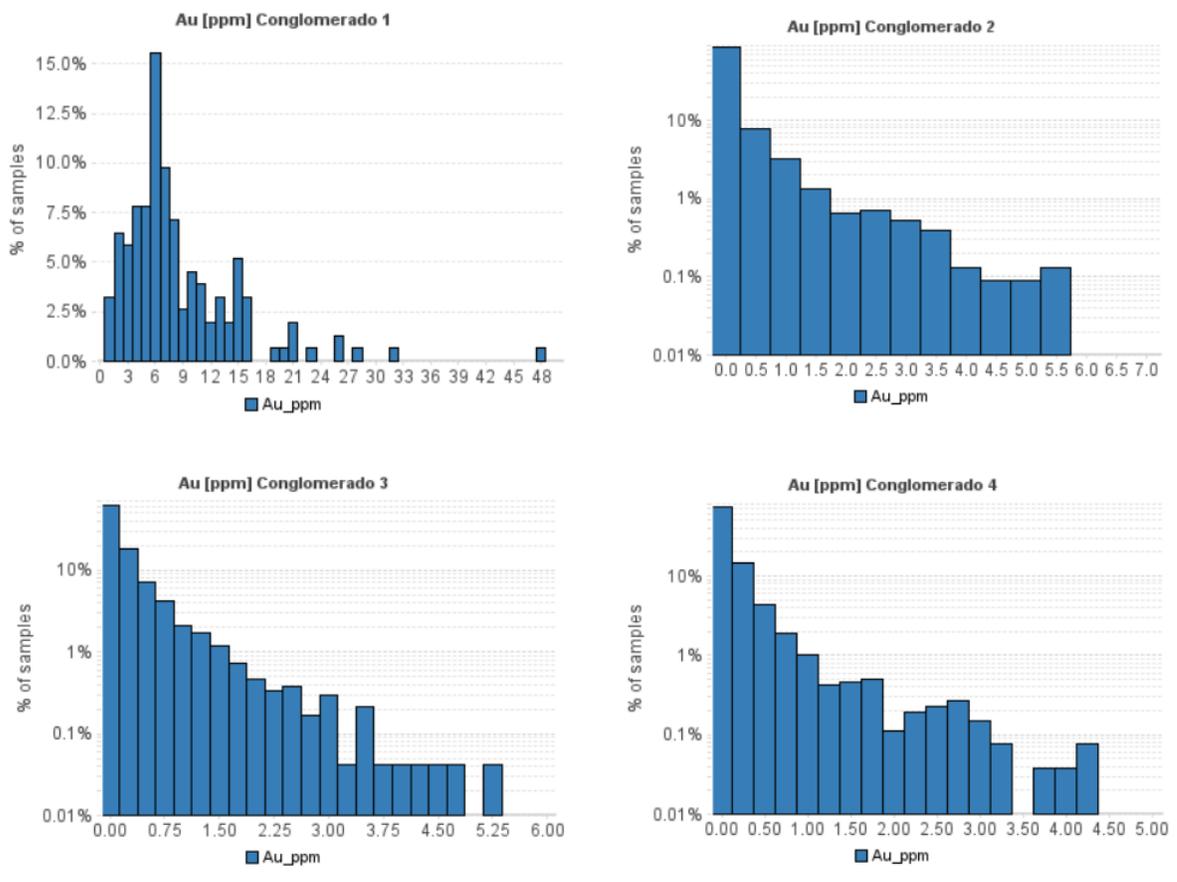


Figura 18: Histogramas porcentuales para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo CLARA.

AU [PPM]							
CLUSTER	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	10.19	12.04	154	144.93	0.56	103.33	6.89
2	0.20	0.55	2273	0.30	0.003	5.70	0.03
3	0.26	0.51	2386	0.26	0.003	5.32	0.05
4	0.15	0.38	2638	0.14	0.003	4.36	0.04

Tabla 19: Estadísticas descriptivas para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo CLARA.

AG [PPM]							
CLUSTER	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	13.68	10.28	154	105.60	2.52	48.00	10.26
2	0.62	1.60	2273	2.55	0.12	40.12	0.20
3	0.82	0.99	2386	0.99	0.06	10.80	0.46
4	0.63	1.12	2638	1.25	0.10	29.57	0.36

Tabla 20: Estadísticas descriptivas para leyes de Ag por conglomerado, obtenido mediante algoritmo CLARA.

8.4. PARTICIÓN ALREDEDOR DE MEDOIDES CONSIDERANDO LA DISTANCIA DE MAHALANOBIS GEOESTADÍSTICO

La implementación de este algoritmo requiere ingresar la matriz de distancia de Mahalanobis Geoestadístico (Fustos, 2017) al cómputo del algoritmo PAM. Para esto, es necesario dividir la matriz de distancia Euclidiana entre pares de objetos por la matriz de variogramas directos y cruzados.

8.4.1. SELECCIÓN DE ATRIBUTOS

8.4.1.1. Propiedades consideradas

Matriz de distancia Euclidiana

Para la obtención de la matriz de distancias euclidianas se utilizan objetos sin admitir valores nulos considerando propiedades categóricas y numéricas: dominios litológicos, coordenadas espaciales y leyes de Au [ppm], Ag [ppm], Cu [%] y MoS₂ [ppm]. Para el tratamiento de variables categóricas, correspondientes a los dominios de estimación, se otorgan ponderaciones numéricas acorde a la abundancia de datos por dominio

Matriz de variogramas directos y cruzados

Para la obtención de la matriz de variogramas directos y cruzados se utilizan objetos sin admitir valores nulos considerando las siguientes propiedades numéricas: coordenadas espaciales y leyes de Au [ppm] y Ag [ppm].

El motivo por el cual se decide trabajar con leyes de Au que además contarán con valores de Ag submuestreada en el cálculo de variogramas directos y cruzados radica en que estas variables han demostrado tener correlaciones moderadas solamente en Pórfido Feldespato-Cuarzo (sección 4.4), por lo que no se contaría con dos variables redundantes en información

8.4.1.2. Transformación de datos

Exclusivamente para la obtención de la matriz de distancia Euclidiana, se realiza un escalamiento al rango unitario para todas las propiedades de la base de datos. Para el tratamiento de variables categóricas, correspondientes a los dominios litológicos, se otorgan ponderaciones numéricas en función de la cantidad de datos por dominio.

8.4.1.3. Opciones de agrupamiento

Se implementa la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico planteada por Fustos (2017).

Matriz de distancia Euclidiana

En conformidad al formulismo planteado, se decide implementar la función de distancia Euclidiana.

Matriz de variogramas experimentales directos y cruzados

Para el cálculo de variogramas experimentales directos y cruzados para leyes de Au y Ag, se considera el caso omnidireccional aplicando los siguientes parámetros:

PARÁMETRO	VALOR
AZIMUT	0
TOLERANCIA AZIMUT	90
DIP	0
TOLERANCIA DIP	90
PASO	25
NÚMERO DE PASOS	50
TOLERANCIA PASO [M]	12.5

Tabla 21: Parámetros para cálculo de variogramas directos y cruzados.

8.4.1.4. Resumen

En la siguiente tabla se presenta de manera resumida los atributos seleccionados para la implementación del algoritmo.

ATRIBUTO	VALOR
PROPIEDADES CONSIDERADAS	7
NUMERO DE DATOS	59608
NUMERO DE K CONGLOMERADOS	4
OPCIONES DE AGRUPAMIENTO	
FUNCIÓN DE DISTANCIA	MAHALANOBIS GEOESTADÍSTICO

Tabla 22: Atributos utilizados en la implementación de algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico.

8.4.2. MEDOIDES

CLUSTER	Y	X	Z	AU [PPM]	AG [PPM]	CU [PPM]	MOS2 [PPM]	LITOLÓGÍA
1	72600	38932	96	0.78	0.80	0.01	10.50	Brecha Qz
2	72835	38570	80	0.01	0.20	0.01	2.45	Pórfido Feld-Qz
3	72906	39107	74	0.09	0.60	0.01	23.00	Andesita
4	72730	38764	-10	0.37	0.40	0.01	2.00	Andesita

Tabla 23: Centroides algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico.

8.4.3. DESPLIEGUE GRÁFICO DE CONGLOMERADOS

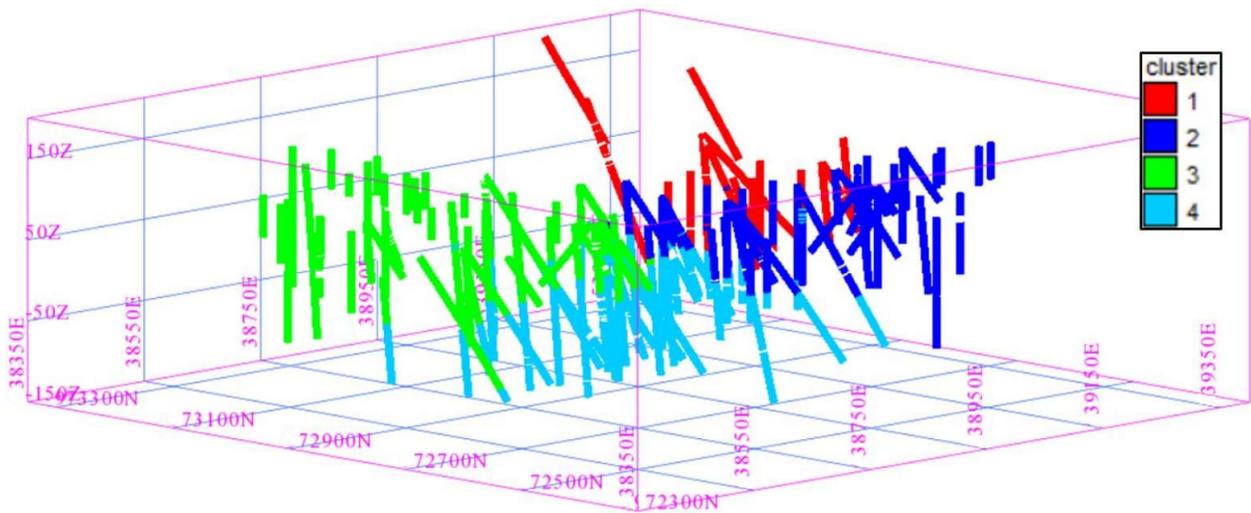


Figura 19: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos por algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico.

8.4.4. HISTOGRAMAS Y ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS

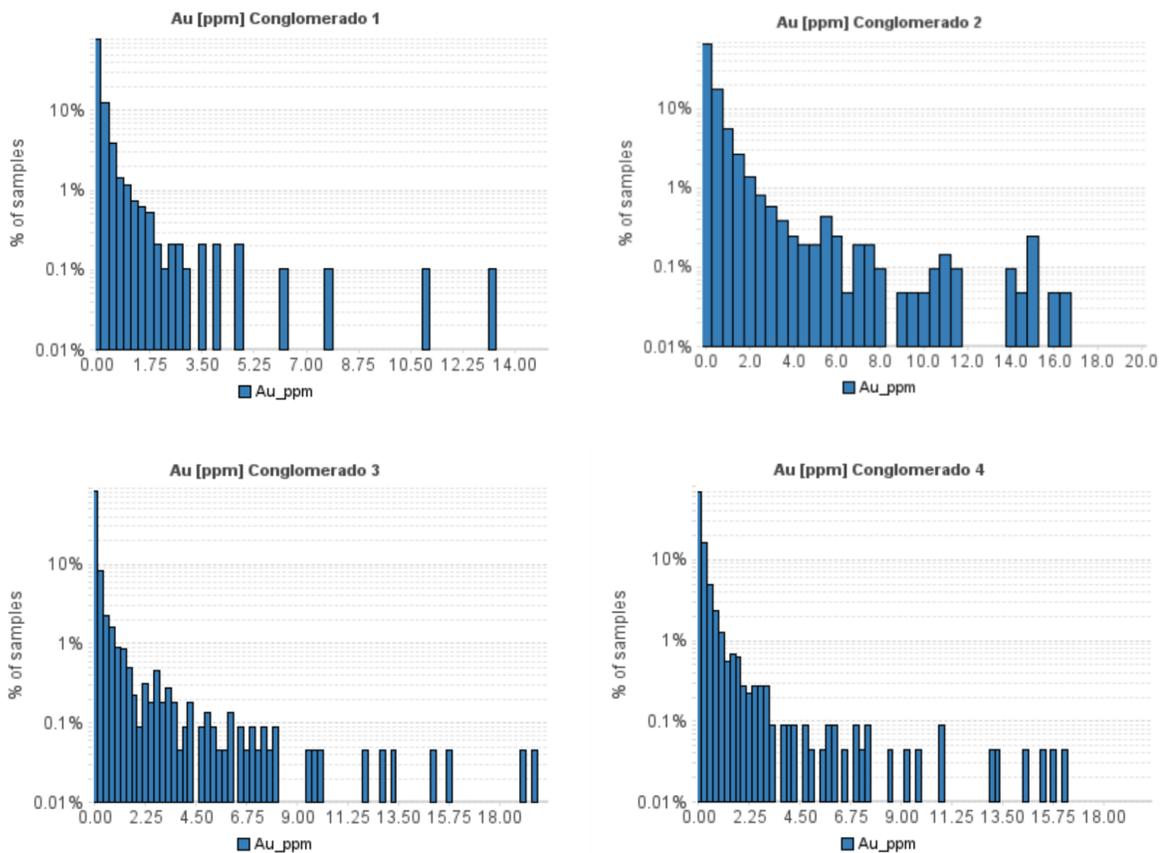


Figura 20: Histogramas porcentuales para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico.

AU [PPM]							
CLUSTER	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	0.20	0.78	963	0.605	0.003	13.31	0.03
2	0.64	2.67	2054	7.109	0.003	59.72	0.09
3	0.30	1.40	2215	1.969	0.003	26.24	0.02
4	0.39	2.95	2219	8.717	0.003	103.33	0.05

Tabla 24: Estadísticas descriptivas para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico.

AG [PPM]							
CLUSTER	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	0.62	0.94	963	0.88	0.20	11.00	0.35
2	1.53	3.87	2054	14.95	0.06	48.00	0.60
3	0.71	2.23	2215	4.98	0.10	40.12	0.20
4	0.81	2.09	2219	4.38	0.20	47.10	0.40

Tabla 25: Estadísticas descriptivas para leyes de Ag por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico.

CAPÍTULO 9

9. VALIDACIÓN DE CONGLOMERADOS

En esta sección se busca evaluar la bondad de los conglomerados obtenidos con base en criterios espaciales, estadísticos y geológicos. Esto con la finalidad de discriminar el mejor algoritmo con potencial de generar dominios de estimación. Para esto los resultados de agrupamiento son evaluados con base en el conocimiento externo previo del yacimiento, estadísticas descriptivas e índices de validación por conglomerado.

A raíz de este análisis se espera profundizar en el conocimiento de estructuras y patrones presentes en la data, para posteriormente evaluar el impacto de esta metodología en el estudio exploratorio de datos.

9.1. K-MEDIAS

9.1.1. ANÁLISIS ESPACIAL

Se realiza un análisis de espaciamento máximo, en el cual se considera por sobre el umbral a aquellos objetos que interrumpan una continuidad mayor a 100 m con otro objeto, considerando como medición inicial al centroide.

Es posible afirmar que hasta un 9.6% de los objetos por conglomerado se encuentra por sobre el umbral de espaciamento máximo de 100 m (Tabla 26). Esto ocurre particularmente en el conglomerado 1, de alta ley y con muy pocos objetos en comparación al resto de los conglomerados. De manera global, se tiene un 4.62 % de objetos por sobre el umbral de espaciamento.

Finalmente es posible afirmar que los conglomerados obtenidos se encuentran levemente fragmentados.

CLUSTER	OBJETOS TOTALES	OBJETOS SOBRE UMBRAL DE ESPACIAMIENTO	OBJETOS SOBRE UMBRAL DE ESPACIAMIENTO [%]
1	2021	194	9.60
2	2087	0	0.00
3	1823	64	3.51
4	1520	86	5.66
TOTAL	7451	344	4.62

Tabla 26: Objetos sobre umbral de espaciamento máximo por conglomerado para algoritmo K-Medias.

Además, del análisis de contacto entre conglomerados (ver Anexo 12.1) es posible afirmar que existe un límite duro entre el conglomerado 4 y los conglomerados 1, 2 y 3.

9.1.2. ANÁLISIS ESTADÍSTICO

9.1.2.1. Intergrupala

Todos los conglomerados obtenidos se caracterizan por presentar distribuciones lognormales de Au.

El conglomerado 1 se caracteriza por presentar una ley media baja de Au y una ley media intermedia de Ag en comparación al resto de los conglomerados, en particular para Au este valor es muy similar al del conglomerado 2.

El conglomerado 2 presenta leyes medias bajas de Au y Ag en comparación al resto de los conglomerados, además posee bajas leyes de MoS₂.

El conglomerado 3 presenta las leyes medias más bajas de Au y Ag, en particular para el Au este valor se acompaña de una baja desviación estándar.

El conglomerado 4 se caracteriza por presentar las leyes medias más altas de Au, Ag, en comparación con el resto de los conglomerados. Estos valores se acompañan de elevadas desviaciones estándar, producto de la integración de un amplio rango de valores.

Debido a que la máxima ley media de Au es de 1.09 g/ton, presente en el conglomerado 4, es posible afirmar que este agrupamiento reconoce al menos un único conglomerado con leyes medias considerablemente altas de Au. El mismo conglomerado se caracteriza por poseer una alta ley media de Ag con un valor de 1.46 g/ton, diferenciando a este conglomerado del resto y contribuyendo mayormente a un posible interés económico.

Todos los conglomerados poseen leyes medias bajas de Cu, prácticamente idénticas entre sí, motivo por el cual no aportan mayormente al análisis.

Finalmente, es posible afirmar que los conglomerados no presentan estadísticas descriptivas considerablemente disímiles entre sí, destacando solamente la existencia de un conglomerado con leyes medias elevadas de Au y Ag. Esto puede ser indicativo de un mal agrupamiento.

9.1.2.2. Intragrupal

Considerando las variables detalladas en la sección 8.1.1.1, se calculan los índices de Dunn y de Davis-Bouldin para los conglomerados obtenidos, los cuales tienen un valor de $8 \cdot 10^{-4}$ y de 2.63 respectivamente. En particular, este método de agrupamiento posee el mayor valor del índice de Davis-Bouldin.

Debido a que se busca el máximo valor del índice de Dunn y el mínimo valor del índice de Davis Bouldin es posible afirmar que, en comparación al resto de los algoritmos de agrupamiento, este agrupamiento no es óptimo.

9.1.3. ANÁLISIS GEOLÓGICO

Los dominios litológicos Andesita, Brecha de Cuarzo y Pórfido Feldespato-Cuarzo, forman parte de las categorías en los centroides obtenidos. Por este motivo es posible afirmar que existe una diferenciación litológica considerable en la generación de conglomerados por parte de la máquina. Estos centroides se encuentran dispuestos en dirección NW-SE, lo cual es coherente con la dirección de mayor variación litológica del yacimiento (perpendicular a la Brecha de Cuarzo).

El conglomerado 1 se dispone en el sector Este del yacimiento y está compuesto en gran parte por Andesita (93%) y en menor medida Pórfido Feldespato-Cuarzo (7%), con bajas leyes de Au y leyes considerables de Ag. Este conglomerado corresponde a roca ígnea predominantemente volcánica, perteneciente a la secuencia de roca huésped del yacimiento Molejón. Este tipo de roca se caracteriza por presentar bajas concentraciones de Au salvo en sectores minoritarios y particulares en contacto con la Brecha de Cuarzo.

El conglomerado 2 se dispone en el sector Oeste del yacimiento, por sobre la Brecha mineralizada, y está compuesto por Andesita (62%) con bajas leyes de Au y Ag, y por Pórfido Feldespato-Cuarzo (38%) con bajas leyes de Au y leyes considerables de Ag. De manera similar al conglomerado 1, es posible clasificar a esta agrupación como parte de la secuencia de roca huésped del yacimiento.

El conglomerado 3 se dispone en el sector central del yacimiento, mayoritariamente en profundidad, y está compuesto en gran parte por Andesita (96%) y en menor medida por Pórfido Feldespato-Cuarzo (4%), con muy bajas leyes de Au y leyes considerables de Ag. De manera similar a los conglomerados 1 y 2, es posible clasificar a esta agrupación como parte de la secuencia de roca huésped. En particular para la porción de intrusivo identificada por este conglomerado, se tienen leyes de Au prácticamente nulas (0.08 g/ton) lo cual se presume corresponde a la agrupación de diques con nulo interés económico.

El conglomerado 4 está compuesto por Brecha de Cuarzo (59%) y Sapolita (41%), con altas leyes de Au y Ag. Este conglomerado reúne las principales litologías con interés económico. Ambos dominios litológicos son intrínsecamente distintos, esto es, la Sapolita corresponde a un horizonte sedimentario formado en superficie mientras que la Brecha de Cuarzo se ha emplazado a través de roca huésped por acción de fluidos de relleno ricos en sílice. Ahora bien, existe una relación entre ambos dominios basada en la exhumación de la Brecha mineralizada y su posterior meteorización. Las condiciones climatológicas de altas precipitaciones facilitan la intensa meteorización de rocas ígneas enriquecidas en Au en las proximidades de la brecha, en un ambiente oxidante, con intensa lixiviación lo cual se condice con las bajas concentraciones de Cu que se observan en el yacimiento. Acorde a las descripciones de terreno, evidencia de esto corresponde a vetas observadas en superficie, las cuales parecieran estar cortando a la Sapolita, siendo remanentes de la meteorización descrita producto de la resistencia que presenta el cuarzo a ser meteorizado. En función de esta relación es posible afirmar que existe una relación geológica entre ambos dominios, la cual puede dilucidarse a través de las concentraciones de interés económico.

Finalmente, este algoritmo ha sido capaz de reconocer la secuencia de roca huésped segmentándola en los conglomerados 1, 2 y 3, además de reconocer ambos dominios litológicos de interés en el conglomerado 4, respetando el control estructural del yacimiento a pesar de no contar con datos estructurales. Por este motivo se considera que esta agrupación es geológicamente coherente.

9.2. PAM

9.2.1. ANÁLISIS ESPACIAL

Se realiza un análisis de espaciamiento máximo, en el cual se considera por sobre el umbral a aquellos objetos que interrumpen una continuidad mayor a 100 m con otro objeto, considerando como medición inicial al medoide.

Es posible afirmar que entre un 1.97% a 8.04% de los objetos por conglomerado se encuentra por sobre el umbral de espaciamiento máximo de 100 m (Tabla 27). De manera global, se tiene un 4.33 % de objetos por sobre el umbral de espaciamiento.

Finalmente, es posible afirmar que los conglomerados obtenidos se encuentran levemente fragmentados.

CLUSTER	OBJETOS TOTALES	OBJETOS SOBRE UMBRAL DE ESPACIAMIENTO	OBJETOS SOBRE UMBRAL DE ESPACIAMIENTO [%]
1	1515	64	4.22
2	1620	57	3.52
3	1929	155	8.04
4	2387	47	1.97
TOTAL	7451	323	4.33

Tabla 27: Objetos sobre umbral de espaciamiento máximo por conglomerado para algoritmo PAM.

Además, del análisis de contacto entre conglomerados (ver Anexo 12.1) es posible afirmar que existen límites duros entre el conglomerado 1 y los conglomerados 2 y 3.

9.2.2. ANÁLISIS ESTADÍSTICO

9.2.2.1. Intergrupual

Todos los conglomerados obtenidos se caracterizan por presentar distribuciones lognormales de Au.

El conglomerado 1 se caracteriza por presentar las leyes medias más altas de Au y Ag, en comparación con el resto de los conglomerados. En particular para Au y Ag, estos valores se acompañan de elevadas desviaciones estándar. Este conglomerado presenta leyes medias elevadas de MoS₂, por sobre los conglomerados 3 y 4 y por debajo del conglomerado 2.

El conglomerado 2 se caracteriza por presentar leyes medias bajas de Au y Ag acompañadas de valores bajos para sus varianzas, presenta una ley media de Au similar al conglomerado 3 y una ley media de Ag similar al conglomerado 4. También se

observan las mayores leyes de MoS₂ en comparación al resto de los conglomerados, acompañadas a su vez de una varianza extremadamente alta.

El conglomerado 3 presenta bajas leyes medias de Au y MoS₂ acompañado de valores bajos para sus varianzas, presentando también altas leyes medias de Ag, por sobre los conglomerados 2 y 4 y por debajo del conglomerado 2, con valores moderados para su varianza. Además, este conglomerado presenta bajas leyes medias de MoS₂ similares al conglomerado 4.

El conglomerado 4 presenta bajas leyes medias para Au, Ag y MoS₂, acompañado de bajos valores para sus varianzas.

Debido a que la máxima ley media de Au es de 1.13 g/ton y a que la máxima ley media de Ag es de 1.72 g/ton, ambas en el conglomerado 1, es posible afirmar que este agrupamiento reconoce un conglomerado de alta ley de Au y Ag. Además, debido a que la mínima ley media de Au es de 0.12 g/ton y la mínima ley media de Ag es de 0.59 g/ton, ambas en el conglomerado 4, es posible afirmar que se reconoce un conglomerado de baja ley de Au y Ag.

Todos los conglomerados poseen leyes medias bajas de Cu, prácticamente idénticas entre sí, motivo por el cual no aportan mayormente al análisis.

Finalmente, es posible afirmar que los conglomerados poseen estadísticas descriptivas considerablemente disimiles entre sí, lo cual es indicio de un buen agrupamiento.

9.2.2.2. Intragrupal

Considerando las variables detalladas en la sección 8.2.1.1, se calculan los índices de Dunn y de Davis-Bouldin para los conglomerados obtenidos, los cuales tienen un valor de $8 \cdot 10^{-4}$ y de 2.26 respectivamente.

Debido a que se busca el máximo valor del índice de Dunn y el mínimo valor del índice de Davis Bouldin es posible afirmar que, en comparación al resto de los algoritmos de agrupamiento, este agrupamiento no es óptimo.

9.2.3. ANÁLISIS GEOLÓGICO

Al igual que para K-Medias, los dominios litológicos Andesita, Brecha de Cuarzo y Pórfido Feldespato-Cuarzo, forman parte de las categorías en los medoides obtenidos. Por este motivo es posible afirmar que existe una diferenciación litológica considerable en la generación de conglomerados por parte de la máquina. Estos medoides se encuentran dispuestos en dirección NW-SE, lo cual, es coherente con la dirección de mayor variación litológica del yacimiento.

El conglomerado 1 se dispone en dirección NE-SW siguiendo la orientación de la Brecha de Cuarzo. Está compuesto por Brecha de Cuarzo (54%), Saprolita (26%) y Pórfido Feldespato-Cuarzo (20%), con altas leyes de Au y Ag. La agrupación de Brecha de Cuarzo y roca intrusiva mineralizada es coherente con las descripciones del yacimiento, en donde rocas ígneas en contacto directo con la Brecha se encuentran enriquecidas en

Au. Por su parte, este conglomerado no considera a la Saprolita de manera global y solo aglomera aquellas porciones con altas leyes limitadas a las proximidades de la Brecha mineralizada.

El conglomerado 2 se dispone en el sector Oeste del yacimiento y en profundidad, por sobre la Brecha mineralizada. Está compuesto por Pórfido Feldespato-Cuarzo (51%), Andesita (32 %), ambos dominios litológicos con bajas leyes de Au y Ag, Saprolita (13 %) con altas leyes de Au y Ag, y Brecha de Cuarzo (4%) con leyes considerables de Au y Ag. Este conglomerado puede considerarse como azaroso en la consideración de litologías y leyes, y solo es posible destacar el reconocimiento de la porción de Saprolita en la porción NW del yacimiento.

El conglomerado 3 se dispone en el sector Sureste del yacimiento, y está compuesto principalmente por Andesita (91%) y en menor medida por Pórfido Feldespato-Cuarzo (8%), ambos con bajas leyes de Au y Ag. El resto de las litologías conforman tan solo un 1% del conglomerado. Este conglomerado está compuesto mayoritariamente por roca ígnea, predominantemente volcánica, perteneciente a la secuencia de roca huésped del yacimiento, la cual se caracteriza por presentar bajas concentraciones de Au en sectores alejados de la Brecha mineralizada.

El conglomerado 4 se dispone en el sector Noroeste del yacimiento, y se compone principalmente de Andesita (90%) y Pórfido Feldespato-Cuarzo (10%) con bajas leyes de Au y Ag. De manera análoga al conglomerado 3, se considera que pertenece a la secuencia de roca huésped del yacimiento.

Finalmente, es posible destacar al conglomerado 1, el cual es consistente con el control estructural y de mineralización que presenta el yacimiento. Considerando el agrupamiento completo, es posible afirmar que no existe una identificación acabada de los dominios de alta ley, en particular para la Saprolita, la cual se encuentra reducida espacialmente a las proximidades de la Brecha de Cuarzo en el conglomerado 1. El hecho de que este agrupamiento considere litologías de distinto tipo en el conglomerado 2, sumado a la presencia de porcentajes restantes y muy minoritarios que engloban al resto de las litologías en el conglomerado 3, permite afirmar que este agrupamiento es capaz de reconocer dominios de interés en una primera aproximación, sin embargo, no es geológicamente coherente.

9.3. CLARA

9.3.1. ANÁLISIS ESPACIAL

Se realiza un análisis de espaciamiento máximo, en el cual se considera por sobre el umbral a aquellos objetos que interrumpan una continuidad mayor a 100 m con otro objeto, considerando como medición inicial al medoide.

Es posible afirmar que entre un 2.20% a 27.27% de los objetos por conglomerado se encuentra por sobre el umbral de espaciamiento máximo de 100 m (Tabla 28). Esto ocurre particularmente en el conglomerado 1, de alta ley y con muy pocos objetos en

comparación al resto de los conglomerados. De manera global, se tiene un 4.55 % de objetos por sobre el umbral de espaciamiento.

Finalmente, es posible afirmar que los conglomerados obtenidos se encuentran moderadamente fragmentados.

CLUSTER	OBJETOS TOTALES	OBJETOS SOBRE UMBRAL DE ESPACIAMIENTO	OBJETOS SOBRE UMBRAL DE ESPACIAMIENTO [%]
1	154	42	27.27
2	2273	91	4.00
3	2386	148	6.20
4	2638	58	2.20
TOTAL	7451	339	4.55

Tabla 28: Objetos sobre umbral de espaciamiento máximo por conglomerado para algoritmo CLARA.

Además, del análisis de contacto entre conglomerados (ver Anexo 12.3) es posible afirmar que existen límites duros entre el conglomerado 1 y los conglomerados 2, 3 y 4.

9.3.2. ANÁLISIS ESTADÍSTICO

9.3.2.1. Intergrupala

Todos los conglomerados obtenidos se caracterizan por presentar distribuciones lognormales de Au.

El conglomerado 1 se caracteriza por presentar las leyes medias más altas de Au, Ag y MoS₂, en comparación con el resto de los conglomerados. Estos valores poseen elevadas desviaciones estándar.

Los conglomerados 2, 3 y 4 poseen leyes medias bajas de Au, Ag y MoS₂. Considerablemente similares entre sí, siendo el conglomerado 2 aquel con leyes medias más bajas de Ag, apenas diferenciable del conglomerado 4 el cual posee además las leyes medias más bajas de Ag y MoS₂.

Debido a que la máxima ley media de Au es de 10.19 g/ton, la máxima ley media de Ag es de 13.68 g/ton y a que la máxima ley media de MoS₂ es de 27.83 g/ton, todas pertenecientes al mismo conglomerado, es posible afirmar que este agrupamiento reconoce un conglomerado de altas leyes el cual, al diferenciarse por sobre los demás conglomerados contando solamente con 154 objetos, es altamente selectivo.

Todos los conglomerados poseen leyes medias bajas de Cu, prácticamente idénticas entre sí, motivo por el cual no aportan mayormente al análisis.

Finalmente, es posible afirmar que los conglomerados no presentan estadísticas descriptivas considerablemente disímiles entre sí, destacando solamente la existencia de un conglomerado de altas leyes. Esto puede ser indicativo de un mal agrupamiento.

9.3.2.2. Intragrupal

Considerando las variables detalladas en la sección 8.3.1.1, se calculan los índices de Dunn y de Davis-Bouldin para los conglomerados obtenidos, los cuales tienen un valor de $7 \cdot 10^{-4}$ y de 2.36 respectivamente. En particular este método de agrupamiento posee el menor valor del índice de Dunn.

Debido a que se busca el máximo valor del índice de Dunn y el mínimo valor del índice de Davis Bouldin es posible afirmar que, en comparación al resto de los algoritmos de agrupamiento, este agrupamiento no es óptimo.

9.3.2. ANÁLISIS GEOLÓGICO

Solamente los dominios litológicos de Andesita y Pórfido Feldespato-Cuarzo forman parte de las categorías en los medoides obtenidos, de esta manera no se cuenta con una diferenciación litológica considerable en la generación de conglomerados por parte de la máquina. Estos medoides se encuentran distribuidos en dirección NW-SE, lo cual, es coherente con la dirección de mayor variación litológica en el yacimiento.

El conglomerado 1 se dispone en el sector NE del yacimiento y está compuesto por Brecha de Cuarzo (38%), Pórfido Feldespato-Cuarzo (26%), Andesita (26%) y Sapolita (10%), con muy altas leyes de Au y Ag. Este conglomerado posee una cantidad de objetos considerablemente menor en relación al resto, puede considerarse como azaroso en la consideración de litologías y no es posible identificar patrones en la distribución de leyes. Podría catalogarse como un conglomerado en extremo selectivo de alta ley, sin embargo, ignora altas leyes superficiales en el sector SE del yacimiento las cuales debieran considerarse al menos si se quiere identificar bien a la Sapolita enriquecida en Au en un conglomerado de alta ley.

El conglomerado 2 se dispone en el sector NW del yacimiento, por sobre la Brecha mineralizada, y está compuesto por Pórfido Feldespato-Cuarzo (49%), por Andesita (25%), por Sapolita (16%), con bajas leyes de Au y Ag, y por Brecha de Cuarzo (10%) con leyes considerables de Au y Ag. Este conglomerado puede considerarse como azaroso en la consideración de litologías y no posible identificar patrones en la distribución de leyes.

El conglomerado 3 se dispone en el sector SE del yacimiento y está compuesto por Andesita (70%), con bajas leyes de Au y Ag, por Brecha de Cuarzo (12%), por Sapolita (10%) y por Pórfido Feldespato-Cuarzo (8%), con altas leyes de Au y Ag. Este conglomerado es azaroso en la consideración de litologías, no obstante, es capaz de reconocer una porción de interés económico en el yacimiento, la cual además se limita con la disposición de la Brecha mineralizada.

El conglomerado 4 se dispone en el sector central del yacimiento, en dirección NW-SE y en profundidad. Está compuesto por Andesita (81%), Brecha de Cuarzo (12%) Pórfido Feldespato-Cuarzo (7%), con bajas leyes de Au y Ag. Este conglomerado interrumpe la continuidad de la Brecha mineralizada y parece no estar en lineamiento con el control estructural del yacimiento.

Finalmente, debido a la gran aleatoriedad que presentan los conglomerados obtenidos, tanto en las litologías y leyes consideradas, así como también en su disposición espacial, es posible afirmar que este agrupamiento no es geológicamente coherente.

9.4. PAM CONSIDERANDO LA FUNCIÓN DE DISTANCIA DE MAHALANOBIS GEOESTADÍSTICO

9.4.2. ANÁLISIS ESPACIAL

Se realiza un análisis de espaciamiento máximo, en el cual se considera por sobre el umbral a aquellos objetos que interrumpan una continuidad mayor a 100 m con otro objeto, considerando como medición inicial al centroide.

Es posible afirmar que hasta un 15.26% de los objetos por conglomerado se encuentra por sobre el umbral de espaciamiento (Tabla 29). Esto ocurre de manera particular en el conglomerado 1 que se caracteriza por poseer altas leyes. En el resto de los conglomerados los objetos por sobre el umbral de espaciamiento son considerablemente menores. De manera global, se tiene un 2.12 % de objetos por sobre el umbral de espaciamiento.

Finalmente, es posible afirmar que los conglomerados obtenidos se encuentran levemente fragmentados.

CLUSTER	OBJETOS TOTALES	OBJETOS SOBRE UMBRAL DE ESPACIAMIENTO	OBJETOS SOBRE UMBRAL DE ESPACIAMIENTO [%]
1	963	147	15.26
2	2054	2	0.10
3	2215	0	0.00
4	2219	9	0.41
TOTAL	7451	158	2.12

Tabla 29: Objetos sobre umbral de espaciamiento máximo por conglomerado para algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.

Además, del análisis de contacto entre conglomerados (ver Anexo 12.4) es posible afirmar que existen límites duros entre el conglomerado 2 y los conglomerados 1 y 4.

9.4.3. ANÁLISIS ESTADÍSTICO

9.4.3.1. Intergrupala

Todos los conglomerados obtenidos se caracterizan por presentar distribuciones lognormales de Au.

El conglomerado 1 se caracteriza por presentar las leyes medias más bajas de Au y Ag, además una ley media de Mos2 elevada en comparación a los conglomerados 2 y 4.

El conglomerado 2 presenta las leyes medias más altas de Au y Ag, acompañadas por valores elevados de desviaciones estándar. Este conglomerado posee además una ley media baja de MoS2 en comparación a los conglomerados 1 y 3.

El conglomerado 3 presenta leyes medias bajas de Au y Ag, levemente mayores a las observadas en el conglomerado 1, contando además con la ley media más alta de MoS₂ acompaña de un elevado valor en su desviación estándar.

El conglomerado 4 presenta leyes medias moderadas de Au y Ag, mayores a las observadas en los conglomerados 1 y 3 y menores a las observadas en el conglomerado 2. Además, este conglomerado posee la ley media más baja de MoS₂ en comparación al resto de los conglomerados.

Todos los conglomerados poseen leyes medias bajas de Cu, prácticamente idénticas entre sí, motivo por el cual no aportan mayormente al análisis.

Finalmente, es posible afirmar que los conglomerados presentan estadísticas descriptivas considerablemente disimiles entre sí, destacando además la existencia de un conglomerado de altas leyes de Au y Ag. Esto puede ser indicativo de un buen agrupamiento.

9.4.3.2. Intragrupal

Considerando las variables detalladas en la sección 8.4.1.1, se calculan los índices de Dunn y de Davis-Bouldin para los conglomerados obtenidos, los cuales tienen un valor de $11 \cdot 10^{-4}$ y de 1.23 respectivamente. En particular, este método de agrupamiento posee el mayor valor del índice Dunn y el menor valor del Davis-Bouldin.

Debido a que se busca el máximo valor del índice de Dunn y el mínimo valor del índice de Davis Bouldin es posible afirmar que, en comparación al resto de los algoritmos de agrupamiento, este agrupamiento no es óptimo.

9.4.4. ANÁLISIS GEOLÓGICO

Los dominios litológicos Andesita, Brecha de Cuarzo y Pórfido Feldespato-Cuarzo, forman parte de las categorías en los medoides obtenidos. Por este motivo es posible afirmar que existe una diferenciación litológica considerable en la generación de conglomerados por parte de la máquina. Estos centroides se encuentran dispuestos en dirección NW-SE, lo cual, es coherente con la dirección de mayor variación litológica del yacimiento.

El conglomerado 1 se dispone en el sector NE del yacimiento y está compuesto por Andesita (65%) con bajas leyes de Au y Ag, Brecha de Cuarzo (21%) con altas leyes de Au y Ag, Pórfido Feldespato-Cuarzo (7%) y Saprolita (7%) con bajas leyes de Au y Ag. A priori, este conglomerado se considera azaroso en la agrupación de litologías, agrupa una porción de escasos sondajes que tienen continuidad directa con el conglomerado 2 y que mantiene la orientación de la Brecha mineralizada en un sector en donde ésta pierde preponderancia espacial. Es en los sondajes más próximos al conglomerado 2 en donde se comparten altas leyes, no obstante, es posible considerar a este conglomerado como uno de baja ley en un sector marginal del yacimiento.

El conglomerado 2 se dispone en el sector SE del yacimiento y está compuesto por Andesita (56%) con leyes considerables de Au y altas leyes de Ag, Brecha de Cuarzo (12%), Pórfido Feldespato-Cuarzo (17%) y Saprolita (15%), con altas leyes de Au y Ag. Este conglomerado agrupa la porción de alta ley de la Brecha mineralizada, considerando las rocas adyacentes enriquecidas y limitando en profundidad con roca huésped.

El conglomerado 3 se dispone en el sector NW del yacimiento y está compuesto por Andesita (49%), Pórfido Feldespato-Cuarzo (35%), con bajas leyes de Au y Ag, y Saprolita (11%) y Brecha de Cuarzo (5%) con altas leyes de Au y Ag. Este conglomerado se considera azaroso en la agrupación de litologías y leyes, no obstante, reconoce la sección NW del yacimiento en donde se encuentra la porción exhumada de Brecha mineralizada además de la Saprolita enriquecida. En profundidad limita directamente con el conglomerado 4 respetando el buzamiento de la Brecha de Cuarzo.

El conglomerado 4 se dispone en la porción central del yacimiento y en profundidad, está compuesto por Andesita (70%) con bajas leyes de Au y Ag, Brecha de Cuarzo con altas leyes de Au y Ag (16%) y Pórfido Feldespato-Cuarzo (14%) con bajas leyes de Au y Ag. Todos los dominios litológicos poseen bajas leyes de MoS₂. A priori, se considera azaroso en la agrupación de litologías y leyes. Destaca por mantener cierta influencia del control estructural presente en el yacimiento, al mantener el buzamiento de la Brecha mineralizada. No obstante, no reconoce el contacto con roca huésped en profundidad.

Todos los conglomerados poseen leyes medias bajas de Cu, prácticamente idénticas entre sí, motivo por el cual no aportan mayormente al análisis

Finalmente, es posible destacar al conglomerado 2, el cual es consistente con el control estructural y de mineralización que presenta el yacimiento al considerar la Brecha de Cuarzo y sus rocas adyacentes enriquecidas. Para el resto de los conglomerados, litologías y leyes han sido agrupadas de manera variada a lo largo de sondajes en su mayoría completos. La Saprolita no ha sido identificada como una capa superficial y sus valores han influido en la identificación de sectores notoriamente delimitados en la horizontal. Debido a que este agrupamiento reconoce un conglomerado de alta ley y en consideración de que la disposición espacial de los conglomerados respeta el control estructural del yacimiento, se considera que este agrupamiento es geológicamente coherente.

9.5. SELECCIÓN DE MEJOR ALGORITMO

A partir de los resultados obtenidos, es posible afirmar que el mejor algoritmo de agrupamiento implementado corresponde a PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico propuesta por Fustos (2017).

	K-MEDIAS	PAM	CLARA	PAM-MAHALANOBIS GEOESTADÍSTICO
FRAGMENTACIÓN GLOBAL [%]	4.62	4.33	4.55	2.12
CONGLOMERADOS ESTADÍSTICAMENTE DISTINTOS	No	Si	No	Si
ÍNDICE DE DUNN	$8 \cdot 10^{-4}$	$8 \cdot 10^{-4}$	$7 \cdot 10^{-4}$	$11 \cdot 10^{-4}$
ÍNDICE DE DAVIS- BOULDIN	2.63	2.26	2.36	1.23
GEOLÓGICAMENTE COHERENTE	Si	No	No	Si
CONSIDERA DEPENDENCIA ESPACIAL DE VARIABLES	No	No	No	Si

Tabla 30: Tabla comparativa entre distintos métodos de agrupamiento implementados.

Respecto al criterio espacial de validación, este método de agrupamiento presentó la menor fragmentación global, la cual es arrastrada a partir de un solo conglomerado marginal en el yacimiento, además de límites duros entre el conglomerado de alta ley y sus conglomerados colindantes. Con base en el criterio estadístico, cuenta con conglomerados estadísticamente distintos (lo cual corresponde a la exigencia básica para todo agrupamiento) además posee el mayor índice de Dunn y el menor índice de Davis-Bouldin, motivo por el cual se está frente a los conglomerados más compactos del conjunto de algoritmos. En cuanto al criterio geológico es posible afirmar que reconoce las porciones NW y SE que son de principal interés para definir dominios de estimación respetando los límites entre ambas, así como también se reconoce la consideración del control estructural. No obstante, no reconoce a la Saprolita como un dominio exclusivo y tiende a considerar sondajes por completo. Este criterio se considera el más débil de los implementados para la validación y se profundizará al respecto en el siguiente capítulo.

CAPÍTULO 10

10. DISCUSIONES

10.1.GEOLOGÍA

Tras implementación de la metodología de agrupamiento se reconocen sectores de interés previamente identificados con la metodología convencional. Estos sectores corresponden a la porción NW y SE del yacimiento. Además, se reconoce la influencia del control estructural del yacimiento en la disposición de los conglomerados. En particular, esta metodología ha demostrado ser útil para la identificación de un conglomerado de alta ley, coherente con la disposición de la Brecha mineralizada y las rocas enriquecidas en contacto.

En cuanto a las variables de entrada utilizadas, se destacan las variables geoquímicas de Au y Ag, las cuales contribuyeron en gran parte a definir un control espacial en el yacimiento debido a su estrecha relación con la Brecha de Cuarzo en el sector SE y con la porción menor de Brecha de Cuarzo de buzamiento subhorizontal en la porción NW. Además, el uso de coordenadas espaciales como variables de entrada permite generar conglomerados espacialmente conexos contribuyendo a su vez a un mayor control espacial. Por su parte las variables de Cu y MoS₂, al encontrarse en concentraciones menores, contribuyen a la caracterización de un fondo geoquímico en el yacimiento al momento de la clasificación.

En cuanto a las principales deficiencias de esta agrupación destaca una pobre selectividad reflejada en la no identificación de una porción superficial enriquecida correspondiente a horizontes con meteorización saprolítica. De igual manera, esto se refleja en una pobre definición de contactos entre conglomerados dado que no se logra identificar el contacto entre Brecha de Cuarzo y roca huésped propilitizada en profundidad.

10.2.MÉTODO DE AGRUPAMIENTO

El método de agrupamiento PAM en consideración de la función de distancia de Mahalanobis Estadístico cumplió con las expectativas de desempeño y validación por sobre métodos de agrupamiento que no integran la dependencia espacial al proceso. A partir de una base de datos heterotópica sin valores nulos en sus variables, se obtuvieron conglomerados poco fragmentados, compactos, estadísticamente distintos y geológicamente coherentes considerando una detección temprana de dominios de estimación.

En comparación a la metodología convencional, las principales ventajas corresponden al tiempo de implementación y la integración de conocimiento al proceso. En cuanto al tiempo de implementación, una vez desarrollado el algoritmo de agrupamiento es capaz de generar resultados en minutos, en contraste con los días o semanas que puede conllevar una definición de dominios convencional. Esta metodología también saca

provecho de múltiples variables de entrada, las cuales en su mayoría son ignoradas en la metodología convencional al no presentar un interés económico. De esta manera es posible garantizar la integración de nuevo conocimiento aprovechando una base de datos multivariada.

En cuanto a las principales desventajas en comparación con la metodología convencional, si bien se ha logrado identificar porciones de interés inicial, no se ha logrado identificar de manera precisa los límites entre los distintos dominios. De esta manera, con la aplicación directa de este método de agrupamiento, no es posible transmitir selectividad a los procesos posteriores.

En consideración de lo anterior, se reconocen las siguientes debilidades en la implementación de este método de agrupamiento:

(1) Para la generación de la matriz de distancia de Mahalanobis Geoestadístico, se normaliza la función de distancia Euclidiana, la cual no es recomendable para grandes bases de datos multivariados, debido a que el error se propaga de manera cuadrática. Si bien en la implementación final del algoritmo se utilizó una base de datos con una menor cantidad de objetos (a modo de cumplir con la condición de no valores nulos), esta consideración se debe tener en cuenta si se quiere implementar en grandes bases de datos.

(2) En la obtención de la matriz de variogramas directos y cruzados se trabaja para el caso omnidireccional con la finalidad de obtener el caso general de estudio, motivo por el cual se desaprovecha la anisotropía del yacimiento en el cómputo.

(3) En particular la implementación de este método de agrupamiento demanda objetos sin admitir valores nulos, lo cual se aleja de la realidad de las bases de datos convencionales.

(4) Si bien la metodología implementada es más consistente que la metodología convencional en cuanto a criterios de selección, ésta no está exenta de subjetividad ya que se cuenta con una gran cantidad de parámetros por seleccionar con la finalidad de obtener la mejor agrupación posible. Recomendaciones de cómo subsanar estas debilidades son detalladas en la siguiente sección.

10.3.RECOMENDACIONES

Con base en las debilidades observadas en este estudio, se proponen las siguientes recomendaciones para optimizar los resultados y robustecer la generación de dominios de estimación mediante la implementación de algoritmos de agrupamiento.

(1) Implementar metodologías para el reconocimiento inicial de los K conglomerados óptimos a realizar. La selección de la cantidad de conglomerados a generar se reconoce como una etapa inicial y crítica para la obtención de un buen agrupamiento. Si bien es posible analizar la bondad de las divisiones generadas posterior a la implementación para evaluar la unión o eliminación de conglomerados, mediante la utilización de metodologías basadas en criterios de distancia (ej. método del codo) es

posible reducir la incertidumbre en la selección de este parámetro y aumentar la eficiencia del proceso.

- (2) Considerar una mayor cantidad de variables de entrada y su impacto en la implementación del método de agrupamiento. En particular se consideran provechosas variables geoquímicas, mineralógicas y estructurales. Esto con la finalidad de obtener el mayor provecho posible de la data para detectar patrones y estructuras en los datos que se escapan del análisis convencional. Para esta tarea se recomienda implementar técnicas de visualización de datos (ej. mapas de calor y matrices de dispersión).
- (3) Suavizar contactos entre conglomerados mediante la utilización de técnicas de aprendizaje automático supervisado, desde una aproximación de clasificación. Para conseguir una mejor delimitación entre grupos de datos puede ser de especial interés trabajar con técnicas de Maquinas de Vectores de Soporte. Generar modelos de ensamblaje con este tipo de técnicas abre paso a una optimización sistemática y da a lugar a validaciones más robustas.
- (4) Considerar el computo de valores nulos en el método de agrupamiento. Si bien, aumentar el número de variables aumenta el tiempo de cómputo, también aumenta la robustez de los modelos generados a partir de técnicas de aprendizaje automático. Para esta tarea se recomienda considerar, dentro del objeto, solamente aquellas variables que se encuentran definidas. También es posible evaluar la imputación de datos cuando la cantidad de datos nulos es baja y conlleva la consideración de variables de mayor impacto en el algoritmo.
- (5) Considerar direcciones de anisotropía para el cálculo de la matriz de variogramas directos y cruzados. Además, se recomienda implementar ajustes a los variogramas experimentales (ej. modelos variográficos anidados). Esto con la finalidad de transmitir mayor representatividad espacial al proceso.
- (6) Considerar la implementación de nuevas funciones de distancia capaces de integrar momentos de segundo orden en virtud de considerar la dependencia espacial de las variables regionalizadas.

CAPÍTULO 11

11. CONCLUSIONES

El agrupamiento de Partición Alrededor de Medoides considerando la función de Mahalanobis Geoestadístico ha demostrado ser superior al resto de los algoritmos convencionales. Con la utilización de 135 sondajes se ha logrado identificar porciones tempranas de interés en el yacimiento Molejón, correspondientes a los sectores NW y SE.

Entre las principales deficiencias de este método de agrupamiento se encuentra la pobre definición de contactos entre conglomerados, además de una selectividad menor a la metodología convencional al no diferenciar el dominio litológico de Saprolita.

Se reconoce el potencial de este método para generar resultados representativos en etapas tempranas del análisis exploratorio de datos, mas no se recomienda la utilización directa de conglomerados para generar dominios de estimación.

Para eventualmente lograr definir dominios de estimación con un mayor grado de confianza, se recomienda la utilización de metodologías para optimizar la selección de parámetros en el agrupamiento. En segundo lugar, se recomienda implementar técnicas de suavizamiento entre contactos, como lo son algunas técnicas de aprendizaje automático supervisado. Además, se recomienda considerar la anisotropía del yacimiento, así como también la integración de nuevas variables y valores nulos.

En particular el método de agrupamiento implementado, así como también sus parámetros involucrados, son exclusivos del caso de estudio y si bien se pueden ajustar a nuevos casos, es necesario destacar que este proceso no está exento de subjetividad y la generalización de algoritmos de agrupamiento para otros tipos de yacimiento demanda un esfuerzo mayor y que puede ser un foco de estudio interesante para trabajos futuros.

Finalmente, se dan por cumplidos los objetivos de este estudio y se destaca la necesidad de seguir profundizando en metodologías que contribuyan a disminuir la arbitrariedad en la estimación de recursos minerales.

12. BIBLIOGRAFÍA

AAT Mining Services. 2007. Geology & Resource Estimate of the Molejon Gold Deposit. Volume 3. pp. 10-17.

Álvarez, H. 2005. Mineralización aurífera y perspectiva minera de la región norte central de la república de Panamá.

Behre Dolbear & Company (USA), INC. 2011. Molejón Project, NI 43-101 Technical Report, Donoso District, Colon Province. Republic of Panamá. pp. 10-22.

Brock, G., Pihur, V., Datta, Su., Datta, So. 2021. CIVValid, an R package for cluster validation. Department of Bioinformatics and Biostatistics. University of Louisville. pp. 2-8.

Cancino, C. 2014. Comparación de estrategias de compositación. Memoria para optar al Título de Ingeniero Civil de Minas. Universidad de Chile.

Chilès, J. Delfiner, P. 2012. Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty. Second Edition. Willey. New York.

De Maesschalck, R., Jouan-Rimbaud, D., Massart, D.L. 2000. The Mahalanobis Distance. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. 50. 1-18.

Deutsch, C. 2015. Cell Declustering Parameter Selection. University of Alberta.

Emery, X. 2019. Geoestadística. Universidad de Chile.

Faraj, F. 2021. A Simple Unsupervised Classification Workflow for Defining Geological Domains Using Multivariate Data. Mining, Metallurgy & Exploration. pp. 1609 – 1623.

Fustos, R. 2017. Descubrimiento de unidades geometalúrgicas por medio de análisis de conglomerados geoestadístico. Tesis para optar al grado de Doctor en Ingeniería de Minas. Universidad de Chile.

Handl, J., Knowles, J., Kell, D. 2005. Bioinformatics Computational cluster validation in post-genomic data analysis. Bioinformatics.

Hartigan, J., Wong, M. 1979. Algorithm AS 136: A K-Means Clustering Algorithm. Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics). 28. pp. 100-108.

Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. 2008. The Elements of Statistical Learning. Data Mining Inference and Prediction. Second Edition.

Kaufman, L., Rousseeuw, P. 1990. Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis. pp. 68-88.

Lai, H. 2012. Diseño e Implementación de Algoritmos Aproximados de Clustering Balanceado en PSO. Universidad de Chile. Santiago de Chile. Tesis para optar al grado de Magister en Ciencias Mención Computación. Universidad de Chile.

Lange, W. 2012. Modelamiento y co-simulación de leyes de cobre total y soluble. Memoria para optar al Título de Ingeniero Civil de Minas. Universidad de Chile.

Laudrum, D. 1995. 1994 Summary Report – Geological, Geochemical and Diamond Drilling Molejon Project.

MacQueen, J. 1967. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. Proceedings of the 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. Vol. 1. pp. 281–297.

Margallo, M. 2016. Aplicación de técnicas de agrupamiento para la detección de tipos de tiempo atmosféricos condicionados a observaciones en superficie. Trabajo de fin de grado para acceder al Grado en Matemáticas. Universidad de Cantabria. pp. 7-11.

McCune, B., Grace, J. 2002. Analysis of Ecological Communities. M Software Design, Glenden Beach.

Petaquilla Minerals Ltd. 2007. Molejon Data Summary Report.

Redwood, S. 2020. The mineral deposits of Panamá: Arc metallogenesis on the trailing edge of the Caribbean large igneous province. Boletín de la Sociedad Geológica Mexicana 72 (3).

Romary, T., Ors, F., Rivoirard, J., Deraisme, J. 2015. Unsupervised classification of multivariate geostatistical data: two algorithms. *Computers & Geosciences*. 85 (B): 96-103.

Romary, T., Rivoirard, J., Deraisme, J., Quinoes, C., Freulon, X. Domaining by clustering multivariate geostatistical data. Ninth International Geostatistics Congress, 2012. pp. 455 - 466.

Seber, G. 2009. *Multivariate observations*. John Wiley & Sons. University of Auckland. pp. 351-355.

Speidel, F., Faure, S., Smith, M., McArthur, G. 2001. Exploration and discovery at the Petaquilla Copper – Gold Concession, Panama. *Society of Economic Geologist*. Chapter 23.

Varmuza, K., Filzmoser, P. 2016. *Introduction to Multivariate Statistical Analysis in Chemometrics*.

13. ANEXOS

ANEXO A: DESPLIEGUES DE VARIABLES EN EL ESPACIO

1. DESPLIEGUE LITOLÓGICO DEPÓSITO MOLEJÓN

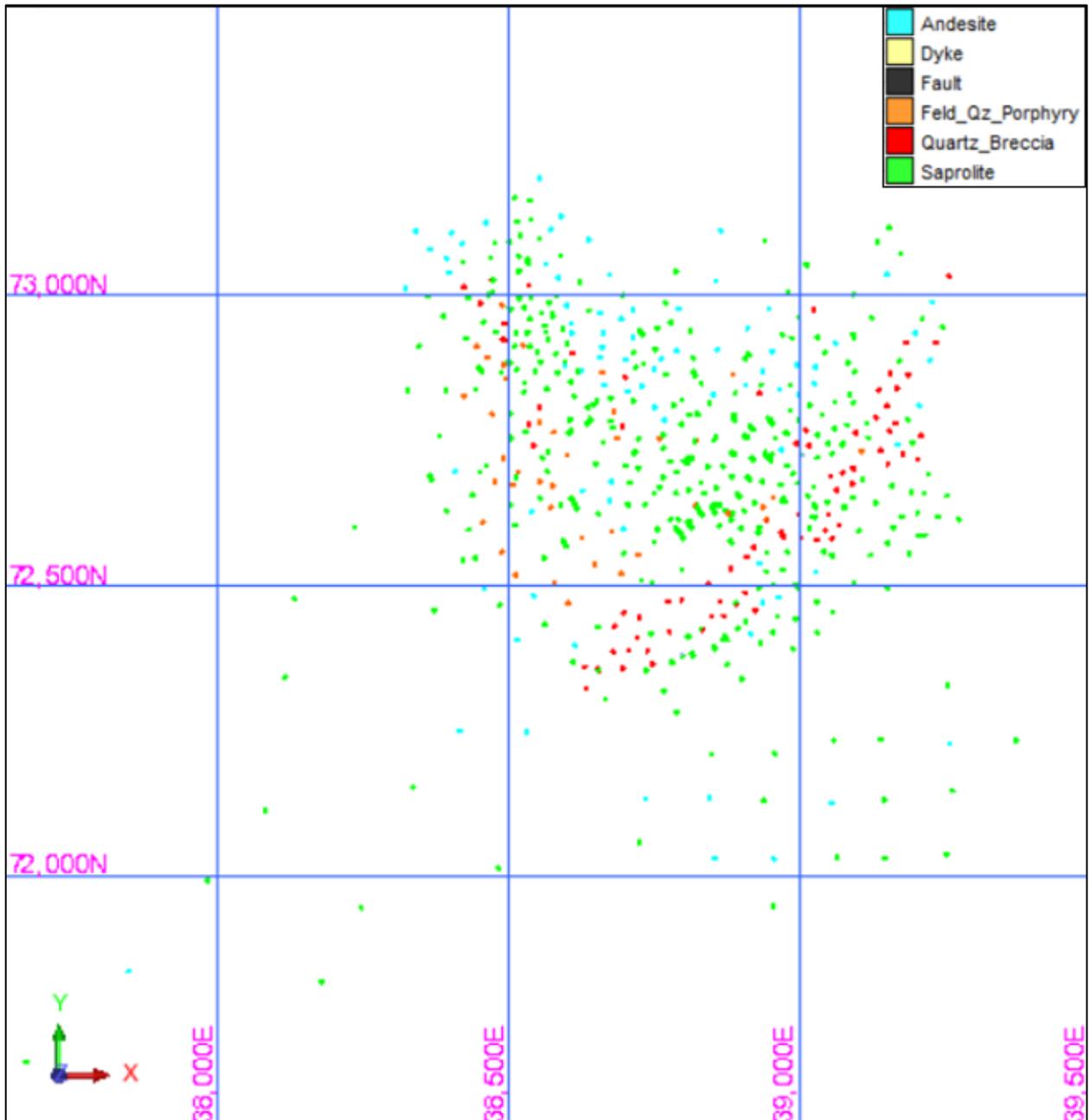


Figura 21: Despliegue gráfico de litologías, sección en planta.

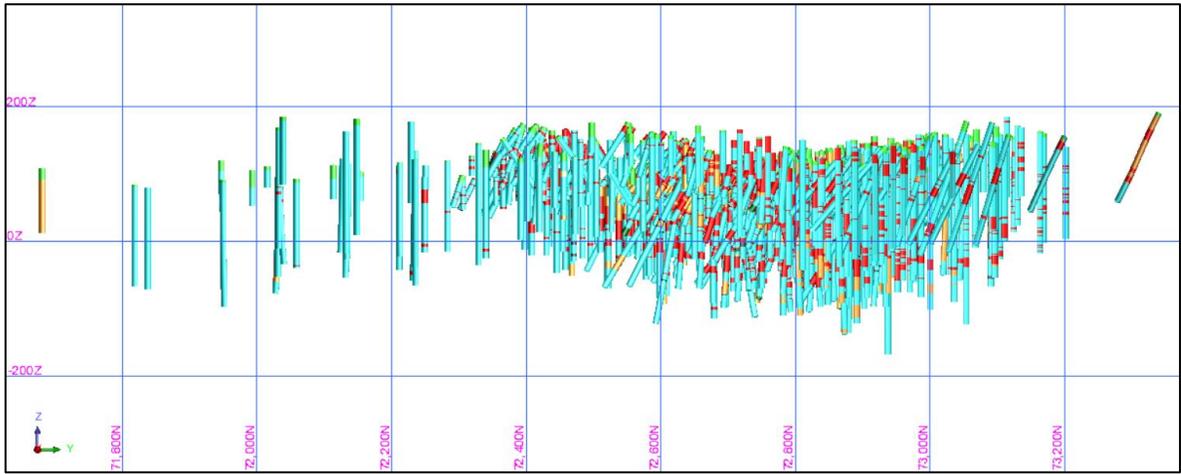


Figura 22: Despliegue gráfico de litologías, sección S-N.

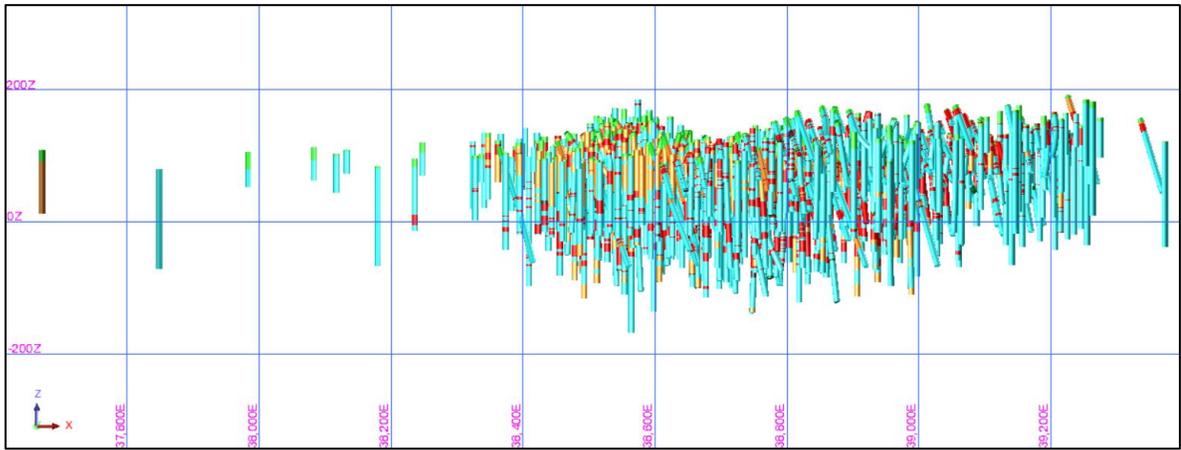


Figura 23: Despliegue gráfico de litologías, sección en planta W-E.

2. DESPLIEGUE LITOLÓGICO LEYES DE ORO

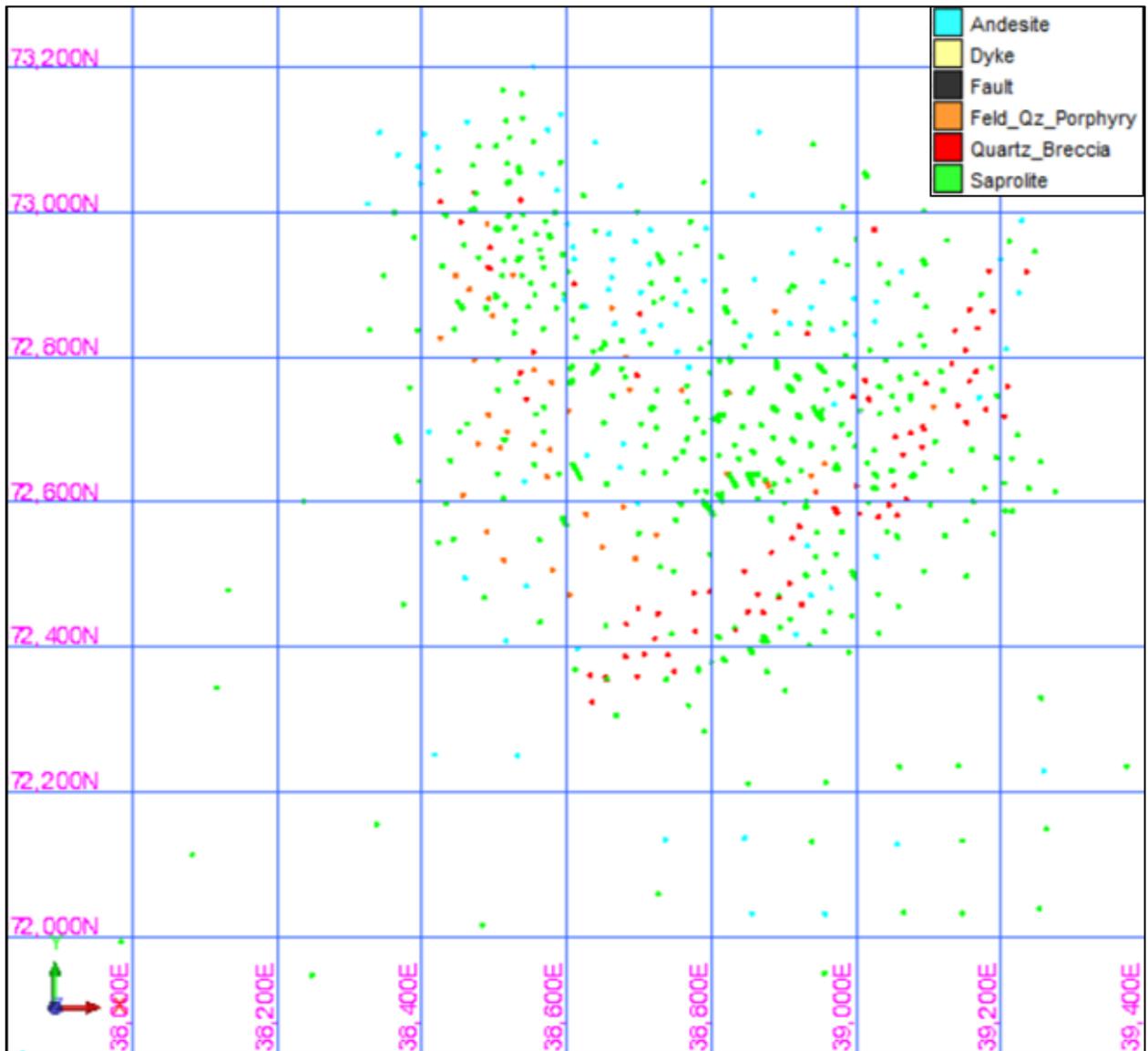


Figura 24: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Au, sección en planta.

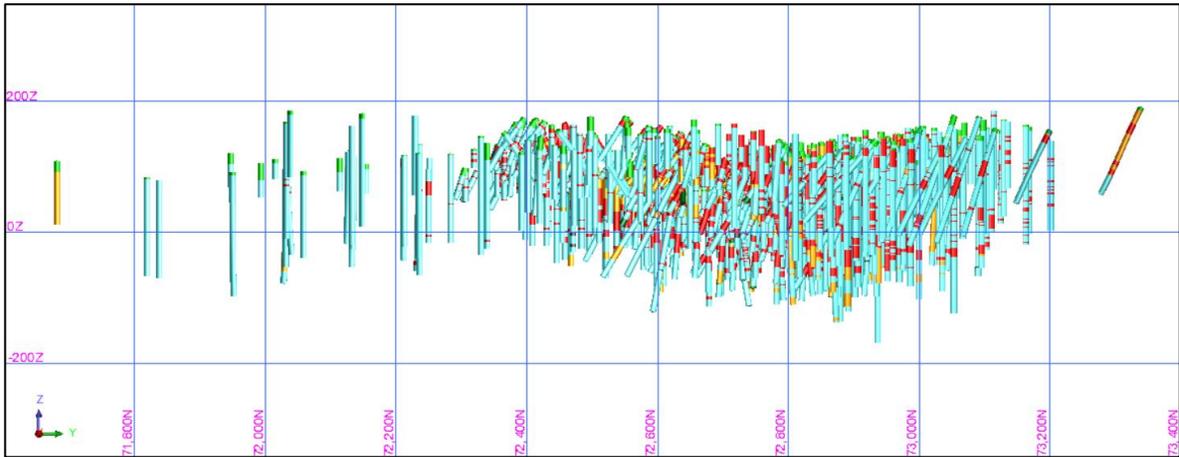


Figura 25: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Au, sección S-N.

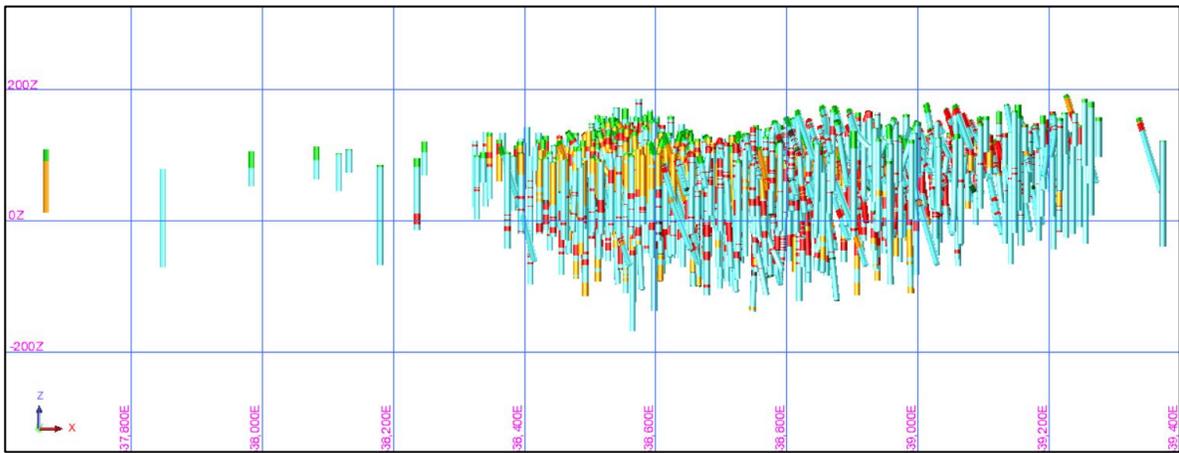


Figura 26: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Au, sección en planta W-E.

3. DESPLIEGUE MUESTREO LEYES DE ORO

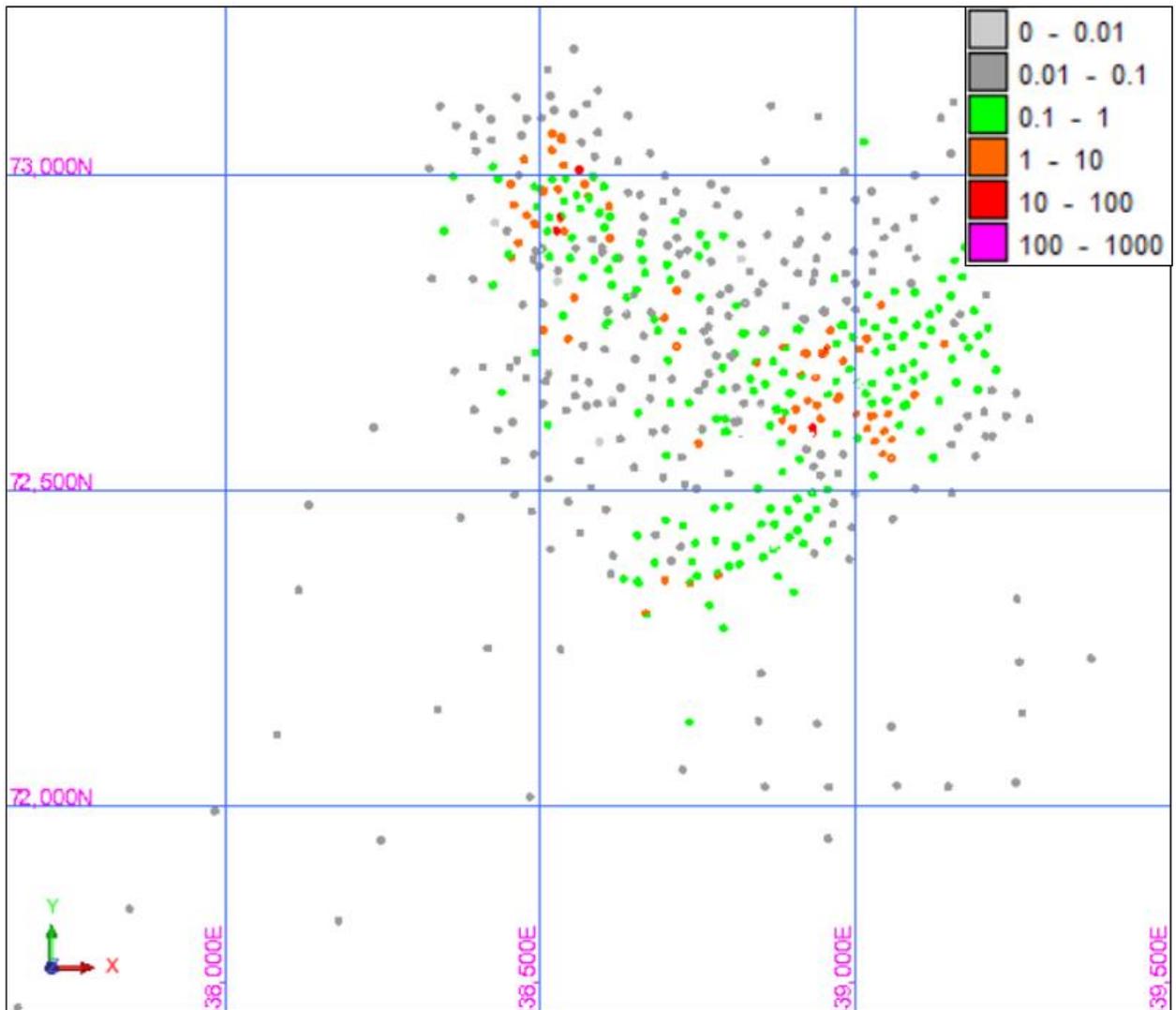


Figura 27: Despliegue gráfico muestras de Au [ppm], sección en planta.

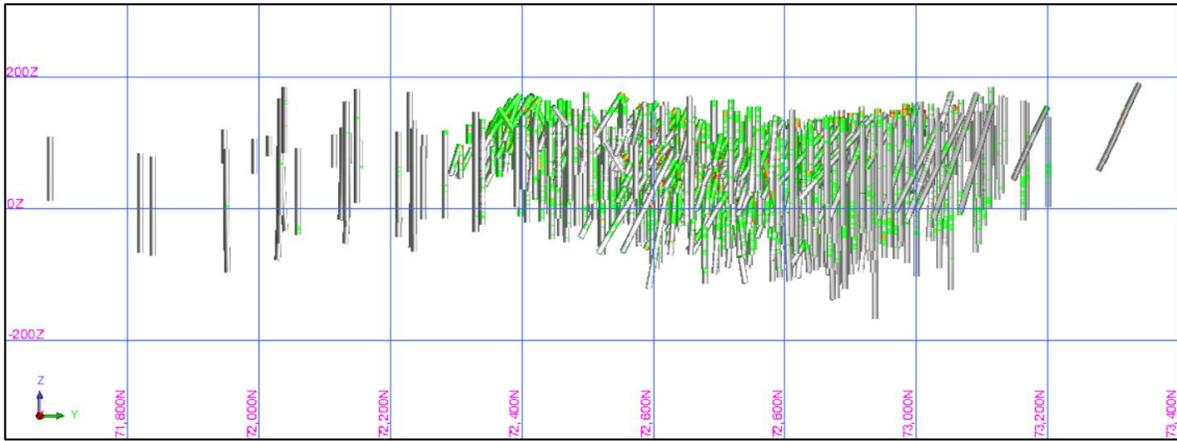


Figura 28: Despliegue gráfico muestras de Au [ppm], sección S-N.

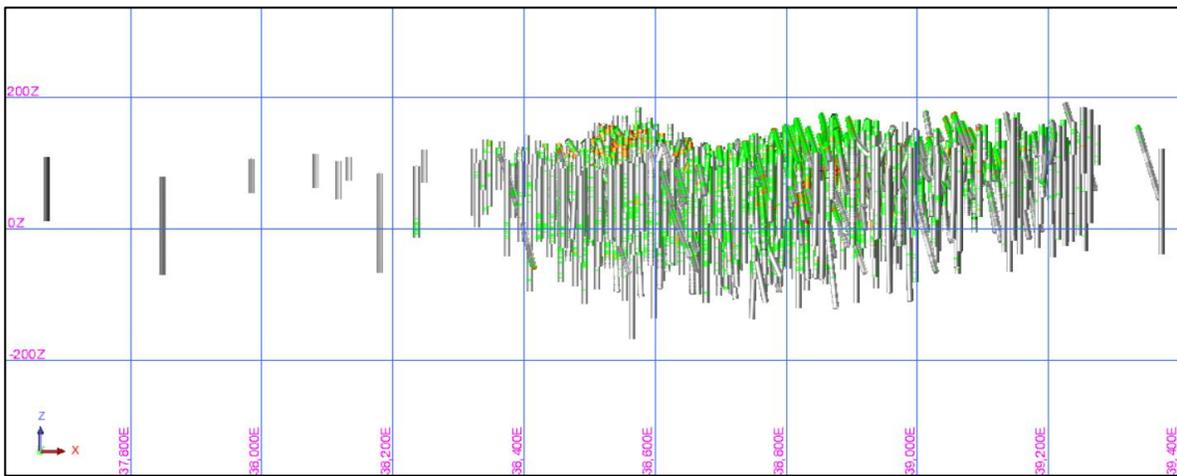


Figura 29: Despliegue gráfico muestras de Au [ppm], sección W-E.

4. DESPLIEGUE LITOLÓGICO LEYES DE PLATA



Figura 30: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Ag, sección en planta.

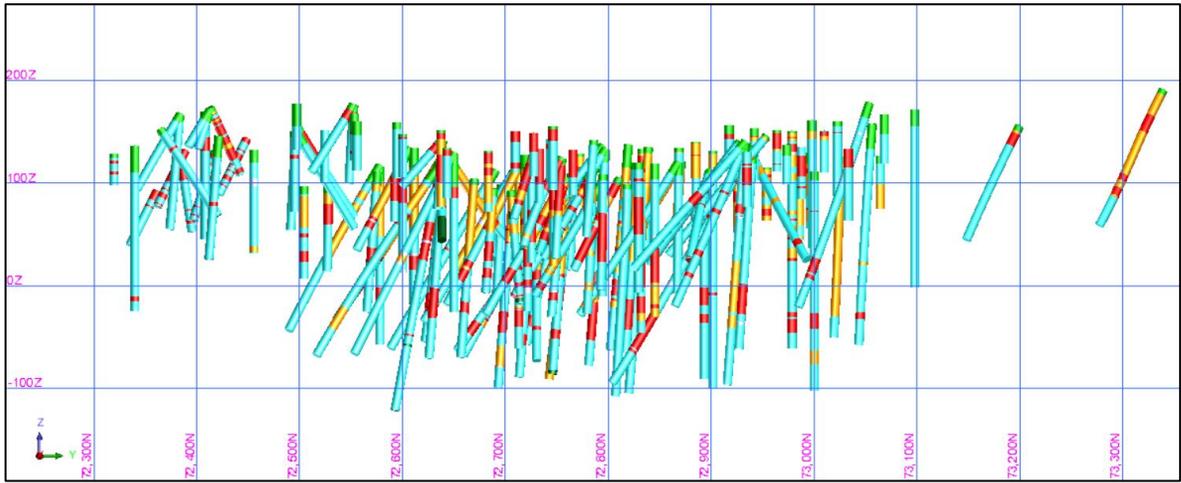


Figura 31: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Ag, sección S-N.

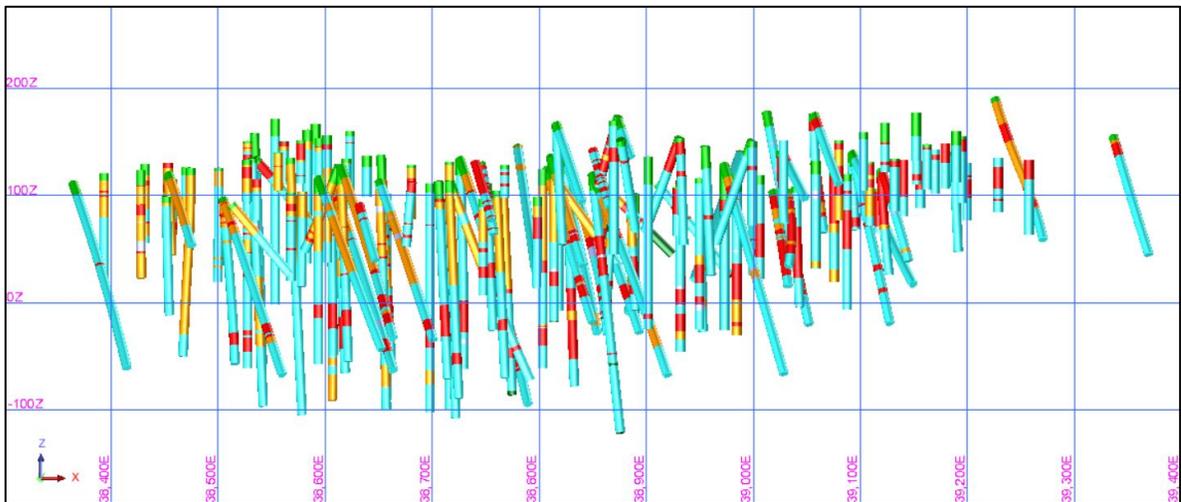


Figura 32: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Ag, sección W-E.

5. DESPLIEGUE MUESTREO LEYES DE PLATA

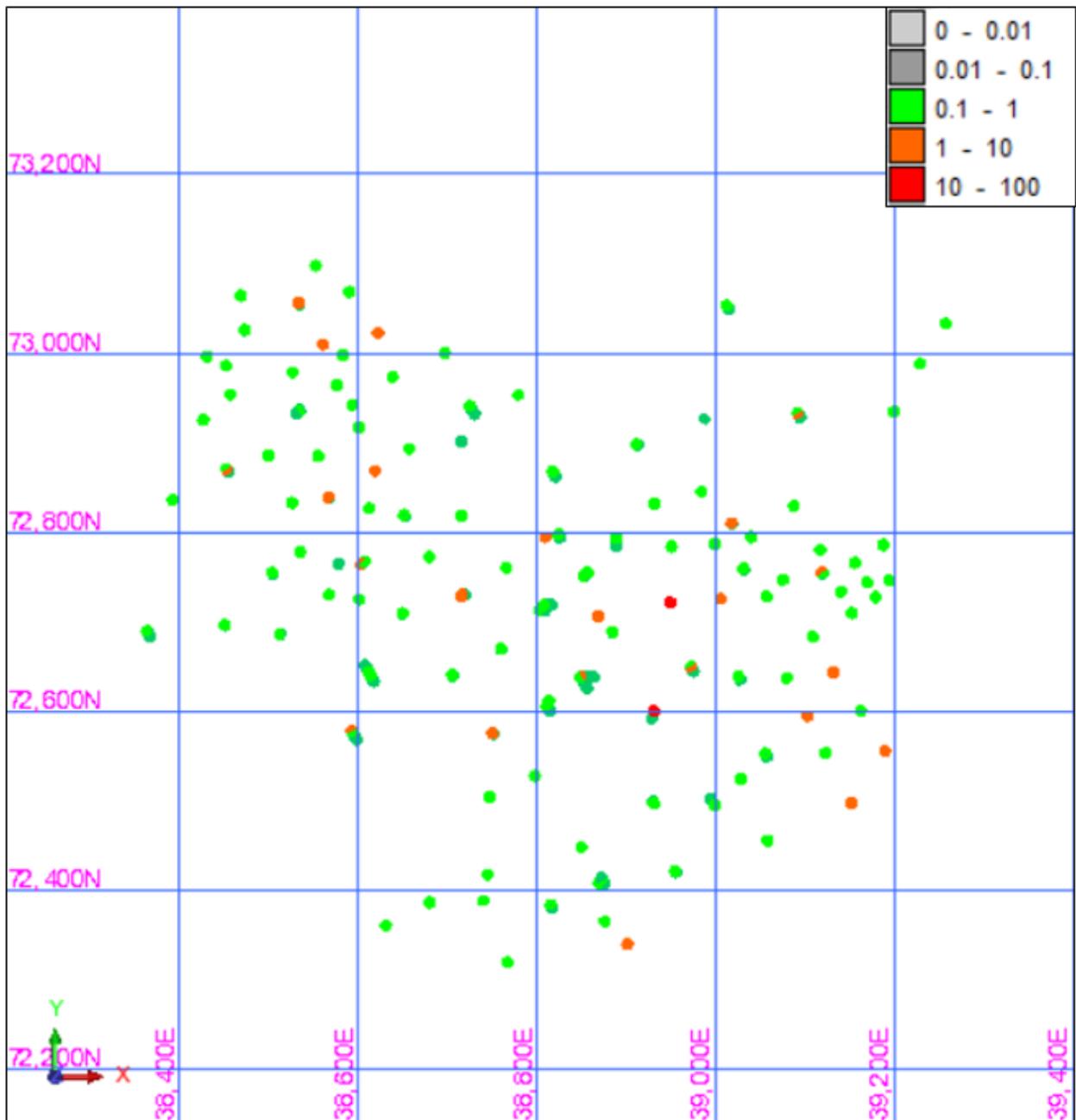


Figura 33: Despliegue gráfico muestras de Ag [ppm], sección en planta.

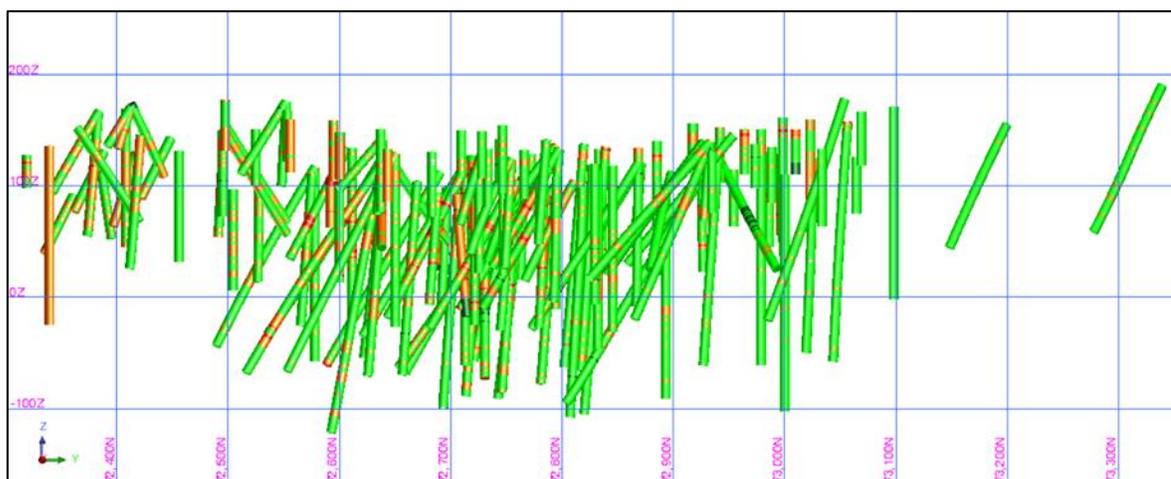


Figura 34: Despliegue gráfico muestras de Ag [ppm], sección N-S.

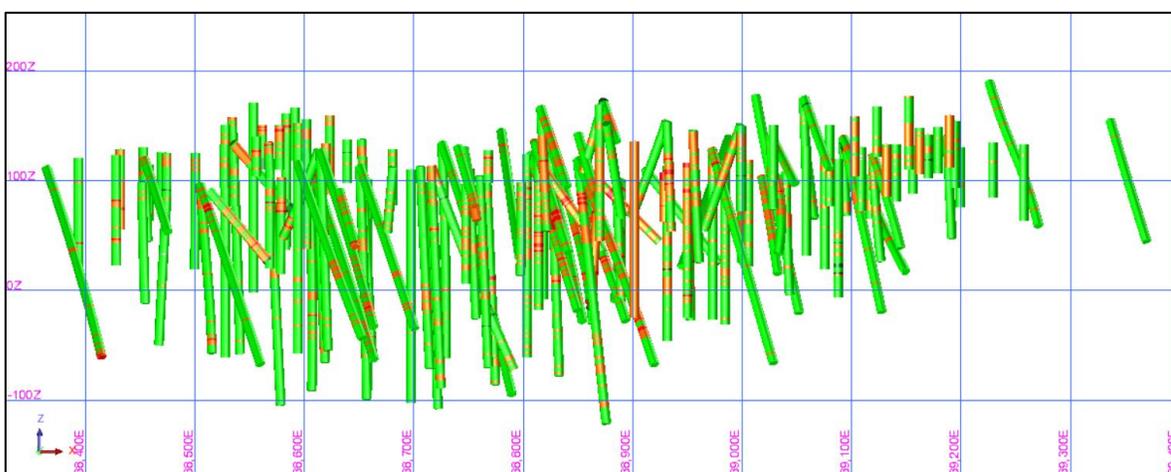


Figura 35: Despliegue gráfico muestras de Ag [ppm], sección W-E.

6. DESPLIEGUE LITOLÓGICO LEYES DE MOLIBDENO



Figura 36: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Mo, sección en planta.

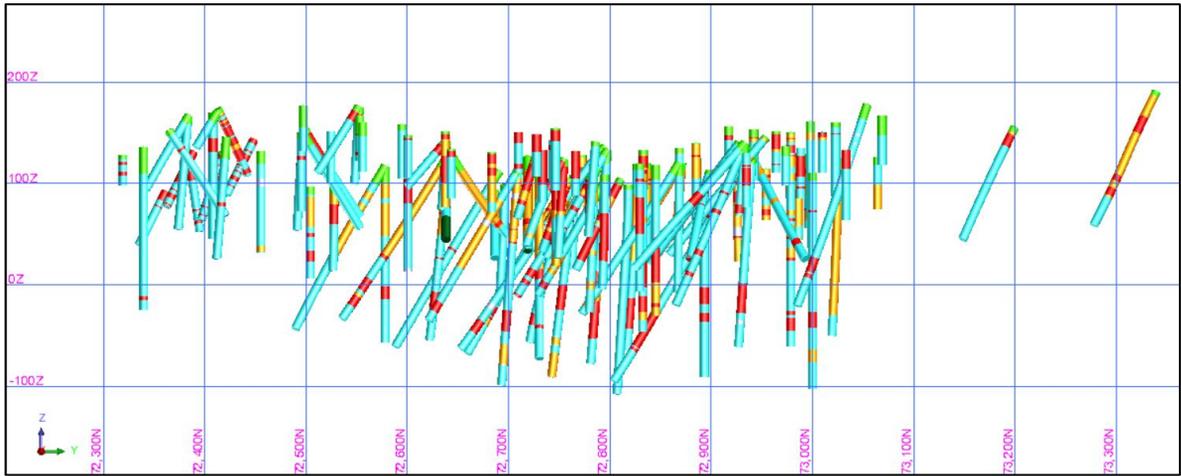


Figura 37: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Mo, sección S-N.

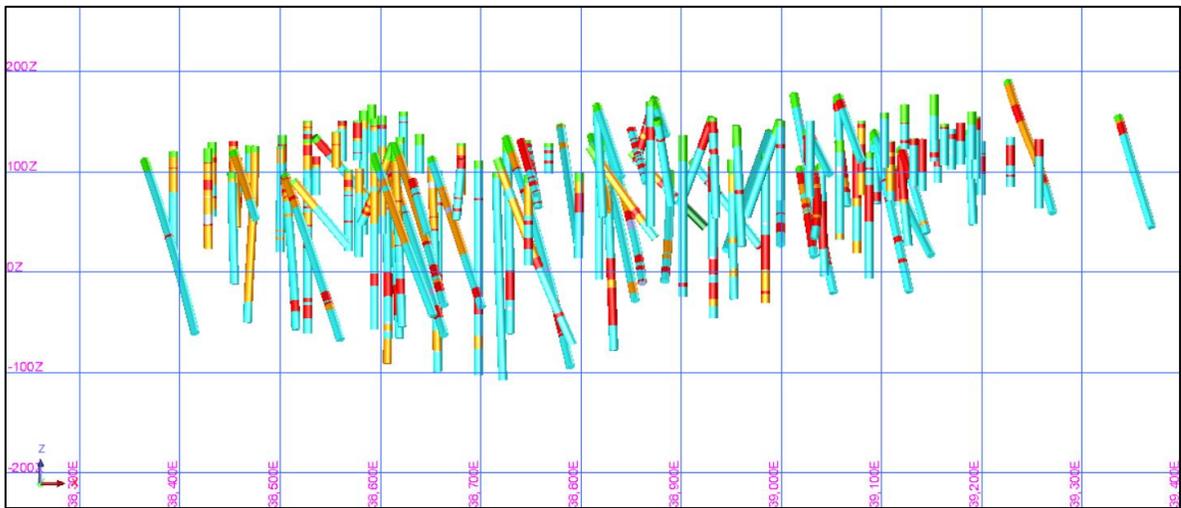


Figura 38: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Mo, sección W-E.

7. DESPLIEGUE MUESTREO LEYES DE MOLIBDENO

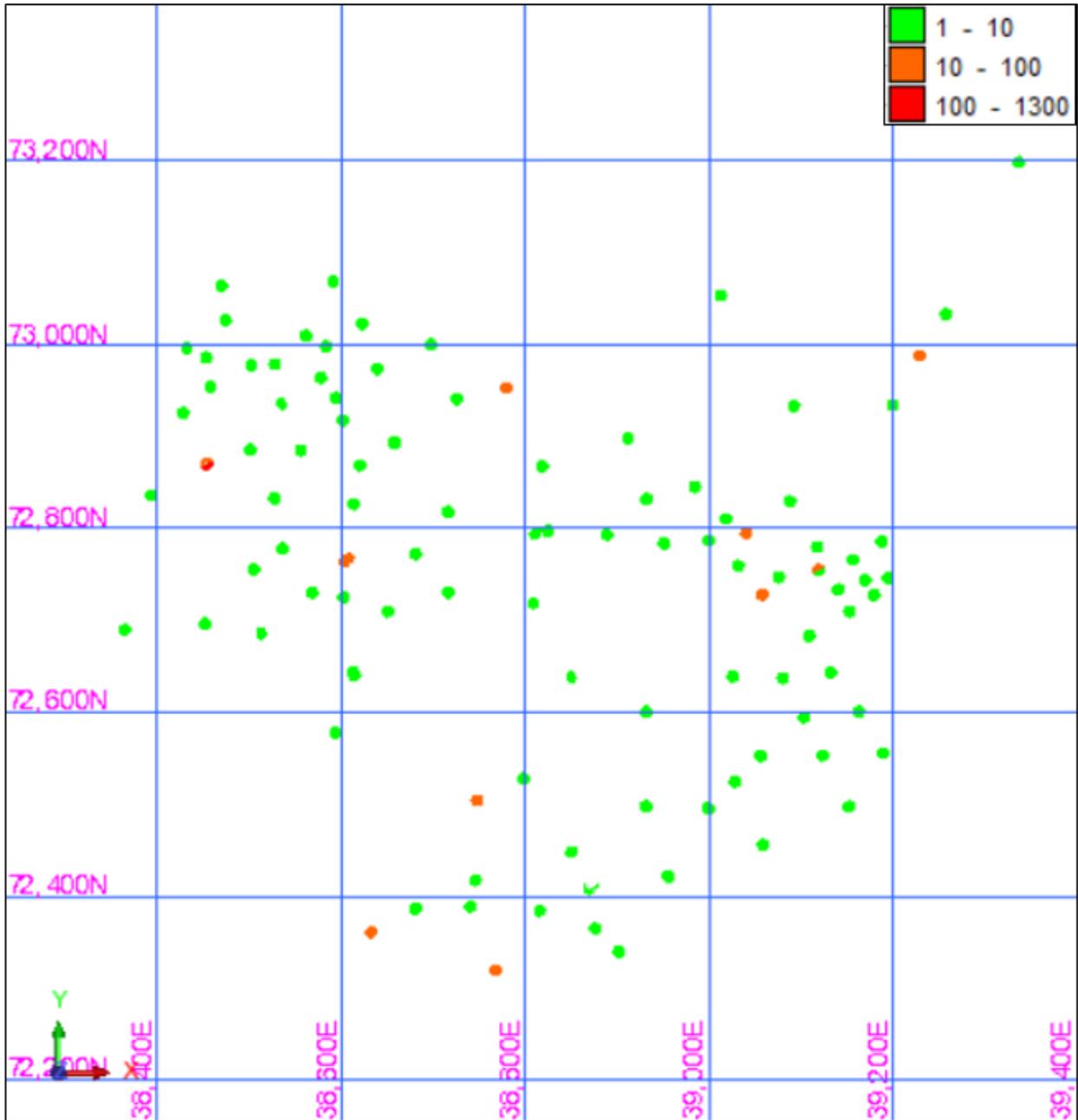


Figura 39: Despliegue gráfico muestras de Mo [ppm], sección en planta.

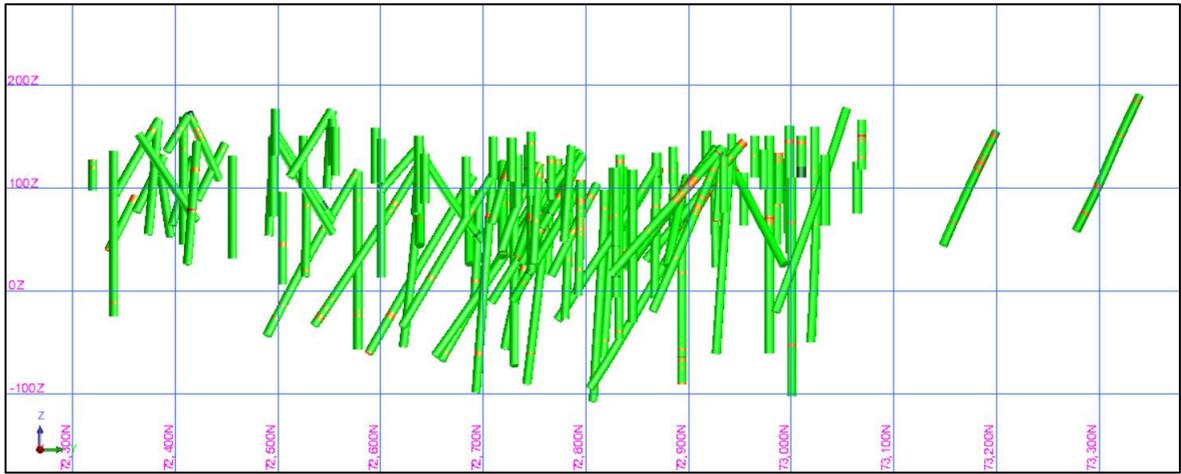


Figura 40: Despliegue gráfico muestras de Mo [ppm], sección S-N.

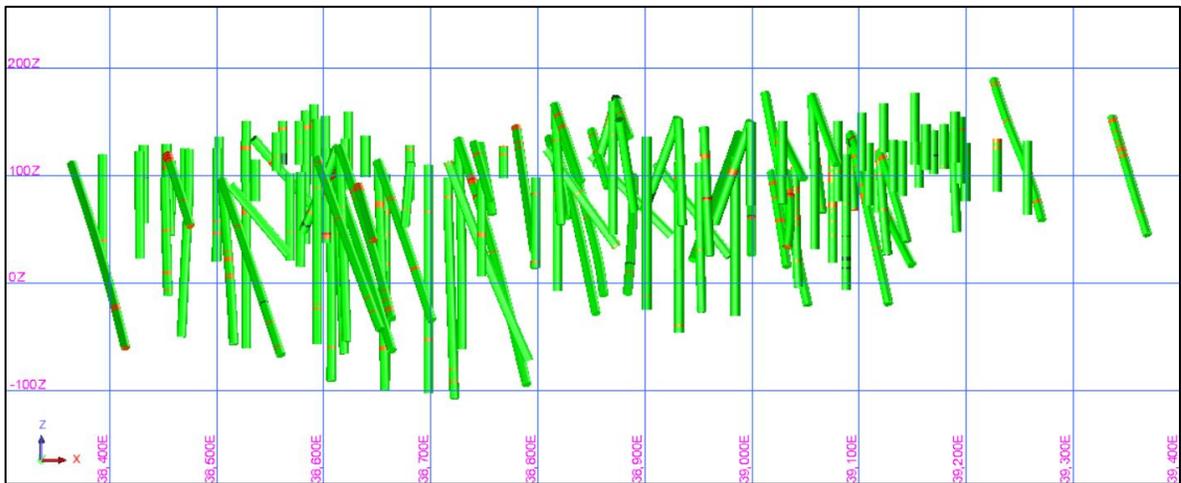


Figura 41: Despliegue gráfico muestras de Mo [ppm], sección W-E.

8. DESPLIEGUE LITOLÓGICO LEYES DE COBRE

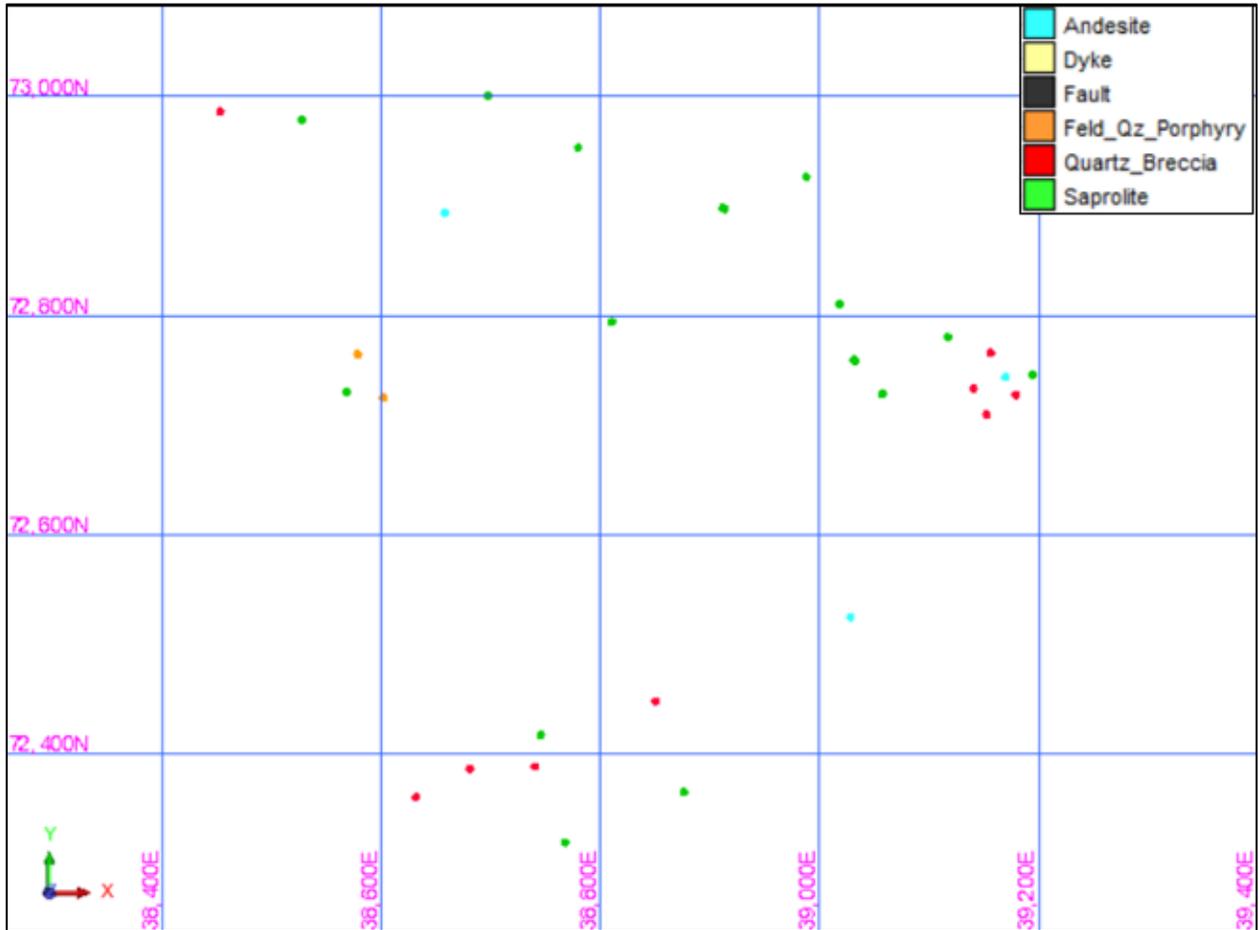


Figura 42: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Cu, sección en planta.

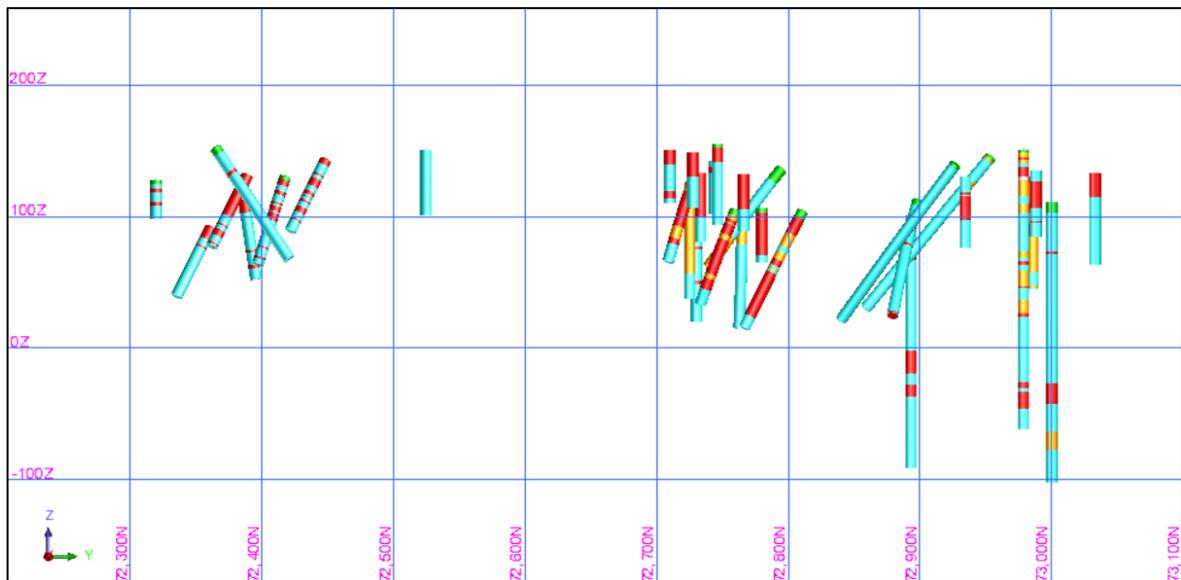


Figura 43: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Cu, sección S-N.

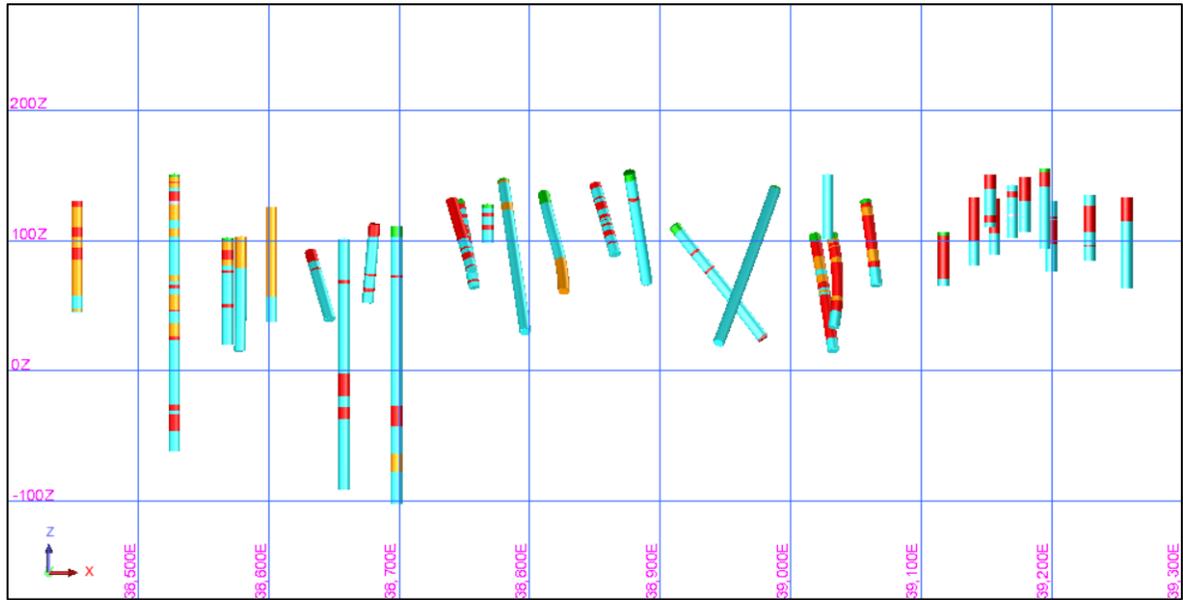


Figura 44: Despliegue gráfico de litologías con muestras de Cu, sección W-E.

9. DESPLIEGUE MUESTREO LEYES DE COBRE

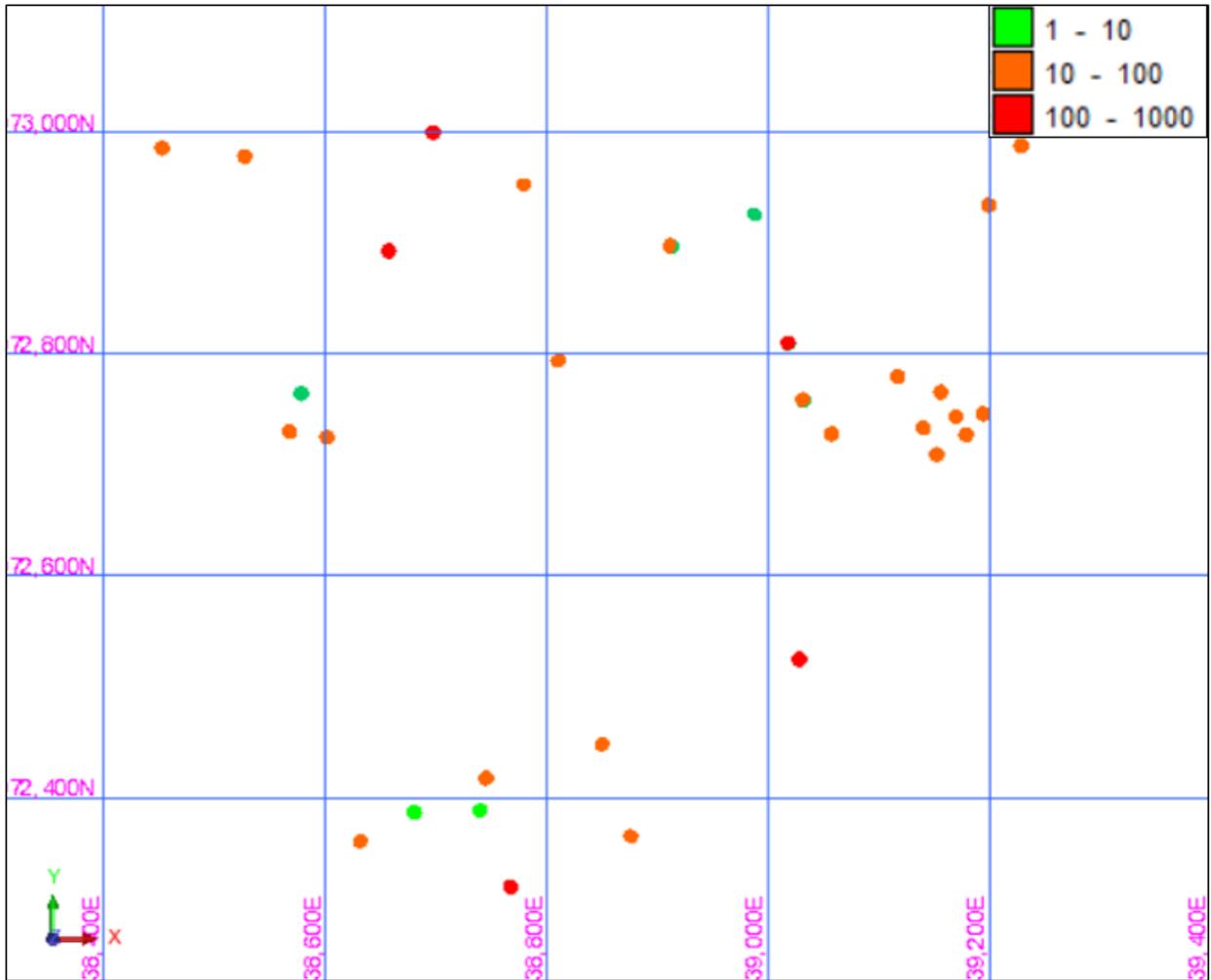


Figura 45: Despliegue gráfico muestras de Cu [ppm], sección en planta.

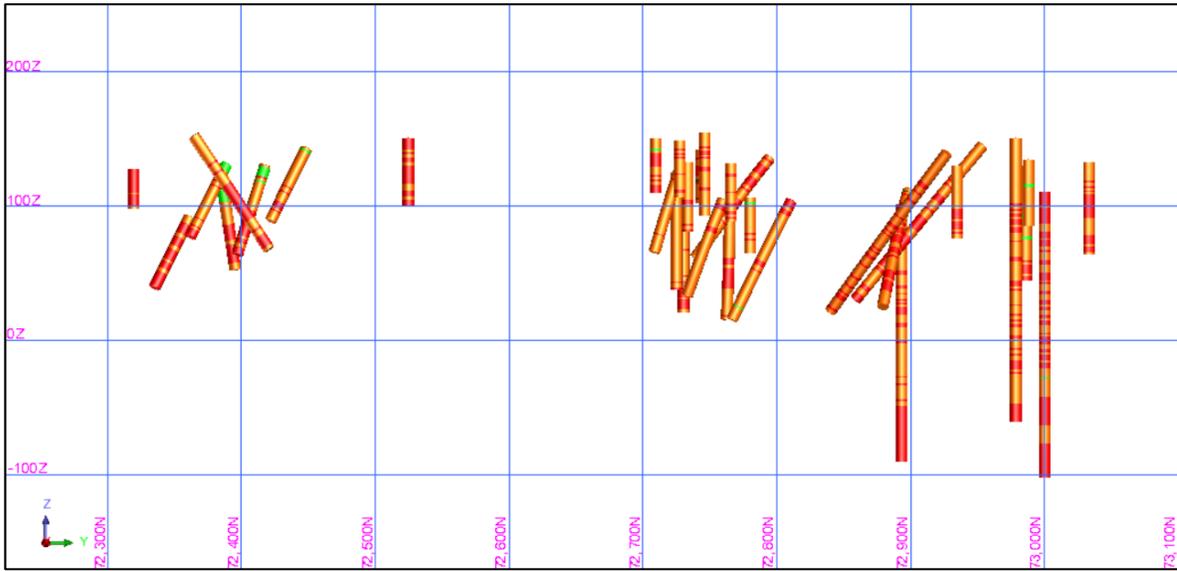


Figura 46: Despliegue gráfico muestras de Cu [ppm], sección S-N.

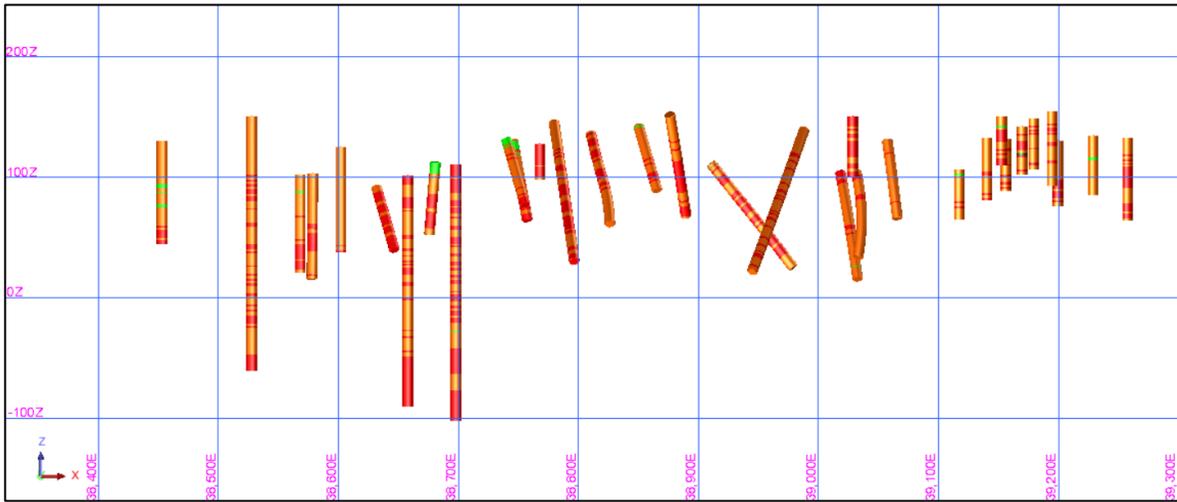


Figura 47: Despliegue gráfico muestras de Cu [ppm], sección W-E.

ANEXO B: CORRELACIONES ANÁLISIS MULTIELEMENTO

1. CORRELACIONES POR DOMINIO LITOLÓGICO DE INTERÉS

ANDESITA

Correlation	Au_ppm	Ag_ppm	Al_pct	As_ppm	Ba_ppm	Be_ppm	Bi_ppm	Ca_pct	Cd_ppm	Co_ppm	Cr_ppm	Cu_ppm	Fe_pct	Ga_ppm	Hg_ppm	K_pct
Au_ppm	1.00	0.37	-0.25	-0.04	-0.15	-0.05	-0.03	-0.04	-0.02	-0.14	-0.15	-0.11	-0.09	-0.10	NaN	-0.08
Ag_ppm	0.37	1.00	-0.06	0.00	0.11	-0.04	0.28	-0.02	0.04	0.05	0.02	0.07	-0.06	0.04	-0.14	0.05
Al_pct	-0.25	-0.06	1.00	-0.21	0.06	0.00	-0.03	0.32	-0.10	0.55	0.39	0.25	0.47	-0.09	0.14	0.05
As_ppm	-0.04	0.00	-0.21	1.00	-0.01	-0.15	-0.08	-0.10	0.25	-0.11	-0.17	-0.03	0.01	0.08	-0.12	0.09
Ba_ppm	-0.15	0.11	0.06	-0.01	1.00	0.25	-0.13	-0.04	0.18	0.20	-0.02	0.10	0.04	-0.02	0.02	0.17
Be_ppm	-0.05	-0.04	0.00	-0.15	0.25	1.00	-0.10	-0.42	-0.02	0.29	-0.07	0.25	0.24	0.02	0.24	-0.23
Bi_ppm	-0.03	0.28	-0.03	-0.08	-0.13	-0.10	1.00	-0.16	-0.50	0.07	-0.11	-0.06	0.26	0.19	-0.19	-0.28
Ca_pct	-0.04	-0.02	0.32	-0.10	-0.04	-0.42	-0.16	1.00	-0.15	0.08	0.35	-0.05	-0.03	NaN	0.09	0.36
Cd_ppm	-0.02	0.04	-0.10	0.25	0.18	-0.02	-0.50	-0.15	1.00	-0.02	-0.20	0.05	-0.11	-0.04	NaN	0.21
Co_ppm	-0.14	0.05	0.55	-0.11	0.20	0.29	0.07	0.08	-0.02	1.00	0.23	0.28	0.56	0.23	0.02	-0.15
Cr_ppm	-0.15	0.02	0.39	-0.17	-0.02	-0.07	-0.11	0.35	-0.20	0.23	1.00	0.00	0.08	-0.07	-0.07	0.02
Cu_ppm	-0.11	0.07	0.25	-0.03	0.10	0.25	-0.06	-0.05	0.05	0.28	0.00	1.00	0.29	0.04	-0.04	0.02
Fe_pct	-0.09	-0.06	0.47	0.01	0.04	0.24	0.26	-0.03	-0.11	0.56	0.08	0.29	1.00	0.30	0.07	-0.31
Ga_ppm	-0.10	0.04	-0.09	0.08	-0.02	0.02	0.19	NaN	-0.04	0.23	-0.07	0.04	0.30	1.00	-0.03	-0.20
Hg_ppm	NaN	-0.14	0.14	-0.12	0.02	0.24	-0.19	0.09	NaN	0.02	-0.07	-0.04	0.07	-0.03	1.00	-0.04
K_pct	-0.08	0.05	0.05	0.09	0.17	-0.23	-0.28	0.36	0.21	-0.15	0.02	0.02	-0.31	-0.20	-0.04	1.00
La_ppm	0.01	-0.03	-0.13	0.00	0.04	0.28	-0.03	-0.24	-0.03	0.24	-0.10	-0.01	0.11	0.15	0.02	-0.10
Mg_pct	-0.11	-0.01	0.77	-0.19	-0.05	-0.32	-0.14	0.62	-0.07	0.30	0.51	0.05	0.07	-0.18	0.06	0.24
Mn_ppm	-0.08	0.12	0.21	0.08	0.37	0.27	0.18	-0.07	0.29	0.70	-0.02	0.13	0.41	0.22	0.00	-0.11
Mo_ppm	-0.13	0.13	-0.04	0.07	-0.02	-0.06	-0.13	-0.01	0.43	-0.04	-0.10	0.05	-0.07	-0.01	0.00	0.18
Na_pct	0.05	-0.01	0.33	-0.13	0.00	-0.20	-0.02	0.20	-0.17	0.12	0.24	0.05	0.10	-0.06	0.18	0.07
Ni_ppm	-0.18	0.01	0.37	-0.13	0.04	-0.09	-0.28	0.27	0.07	0.23	0.57	0.48	0.07	-0.07	-0.02	0.15
P_ppm	-0.19	-0.08	0.37	0.00	0.08	-0.08	0.15	0.15	-0.16	0.25	-0.06	0.35	0.45	0.12	0.09	0.08
Pb_ppm	0.04	0.04	-0.21	0.00	-0.11	-0.05	0.18	-0.18	0.05	-0.13	0.10	0.02	-0.02	0.13	-0.09	-0.27
S_pct	-0.11	-0.03	0.06	0.09	-0.04	-0.22	-0.13	0.25	0.18	0.06	-0.03	0.05	-0.09	-0.07	-0.02	0.21
Sb_ppm	-0.06	-0.07	0.14	0.02	-0.06	0.06	-0.06	0.17	-0.03	0.08	0.08	0.29	-0.07	-0.11	0.19	0.15
Sc_ppm	-0.04	0.00	0.36	0.00	-0.06	0.21	0.28	-0.04	-0.19	0.48	0.13	0.20	0.76	0.33	0.12	-0.49
Sr_ppm	-0.03	0.03	0.42	-0.15	0.08	-0.32	-0.04	0.85	-0.09	0.14	0.32	0.04	-0.09	-0.11	0.07	0.42
Ti_pct	-0.06	-0.08	0.35	-0.10	-0.07	0.14	0.07	0.02	-0.17	0.17	-0.21	0.28	0.18	-0.02	0.24	-0.10
V_ppm	-0.06	-0.01	0.46	-0.05	0.02	0.25	0.26	-0.10	-0.19	0.53	0.09	0.29	0.79	0.31	0.10	-0.46
W_ppm	0.34	-0.24	0.29	0.46	0.04	NaN	NaN	-0.11	NaN	0.15	0.09	0.99	0.17	NaN	NaN	0.50
Zn_ppm	-0.12	0.05	0.45	-0.06	0.40	0.34	-0.16	-0.09	0.33	0.43	0.07	0.27	0.31	-0.08	0.23	0.06

Tabla 31: Matriz de correlaciones entre elementos en dominio litológico de Andesita (A).

Correlation	La_ppm	Mg_pct	Mn_ppm	Mo_ppm	Na_pct	Ni_ppm	P_ppm	Pb_ppm	S_pct	Sb_ppm	Sc_ppm	Sr_ppm	Ti_pct	V_ppm	W_ppm	Zn_ppm
Au_ppm	0.01	-0.11	-0.08	-0.13	0.05	-0.18	-0.19	0.04	-0.11	-0.06	-0.04	-0.03	-0.06	-0.06	0.34	-0.12
Ag_ppm	-0.03	-0.01	0.12	0.13	-0.01	0.01	-0.08	0.04	-0.03	-0.07	0.00	0.03	-0.08	-0.01	-0.24	0.05
Al_pct	-0.13	0.77	0.21	-0.04	0.33	0.37	0.37	-0.21	0.06	0.14	0.36	0.42	0.35	0.46	0.29	0.45
As_ppm	0.00	-0.19	0.08	0.07	-0.13	-0.13	0.00	0.00	0.09	0.02	0.00	-0.15	-0.10	-0.05	0.46	-0.06
Ba_ppm	0.04	-0.05	0.37	-0.02	0.00	0.04	0.08	-0.11	-0.04	-0.06	-0.06	0.08	-0.07	0.02	0.04	0.40
Be_ppm	0.28	-0.32	0.27	-0.06	-0.20	-0.09	-0.08	-0.05	-0.22	0.06	0.21	-0.32	0.14	0.25	NaN	0.34
Bi_ppm	-0.03	-0.14	0.18	-0.13	-0.02	-0.28	0.15	0.18	-0.13	-0.06	0.28	-0.04	0.07	0.26	NaN	-0.16
Ca_pct	-0.24	0.62	-0.07	-0.01	0.20	0.27	0.15	-0.18	0.25	0.17	-0.04	0.85	0.02	-0.10	-0.11	-0.09
Cd_ppm	-0.03	-0.07	0.29	0.43	-0.17	0.07	-0.16	0.05	0.18	-0.03	-0.19	-0.09	-0.17	-0.19	NaN	0.33
Co_ppm	0.24	0.30	0.70	-0.04	0.12	0.23	0.25	-0.13	0.06	0.08	0.48	0.14	0.17	0.53	0.15	0.43
Cr_ppm	-0.10	0.51	-0.02	-0.10	0.24	0.57	-0.06	0.10	-0.03	0.08	0.13	0.32	-0.21	0.09	0.09	0.07
Cu_ppm	-0.01	0.05	0.13	0.05	0.05	0.48	0.35	0.02	0.05	0.29	0.20	0.04	0.28	0.29	0.99	0.27
Fe_pct	0.11	0.07	0.41	-0.07	0.10	0.07	0.45	-0.02	-0.09	-0.07	0.76	-0.09	0.18	0.79	0.17	0.31
Ga_ppm	0.15	-0.18	0.22	-0.01	-0.06	-0.07	0.12	0.13	-0.07	-0.11	0.33	-0.11	-0.02	0.31	NaN	-0.08
Hg_ppm	0.02	0.06	0.00	0.00	0.18	-0.02	0.09	-0.09	-0.02	0.19	0.12	0.07	0.24	0.10	NaN	0.23
K_pct	-0.10	0.24	-0.11	0.18	0.07	0.15	0.08	-0.27	0.21	0.15	-0.49	0.42	-0.10	-0.46	0.50	0.06
La_ppm	1.00	-0.31	0.24	-0.02	-0.08	-0.13	-0.03	-0.03	-0.14	-0.10	0.06	-0.26	-0.02	0.10	NaN	-0.03
Mg_pct	-0.31	1.00	-0.01	-0.01	0.34	0.45	0.20	-0.26	0.26	0.14	0.04	0.69	0.16	0.07	0.12	0.25
Mn_ppm	0.24	-0.01	1.00	-0.04	0.08	0.05	0.18	-0.11	-0.06	0.06	0.32	-0.06	0.09	0.37	0.01	0.32
Mo_ppm	-0.02	-0.01	-0.04	1.00	-0.07	-0.02	0.11	0.00	0.28	-0.15	-0.14	0.03	0.05	-0.13	0.69	-0.02
Na_pct	-0.08	0.34	0.08	-0.07	1.00	0.10	0.13	-0.11	0.01	0.00	0.28	0.37	0.29	0.34	-0.28	0.03
Ni_ppm	-0.13	0.45	0.05	-0.02	0.10	1.00	0.04	-0.13	0.07	0.32	0.02	0.31	-0.13	0.01	0.99	0.17
P_ppm	-0.03	0.20	0.18	0.11	0.13	0.04	1.00	-0.12	0.11	-0.01	0.18	0.18	0.36	0.31	0.20	0.24
Pb_ppm	-0.03	-0.26	-0.11	0.00	-0.11	-0.13	-0.12	1.00	-0.12	0.00	0.09	-0.19	-0.11	0.06	0.15	-0.12
S_pct	-0.14	0.26	-0.06	0.28	0.01	0.07	0.11	-0.12	1.00	0.11	-0.19	0.36	0.12	-0.20	-0.11	0.07
Sb_ppm	-0.10	0.14	0.06	-0.15	0.00	0.32	-0.01	0.00	0.11	1.00	-0.15	0.11	0.03	-0.14	1.00	0.03
Sc_ppm	0.06	0.04	0.32	-0.14	0.28	0.02	0.18	0.09	-0.19	-0.15	1.00	-0.08	0.20	0.92	-0.08	0.14
Sr_ppm	-0.26	0.69	-0.06	0.03	0.37	0.31	0.18	-0.19	0.36	0.11	-0.08	1.00	0.24	-0.07	-0.08	0.05
Ti_pct	-0.02	0.16	0.09	0.05	0.29	-0.13	0.36	-0.11	0.12	0.03	0.20	0.24	1.00	0.40	-0.17	0.20
V_ppm	0.10	0.07	0.37	-0.13	0.34	0.01	0.31	0.06	-0.20	-0.14	0.92	-0.07	0.40	1.00	0.02	0.24
W_ppm	NaN	0.12	0.01	0.69	-0.28	0.99	0.20	0.15	-0.11	1.00	-0.08	-0.08	-0.17	0.02	1.00	0.10
Zn_ppm	-0.03	0.25	0.32	-0.02	0.03	0.17	0.24	-0.12	0.07	0.03	0.14	0.05	0.20	0.24	0.10	1.00

Tabla 32: Matriz de correlaciones entre elementos en dominio litológico de Andesita (B).

PÓRFIDO FELDESPATO-CUARZO

Correlation	Au_ppm	Ag_ppm	Al_pct	As_ppm	Ba_ppm	Be_ppm	Ca_pct	Cd_ppm	Co_ppm	Cr_ppm	Cu_ppm	Fe_pct	K_pct	La_ppm
Au_ppm	1.00	0.54	0.04	0.03	-0.03	NaN	-0.23	NaN	0.03	0.00	0.33	0.02	0.20	0.14
Ag_ppm	0.54	1.00	-0.12	0.06	-0.04	-0.08	0.00	-0.47	0.02	0.12	0.20	-0.01	0.04	-0.04
Al_pct	0.04	-0.12	1.00	0.03	-0.06	0.06	-0.14	0.93	0.72	0.46	0.52	0.68	-0.03	0.33
As_ppm	0.03	0.06	0.03	1.00	0.05	0.03	-0.06	-0.55	0.04	-0.14	-0.08	-0.02	-0.20	0.47
Ba_ppm	-0.03	-0.04	-0.06	0.05	1.00	0.13	0.05	0.96	-0.12	-0.14	-0.05	-0.15	0.16	0.09
Be_ppm	NaN	-0.08	0.06	0.03	0.13	1.00	-0.75	NaN	0.81	-0.19	-0.18	0.12	-0.58	-0.03
Ca_pct	-0.23	0.00	-0.14	-0.06	0.05	-0.75	1.00	0.82	-0.06	0.11	0.07	0.07	-0.13	-0.26
Cd_ppm	NaN	-0.47	0.93	-0.55	0.96	NaN	0.82	1.00	0.87	1.00	0.82	0.65	-0.50	NaN
Co_ppm	0.03	0.02	0.72	0.04	-0.12	0.81	-0.06	0.87	1.00	0.51	0.61	0.81	-0.11	0.09
Cr_ppm	0.00	0.12	0.46	-0.14	-0.14	-0.19	0.11	1.00	0.51	1.00	0.50	0.46	-0.11	-0.19
Cu_ppm	0.33	0.20	0.52	-0.08	-0.05	-0.18	0.07	0.82	0.61	0.50	1.00	0.75	-0.05	-0.13
Fe_pct	0.02	-0.01	0.68	-0.02	-0.15	0.12	0.07	0.65	0.81	0.46	0.75	1.00	-0.10	0.04
K_pct	0.20	0.04	-0.03	-0.20	0.16	-0.58	-0.13	-0.50	-0.11	-0.11	-0.05	-0.10	1.00	-0.07
La_ppm	0.14	-0.04	0.33	0.47	0.09	-0.03	-0.26	NaN	0.09	-0.19	-0.13	0.04	-0.07	1.00
Mg_pct	-0.05	0.07	0.52	-0.07	0.06	-0.43	0.41	0.98	0.57	0.52	0.55	0.65	-0.12	-0.13
Mn_ppm	-0.16	-0.03	0.46	0.04	0.10	0.73	0.20	0.80	0.67	0.10	0.27	0.57	-0.10	0.20
Mo_ppm	-0.10	0.16	-0.22	0.32	-0.11	-1.00	-0.06	NaN	-0.09	-0.19	-0.05	-0.12	-0.14	-0.06
Na_pct	-0.09	0.01	-0.16	-0.18	-0.20	-0.39	0.09	1.00	-0.06	0.18	0.06	0.12	0.25	-0.34
Ni_ppm	-0.04	-0.07	0.61	0.25	0.01	0.70	-0.22	0.97	0.63	0.65	0.37	0.40	0.03	0.29
P_ppm	-0.04	0.01	0.26	-0.26	0.03	-0.67	0.28	0.58	0.29	-0.01	0.31	0.52	0.18	-0.03
Pb_ppm	0.28	0.06	0.08	-0.03	-0.04	-0.03	0.20	1.00	0.26	0.17	0.37	0.26	-0.04	-0.09
S_pct	-0.12	-0.04	-0.33	0.25	-0.01	-0.45	0.28	0.69	-0.06	-0.02	0.09	-0.05	-0.11	-0.24
Sb_ppm	-0.47	0.29	0.16	-0.09	0.00	NaN	0.27	NaN	0.29	0.24	0.29	0.29	-0.22	-0.10
Sc_ppm	0.01	0.16	0.42	-0.22	-0.13	-0.16	0.09	0.96	0.57	0.60	0.58	0.69	0.00	-0.26
Sr_ppm	-0.09	-0.03	-0.01	-0.09	0.30	-0.70	0.77	0.81	-0.06	0.04	-0.05	0.00	0.09	-0.09
V_ppm	0.03	0.04	0.64	-0.21	-0.16	-0.14	0.09	0.84	0.70	0.56	0.65	0.83	-0.07	-0.11
Zn_ppm	-0.02	-0.06	0.51	0.17	-0.02	0.90	-0.09	0.98	0.60	0.21	0.32	0.44	-0.16	0.29

Tabla 33: Matriz de correlaciones entre elementos en dominio litológico de Feldespato-Cuarzo (A).

Correlation	La_ppm	Mg_pct	Mn_ppm	Mo_ppm	Na_pct	Ni_ppm	P_ppm	Pb_ppm	S_pct	Sb_ppm	Sc_ppm	Sr_ppm	V_ppm	Zn_ppm
Au_ppm	0.14	-0.05	-0.16	-0.10	-0.09	-0.04	-0.04	0.28	-0.12	-0.47	0.01	-0.09	0.03	-0.02
Ag_ppm	-0.04	0.07	-0.03	0.16	0.01	-0.07	0.01	0.06	-0.04	0.29	0.16	-0.03	0.04	-0.06
Al_pct	0.33	0.52	0.46	-0.22	-0.16	0.61	0.26	0.08	-0.33	0.16	0.42	-0.01	0.64	0.51
As_ppm	0.47	-0.07	0.04	0.32	-0.18	0.25	-0.26	-0.03	0.25	-0.09	-0.22	-0.09	-0.21	0.17
Ba_ppm	0.09	0.06	0.10	-0.11	-0.20	0.01	0.03	-0.04	-0.01	0.00	-0.13	0.30	-0.16	-0.02
Be_ppm	-0.03	-0.43	0.73	-1.00	-0.39	0.70	-0.67	-0.03	-0.45	NaN	-0.16	-0.70	-0.14	0.90
Ca_pct	-0.26	0.41	0.20	-0.06	0.09	-0.22	0.28	0.20	0.28	0.27	0.09	0.77	0.09	-0.09
Cd_ppm	NaN	0.98	0.80	NaN	1.00	0.97	0.58	1.00	0.69	NaN	0.96	0.81	0.84	0.98
Co_ppm	0.09	0.57	0.67	-0.09	-0.06	0.63	0.29	0.26	-0.06	0.29	0.57	-0.06	0.70	0.60
Cr_ppm	-0.19	0.52	0.10	-0.19	0.18	0.65	-0.01	0.17	-0.02	0.24	0.60	0.04	0.56	0.21
Cu_ppm	-0.13	0.55	0.27	-0.05	0.06	0.37	0.31	0.37	0.09	0.29	0.58	-0.05	0.65	0.32
Fe_pct	0.04	0.65	0.57	-0.12	0.12	0.40	0.52	0.26	-0.05	0.29	0.69	0.00	0.83	0.44
K_pct	-0.07	-0.12	-0.10	-0.14	0.25	0.03	0.18	-0.04	-0.11	-0.22	0.00	0.09	-0.07	-0.16
La_ppm	1.00	-0.13	0.20	-0.06	-0.34	0.29	-0.03	-0.09	-0.24	-0.10	-0.26	-0.09	-0.11	0.29
Mg_pct	-0.13	1.00	0.46	-0.11	0.14	0.33	0.54	0.12	-0.12	0.35	0.65	0.46	0.74	0.26
Mn_ppm	0.20	0.46	1.00	-0.22	-0.16	0.32	0.37	0.34	-0.15	0.24	0.28	0.23	0.43	0.65
Mo_ppm	-0.06	-0.11	-0.22	1.00	-0.23	-0.13	-0.14	0.35	0.17	-0.27	-0.19	-0.04	-0.18	-0.16
Na_pct	-0.34	0.14	-0.16	-0.23	1.00	-0.12	0.08	0.09	0.17	0.05	0.46	-0.09	0.26	-0.09
Ni_ppm	0.29	0.33	0.32	-0.13	-0.12	1.00	-0.05	0.07	-0.08	0.06	0.28	-0.14	0.35	0.57
P_ppm	-0.03	0.54	0.37	-0.14	0.08	-0.05	1.00	0.12	-0.09	0.09	0.32	0.45	0.48	0.14
Pb_ppm	-0.09	0.12	0.34	0.35	0.09	0.07	0.12	1.00	0.33	0.28	0.20	0.08	0.13	0.60
S_pct	-0.24	-0.12	-0.15	0.17	0.17	-0.08	-0.09	0.33	1.00	0.10	-0.18	0.08	-0.36	0.02
Sb_ppm	-0.10	0.35	0.24	-0.27	0.05	0.06	0.09	0.28	0.10	1.00	0.31	0.08	0.31	0.13
Sc_ppm	-0.26	0.65	0.28	-0.19	0.46	0.28	0.32	0.20	-0.18	0.31	1.00	0.02	0.87	0.26
Sr_ppm	-0.09	0.46	0.23	-0.04	-0.09	-0.14	0.45	0.08	0.08	0.08	0.02	1.00	0.04	-0.12
V_ppm	-0.11	0.74	0.43	-0.18	0.26	0.35	0.48	0.13	-0.36	0.31	0.87	0.04	1.00	0.33
Zn_ppm	0.29	0.26	0.65	-0.16	-0.09	0.57	0.14	0.60	0.02	0.13	0.26	-0.12	0.33	1.00

Tabla 34: Matriz de correlaciones entre elementos en dominio litológico de Feldespato-Cuarzo (B).

BRECHA DE CUARZO

Correlation	Au_ppm	Ag_ppm	Al_pct	As_ppm	Ba_ppm	Be_ppm	Ca_pct	Cd_ppm	Co_ppm	Cr_ppm	Cu_ppm	Fe_pct	K_pct	Mg_pct
Au_ppm	1.00	0.11	-0.18	0.02	0.21	0.25	0.13	0.31	0.01	0.01	-0.09	-0.13	0.06	0.21
Ag_ppm	0.11	1.00	-0.13	0.26	0.44	0.53	0.53	-0.13	0.65	-0.11	0.44	-0.16	-0.04	-0.07
Al_pct	-0.18	-0.13	1.00	0.22	0.06	0.43	-0.19	0.26	0.07	0.21	0.36	0.72	0.32	0.38
As_ppm	0.02	0.26	0.22	1.00	0.29	0.24	-0.14	-0.07	0.47	-0.08	0.55	0.41	0.15	-0.12
Ba_ppm	0.21	0.44	0.06	0.29	1.00	0.57	0.07	0.06	0.65	-0.02	0.45	0.03	0.24	0.24
Be_ppm	0.25	0.53	0.43	0.24	0.57	1.00	0.16	0.00	0.53	0.20	0.79	-0.16	0.53	0.69
Ca_pct	0.13	0.53	-0.19	-0.14	0.07	0.16	1.00	-0.18	-0.11	-0.14	-0.17	-0.22	0.00	0.25
Cd_ppm	0.31	-0.13	0.26	-0.07	0.06	0.00	-0.18	1.00	0.02	0.41	0.11	0.19	0.46	0.40
Co_ppm	0.01	0.65	0.07	0.47	0.65	0.53	-0.11	0.02	1.00	-0.13	0.80	0.03	-0.03	-0.01
Cr_ppm	0.01	-0.11	0.21	-0.08	-0.02	0.20	-0.14	0.41	-0.13	1.00	0.17	0.35	-0.01	0.05
Cu_ppm	-0.09	0.44	0.36	0.55	0.45	0.79	-0.17	0.11	0.80	0.17	1.00	0.42	-0.01	0.06
Fe_pct	-0.13	-0.16	0.72	0.41	0.03	-0.16	-0.22	0.19	0.03	0.35	0.42	1.00	0.20	0.19
K_pct	0.06	-0.04	0.32	0.15	0.24	0.53	0.00	0.46	-0.03	-0.01	-0.01	0.20	1.00	0.40
Mg_pct	0.21	-0.07	0.38	-0.12	0.24	0.69	0.25	0.40	-0.01	0.05	0.06	0.19	0.40	1.00
Mn_ppm	0.06	0.62	0.10	0.41	0.78	0.50	0.12	0.04	0.95	-0.03	0.74	0.06	0.08	0.10
Mo_ppm	0.08	0.35	0.04	0.62	0.34	-0.58	-0.16	-0.12	0.53	-0.18	0.52	0.06	0.03	-0.12
Na_pct	0.09	0.05	0.17	-0.10	0.45	0.00	0.02	-0.01	0.13	-0.09	-0.15	-0.02	0.55	0.32
Ni_ppm	0.03	0.27	0.47	0.20	0.41	0.34	-0.08	0.33	0.48	0.42	0.58	0.31	0.16	0.41
P_ppm	-0.14	-0.14	0.63	0.39	0.13	-0.31	-0.08	-0.01	0.00	0.26	0.35	0.89	0.45	0.27
Pb_ppm	0.22	0.50	-0.03	0.51	0.22	0.34	0.05	-0.07	0.51	0.08	0.52	0.02	-0.13	-0.12
S_pct	-0.02	0.03	0.07	0.02	0.00	0.33	0.15	-0.19	-0.03	-0.04	-0.05	0.05	0.34	0.53
Sb_ppm	0.00	-0.05	0.00	-0.15	0.04	NaN	0.39	NaN	-0.06	-0.09	-0.13	-0.09	-0.10	0.29
Sc_ppm	-0.17	-0.04	0.73	0.31	0.00	-0.02	-0.14	0.18	0.09	0.31	0.45	0.91	-0.01	0.12
Sr_ppm	0.17	0.40	0.00	-0.18	0.31	0.72	0.85	-0.05	0.02	-0.13	-0.14	-0.07	0.34	0.57
Ti_pct	-0.24	0.04	0.67	0.11	0.03	-1.00	0.07	-0.07	-0.01	0.21	0.45	0.33	-0.03	0.48
V_ppm	-0.16	-0.12	0.79	0.31	0.00	0.06	-0.22	0.22	0.08	0.32	0.45	0.90	0.01	0.12
Zn_ppm	0.00	0.07	0.72	0.19	0.34	0.57	-0.04	0.43	0.22	0.27	0.47	0.53	0.32	0.54

Tabla 35: Matriz de correlaciones entre elementos en dominio litológico de Brecha de Cuarzo (A).

Correlation	Mg_pct	Mn_ppm	Mo_ppm	Na_pct	Ni_ppm	P_ppm	Pb_ppm	S_pct	Sb_ppm	Sc_ppm	Sr_ppm	Ti_pct	V_ppm	Zn_ppm
Au_ppm	0.21	0.06	0.08	0.09	0.03	-0.14	0.22	-0.02	0.00	-0.17	0.17	-0.24	-0.16	0.00
Ag_ppm	-0.07	0.62	0.35	0.05	0.27	-0.14	0.50	0.03	-0.05	-0.04	0.40	0.04	-0.12	0.07
Al_pct	0.38	0.10	0.04	0.17	0.47	0.63	-0.03	0.07	0.00	0.73	0.00	0.67	0.79	0.72
As_ppm	-0.12	0.41	0.62	-0.10	0.20	0.39	0.51	0.02	-0.15	0.31	-0.18	0.11	0.31	0.19
Ba_ppm	0.24	0.78	0.34	0.45	0.41	0.13	0.22	0.00	0.04	0.00	0.31	0.03	0.00	0.34
Be_ppm	0.69	0.50	-0.58	0.00	0.34	-0.31	0.34	0.33	NaN	-0.02	0.72	-1.00	0.06	0.57
Ca_pct	0.25	0.12	-0.16	0.02	-0.08	-0.08	0.05	0.15	0.39	-0.14	0.85	0.07	-0.22	-0.04
Cd_ppm	0.40	0.04	-0.12	-0.01	0.33	-0.01	-0.07	-0.19	NaN	0.18	-0.05	-0.07	0.22	0.43
Co_ppm	-0.01	0.95	0.53	0.13	0.48	0.00	0.51	-0.03	-0.06	0.09	0.02	-0.01	0.08	0.22
Cr_ppm	0.05	-0.03	-0.18	-0.09	0.42	0.26	0.08	-0.04	-0.09	0.31	-0.13	0.21	0.32	0.27
Cu_ppm	0.06	0.74	0.52	-0.15	0.58	0.35	0.52	-0.05	-0.13	0.45	-0.14	0.45	0.45	0.47
Fe_pct	0.19	0.06	0.06	-0.02	0.31	0.89	0.02	0.05	-0.09	0.91	-0.07	0.33	0.90	0.53
K_pct	0.40	0.08	0.03	0.55	0.16	0.45	-0.13	0.34	-0.10	-0.01	0.34	-0.03	0.01	0.32
Mg_pct	1.00	0.10	-0.12	0.32	0.41	0.27	-0.12	0.53	0.29	0.12	0.57	0.48	0.12	0.54
Mn_ppm	0.10	1.00	0.50	0.23	0.52	0.07	0.47	-0.01	-0.04	0.07	0.23	0.05	0.07	0.32
Mo_ppm	-0.12	0.50	1.00	0.04	0.16	0.10	0.63	-0.08	-0.08	0.08	-0.13	0.17	0.08	0.17
Na_pct	0.32	0.23	0.04	1.00	0.07	0.21	-0.11	0.09	-0.08	-0.04	0.34	-0.11	-0.04	0.12
Ni_ppm	0.41	0.52	0.16	0.07	1.00	0.23	0.26	0.25	-0.16	0.30	0.03	0.60	0.34	0.77
P_ppm	0.27	0.07	0.10	0.21	0.23	1.00	-0.01	0.12	-0.03	0.75	0.13	0.29	0.73	0.49
Pb_ppm	-0.12	0.47	0.63	-0.11	0.26	-0.01	1.00	-0.08	-0.14	0.04	-0.02	0.10	0.03	0.13
S_pct	0.53	-0.01	-0.08	0.09	0.25	0.12	-0.08	1.00	0.16	-0.07	0.28	-0.18	-0.07	0.12
Sb_ppm	0.29	-0.04	-0.08	-0.08	-0.16	-0.03	-0.14	0.16	1.00	-0.10	0.32	NaN	-0.12	0.04
Sc_ppm	0.12	0.07	0.08	-0.04	0.30	0.75	0.04	-0.07	-0.10	1.00	-0.07	0.44	0.97	0.48
Sr_ppm	0.57	0.23	-0.13	0.34	0.03	0.13	-0.02	0.28	0.32	-0.07	1.00	0.17	-0.14	0.15
Ti_pct	0.48	0.05	0.17	-0.11	0.60	0.29	0.10	-0.18	NaN	0.44	0.17	1.00	0.52	0.72
V_ppm	0.12	0.07	0.08	-0.04	0.34	0.73	0.03	-0.07	-0.12	0.97	-0.14	0.52	1.00	0.55
Zn_ppm	0.54	0.32	0.17	0.12	0.77	0.49	0.13	0.12	0.04	0.48	0.15	0.72	0.55	1.00

Tabla 36: Matriz de correlaciones entre elementos en dominio litológico de Brecha de Cuarzo (B).

2. RESUMEN CORRELACIONES DE INTERÉS ANDESITA

Elementos	Coefficiente de Correlación	Pares de datos
Cu-W	0.99	11
Mo-W	0.69	11
Ni-W	0.99	11
Sb-W	1	11
Sc-V	0.92	700
Co-Mn	0.7	696
Co-V	0.53	696
Cr-Ni	0.57	680

Tabla 37: Correlaciones de interés para dominio litológico de Andesita.

PÓRFIDO FELDESPATO-CUARZO

Elementos	Coefficiente de Correlación	Pares de datos
Ba-Cd	0.96	3
Be-Co	0.81	21
Be-Mn	0.73	21
Be-Mo	-1	21
Be-Zn	0.9	21
Sc-V	0.87	119
Au-Ag	0.54	44
As-Cd	-0,55	3
Be-Ni	0.7	21
Be-P	-0.67	21
Be-Sr	-0.7	21
Co-Cr	0.51	118
Co-Cu	0.61	119
Co-Mn	0.67	119
Co-Ni	0.63	114
Co-Sc	0.57	119
Co-V	0.7	119
Co-Zn	0.6	119
Cr-Cu	0.5	118
Cr-Ni	0.65	114
Cr-Sc	0.6	118
Cr-V	0.56	118
Cu-Sc	0.58	118
Cu-V	0.65	119
Mn-Zn	0.65	119
Ni-Zn	0.57	114
Pb-Zn	0.6	107

Tabla 38: Correlaciones de interés para dominio litológico de Pórfido Feldespato-Cuarzo.

BRECHA DE CUARZO

Elementos	Coefficiente de Correlación	Pares de datos
Au-Be	0.53	5
Au-Co	0.65	131
Au-Mn	0.62	131
Au-Pb	0.5	131
As-Cu	0.55	119
As-Mo	0.62	119
As-Pb	0.51	119
Ba-Be	0.57	5
Ba-Co	0.65	131
Ba-Mn	0.78	142
Be-Co	0.53	5
Be-Cu	0.79	5
Be-Mn	0.5	5
Be-Mo	-0.58	5
Be-Sr	0.72	5
Be-Zn	0.57	5
Co-Cu	0.8	131
Co-Mn	0.95	131
Co-Mo	0.53	122
Co-Pb	0.51	131
Cu-Mn	0.74	162
Cu-Mo	0.52	122
Cu-Ni	0.58	155
Cu-Pb	0.52	131
Mn-Ni	0.52	155
Mo-Pb	0.63	122
Ni-Zn	0.77	155
P-Sc	0.75	155
P-V	0.73	161
Sc-V	0.97	155
V-Zn	0.55	159

Tabla 39: Correlaciones de interés para dominio litológico de Brecha de Cuarzo.

ANEXO C: ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS MUESTRAS AGRUPADAS

Estadísticas descriptivas globales				
Elemento	Au_ppm	Ag_ppm	Cu_ppm	Mo_ppm
Recuento data	43562.00	12012.00	1708.00	9016.00
Recuentos nulos	55.00	31605.00	41909.00	34601.00
Mínimo	0.00	0.01	1.00	1.00
Máximo	162.00	50.00	1290.00	1200.00
Media	0.35	0.98	84.15	4.04
Mediana	0.02	0.40	79.00	2.00
Rango	161.99	49.99	1289.00	1199.00
Desviación estándar	2.04	3.07	66.02	22.84

Tabla 40: Estadísticas descriptivas muestras agrupadas totales.

Estadísticas descriptivas Andesita				
Elemento	Au_ppm	Ag_ppm	Cu_ppm	Mo_ppm
Recuento data	28132.00	7169.00	1069.00	5429.00
Recuentos nulos	32.00	20995.00	27095.00	22735.00
Mínimo	0.00	0.10	3.00	1.00
Máximo	52.00	50.00	1290.00	210.00
Media	0.12	0.78	105.70	3.15
Mediana	0.02	0.30	97.00	2.00
Rango	51.99	49.90	1287.00	209.00
Desviación estándar	0.03	0.40	45.00	1.00

Tabla 41: Estadísticas descriptivas muestras agrupadas en Andesita.

Estadísticas descriptivas Dique				
Elemento	Au_ppm	Ag_ppm	Cu_ppm	Mo_ppm
Recuento data	41.00	34.00	0.00	34.00
Recuentos nulos	0.00	7.00	41.00	7.00
Mínimo	0.00	0.20	-	2.00
Máximo	0.06	4.00	-	4.00
Media	0.01	0.47	-	2.79
Mediana	0.01	0.20	-	3.00
Rango	0.05	3.80	-	2.00
Desviación estándar	0.01	0.76	-	0.72

Tabla 42: Estadísticas descriptivas muestras agrupadas en Dique.

Estadísticas descriptivas Falla				
Elemento	Au_ppm	Ag_ppm	Cu_ppm	Mo_ppm
Recuento data	208.00	71.00	2.00	46.00
Recuentos nulos	0.00	137.00	206.00	162.00
Mínimo	0.00	0.20	78.00	1.00
Máximo	19.59	50.00	82.00	12.00
Media	0.40	2.40	80.00	3.41
Mediana	0.02	0.40	80.00	3.00
Rango	19.58	49.80	4.00	11.00
Desviación estándar	1.78	7.42	2.82	2.00

Tabla 43: Estadísticas descriptivas muestras agrupadas en Falla.

Estadísticas descriptivas Pórfido Feldespato-Cuarzo				
Elemento	Au_ppm	Ag_ppm	Cu_ppm	Mo_ppm
Recuento data	6358.00	2261.00	195.00	1570.00
Recuentos nulos	7.00	4104.00	6170.00	4795.00
Mínimo	0.00	0.01	7.00	1.00
Máximo	31.20	50.00	145.00	1200.00
Media	0.39	0.99	35.25	5.38
Mediana	0.02	0.20	28.00	2.00
Rango	31.19	49.99	138.00	1199.00
Desviación estándar	1.46	3.05	24.14	42.20

Tabla 44: Estadísticas descriptivas muestras agrupadas en Pórfido Feldespato-Cuarzo.

Estadísticas descriptivas Brecha de cuarzo				
Elemento	Au_ppm	Ag_ppm	Cu_ppm	Mo_ppm
Recuento data	7052.00	1666.00	400.00	1336.00
Recuentos nulos	5.00	5391.00	6657.00	5721.00
Mínimo	0.00	0.01	1.00	1.00
Máximo	162.00	50.00	605.00	270.00
Media	1.15	1.89	49.95	4.51
Mediana	0.22	0.60	39.00	2.00
Rango	161.99	49.99	604.00	269.00
Desviación estándar	4.40	5.13	48.91	12.25

Tabla 45: Estadísticas descriptivas muestras agrupadas en Brecha de cuarzo.

Estadísticas descriptivas Sapolita				
Elemento	Au_ppm	Ag_ppm	Cu_ppm	Mo_ppm
Recuento data	1765.00	808.00	42.00	599.00
Recuentos nulos	10.00	967.00	1733.00	1176.00
Mínimo	0.00	0.10	50.00	10.00
Máximo	50.70	23.00	212.00	970.00
Media	0.75	0.80	88.64	7.60
Mediana	0.10	0.40	87.00	2.00
Rango	50.69	22.90	207.00	969.00
Desviación estándar	2.73	1.84	49.00	50.05

Tabla 46: Estadísticas descriptivas muestras agrupadas en Sapolita.

ANEXO D: HISTOGRAMAS Y GRÁFICOS DE PROBABILIDAD EN MUESTRAS AGRUPADAS

1. HISTOGRAMAS Y GRÁFICOS DE PROBABILIDAD PARA LEYES DE ORO EN MUESTRAS AGRUPADAS ANDESITA

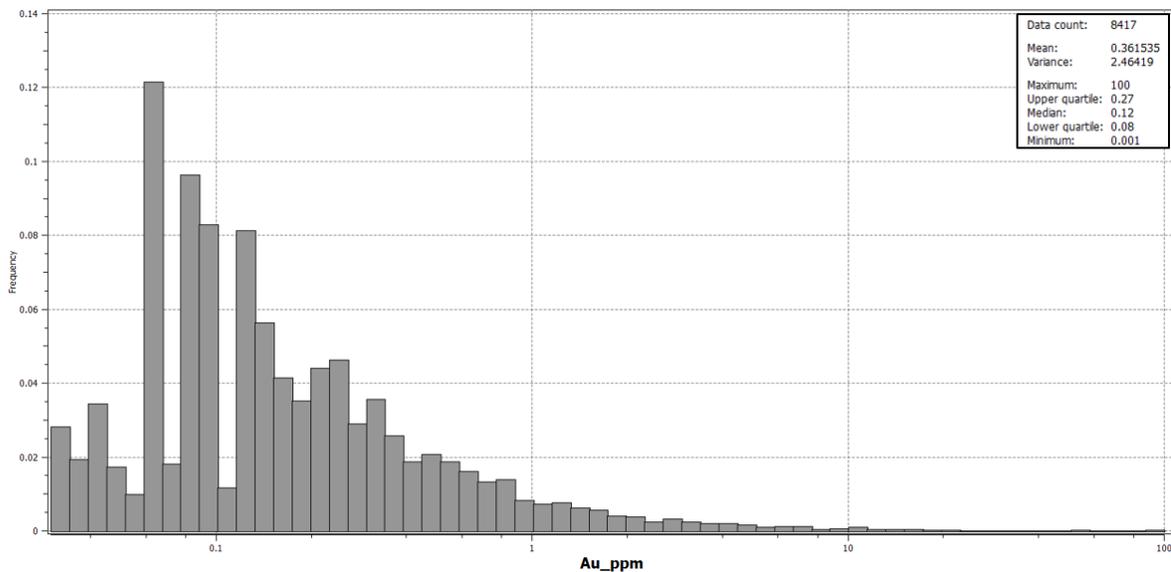


Figura 48: Histograma para leyes de Au en muestras agrupadas de Andesita.

Leyes de Au - Andesita

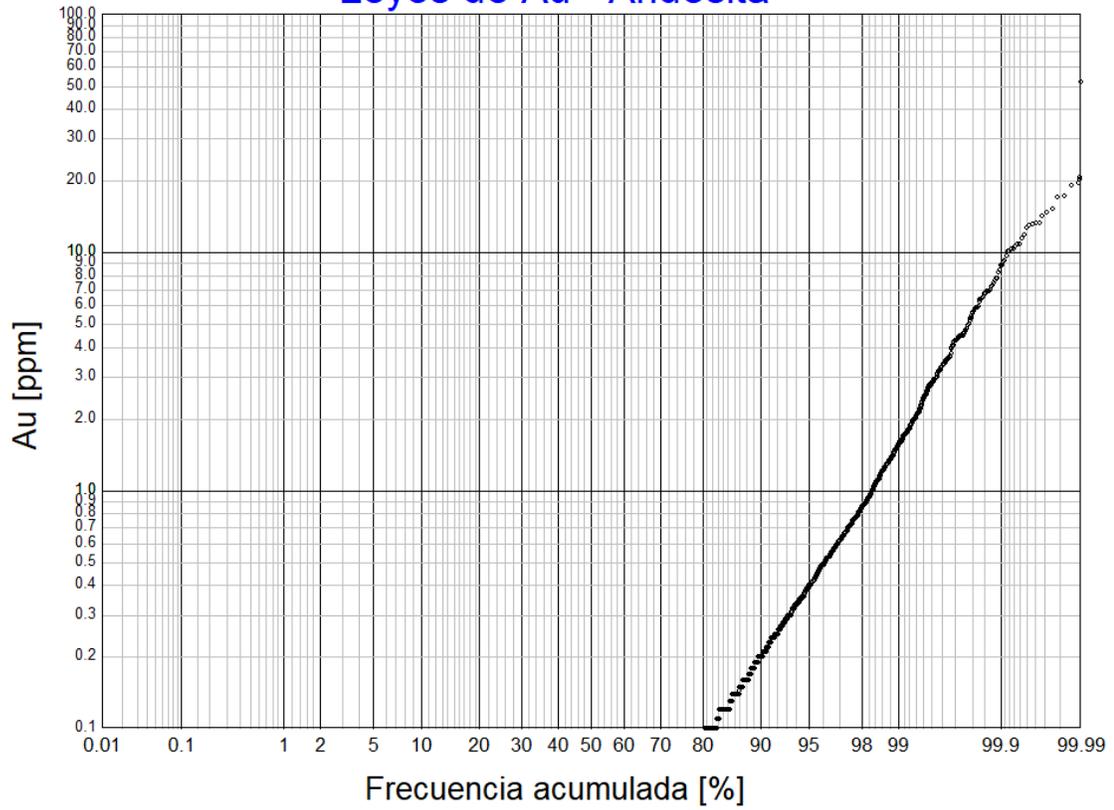


Figura 49: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras agrupadas de Andesita.

PÓRFIDO FELDESPATO-CUARZO

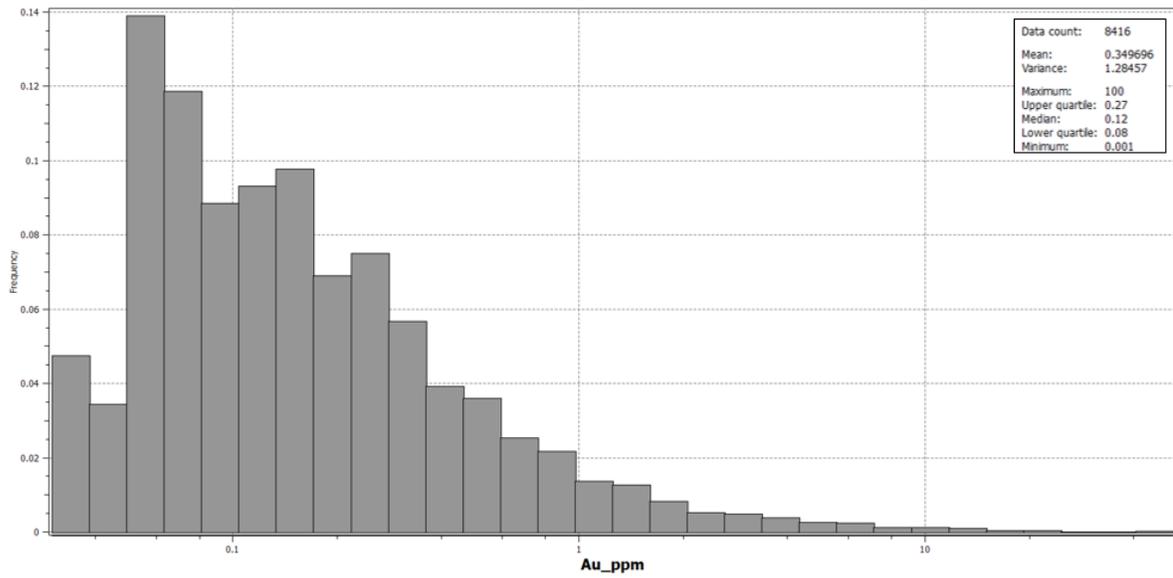


Figura 50: Histograma para leyes de Au en muestras agrupadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.

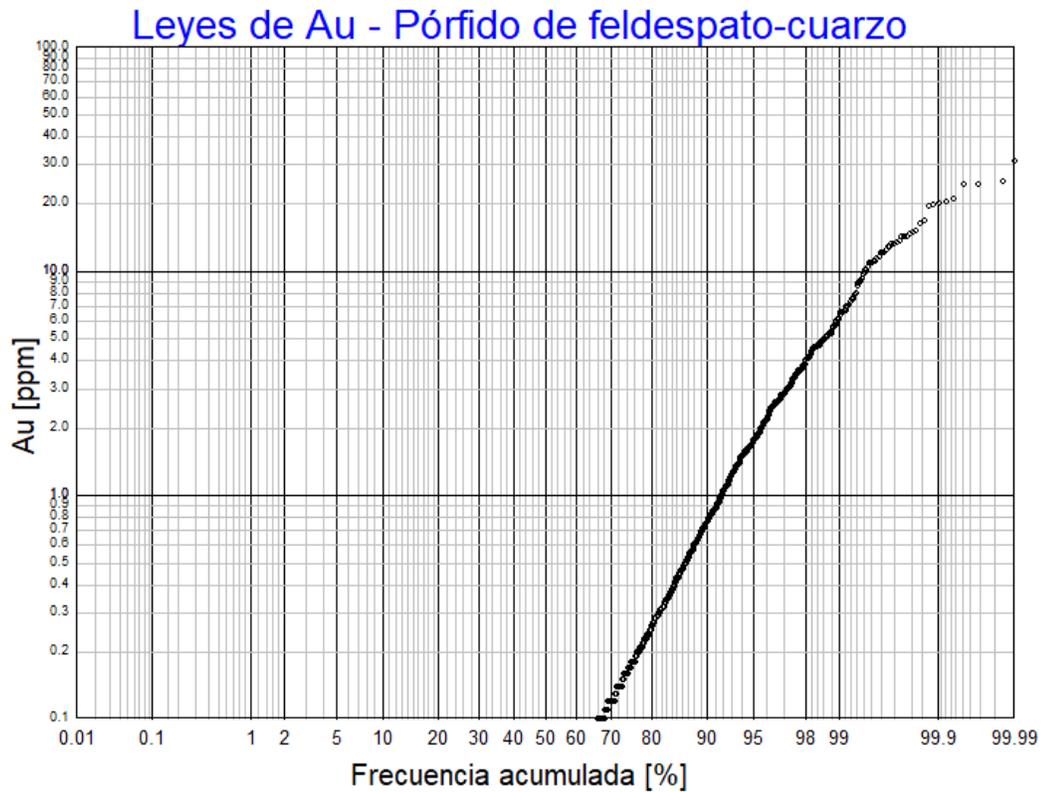


Figura 51: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras agrupadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.

BRECHA DE CUARZO

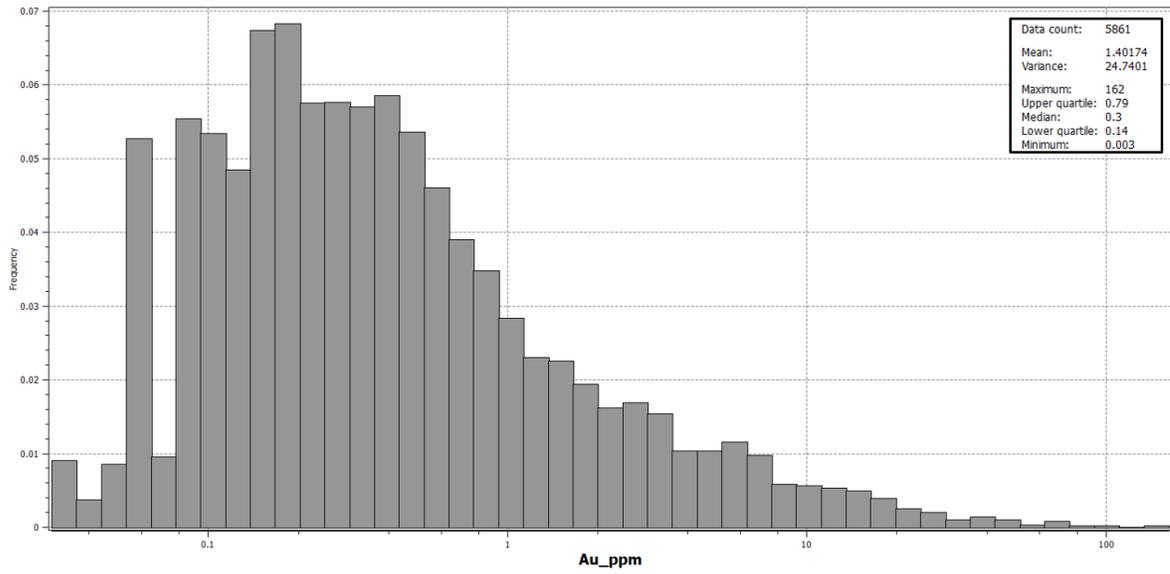


Figura 52: Histograma para leyes de Au en muestras agrupadas de Brecha de Cuarzo.

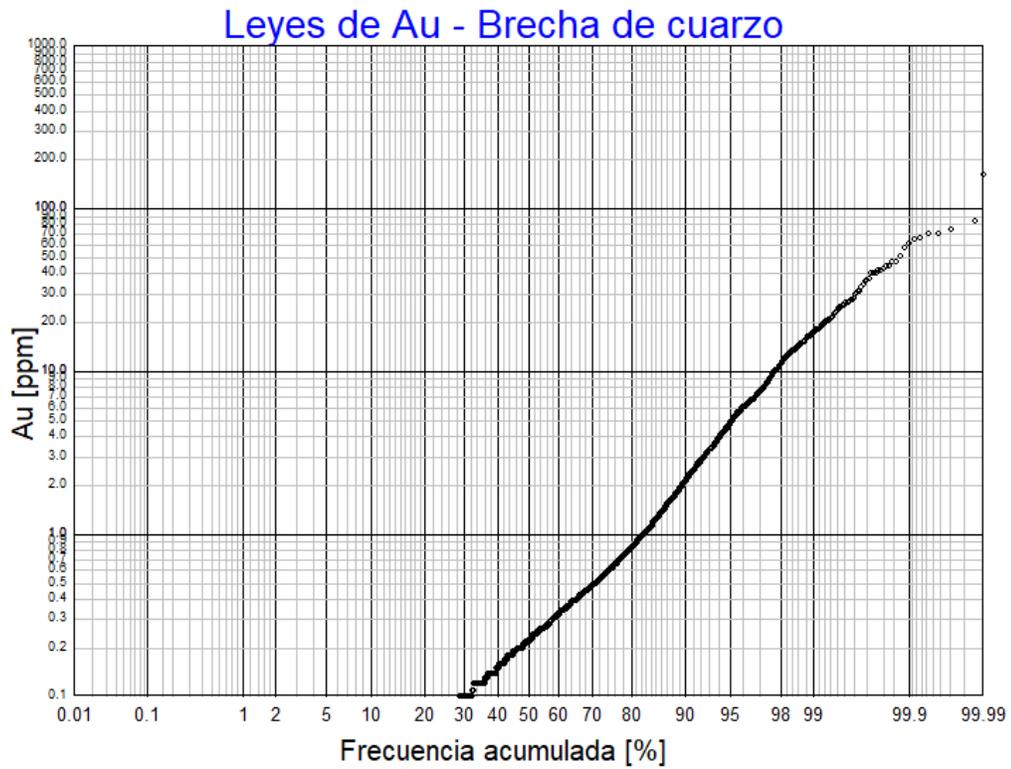


Figura 53: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras agrupadas de Brecha de Cuarzo.

SAPROLITA

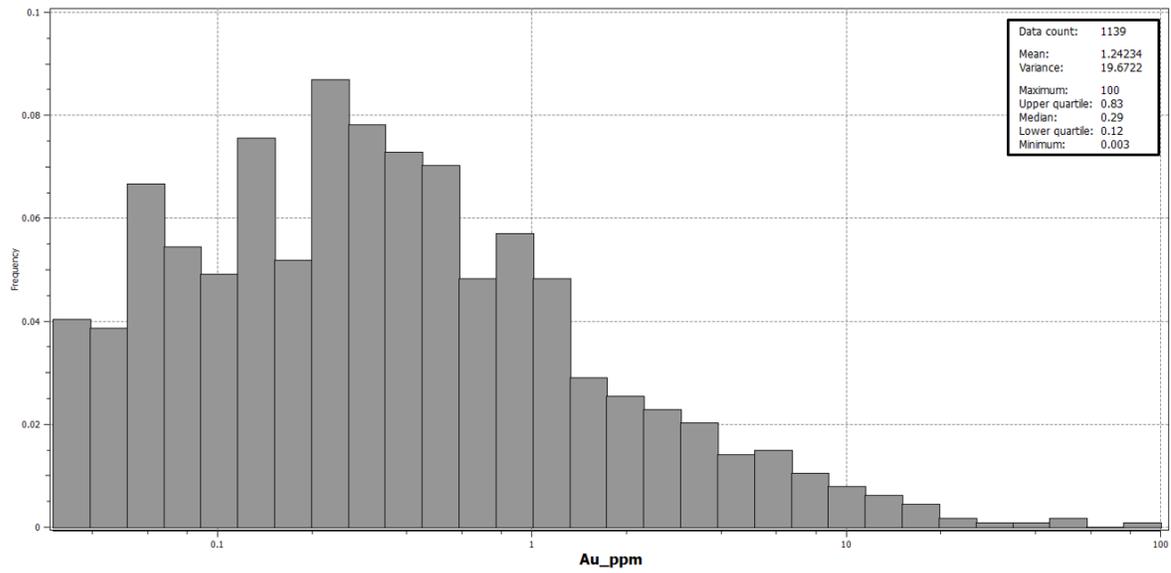


Figura 54: Histograma para leyes de Au en muestras agrupadas de Sapolita.

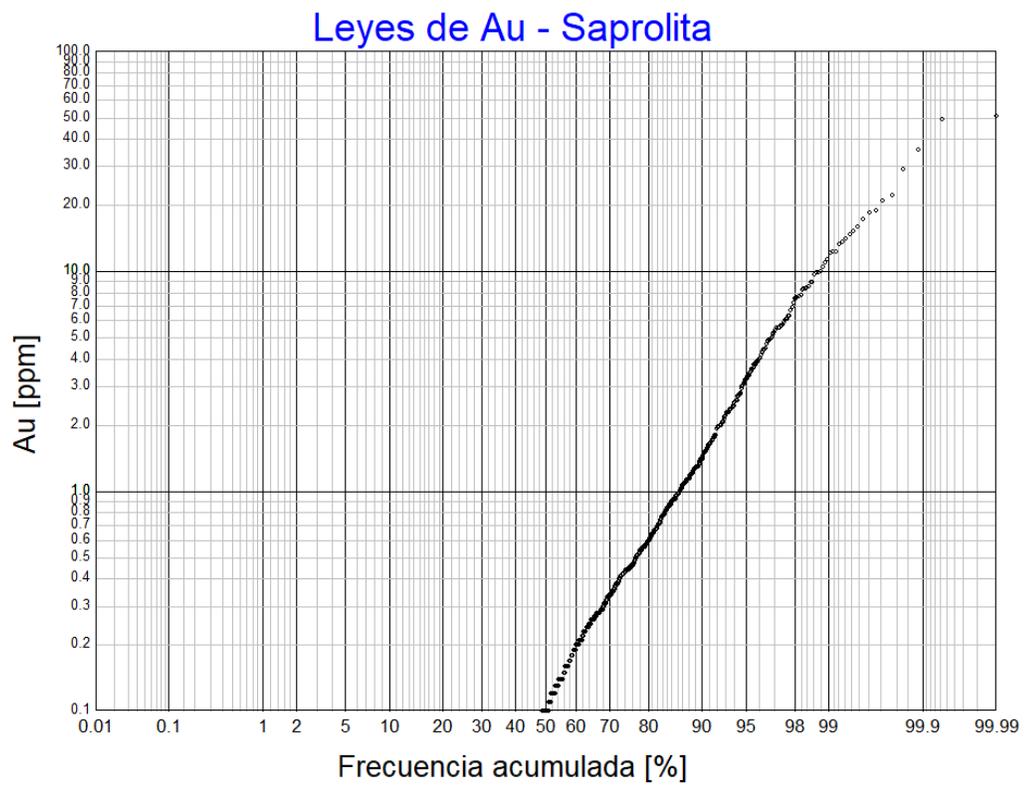


Figura 55: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras agrupadas de Sapolita.

2. HISTOGRAMAS Y GRÁFICOS DE PROBABILIDAD PARA LEYES DE PLATA EN MUESTRAS AGRUPADAS

ANDESITA

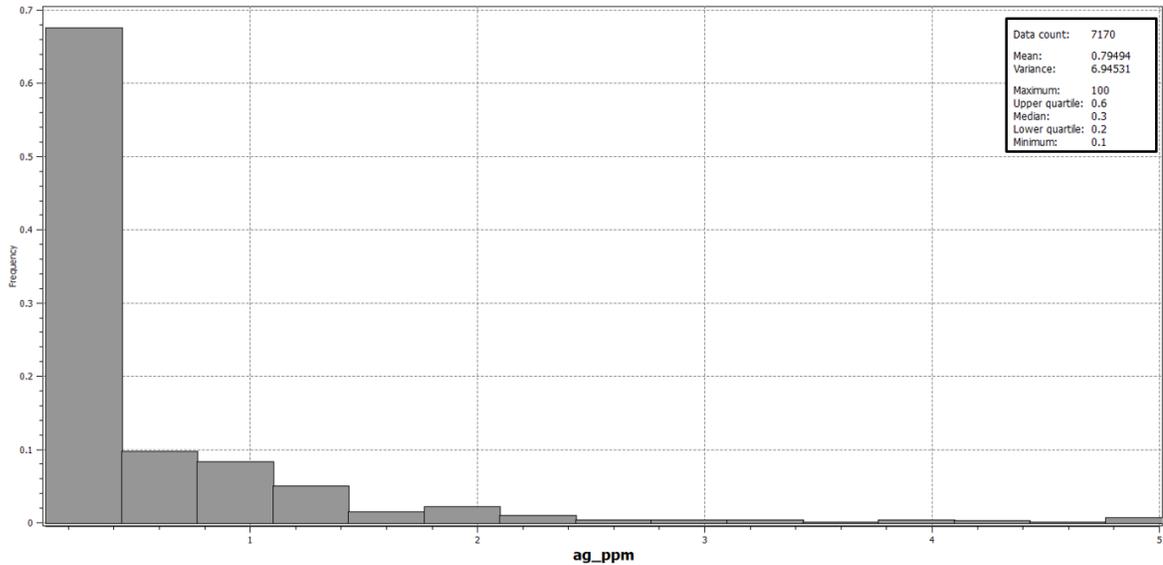


Figura 56: Histograma para leyes de Ag en muestras agrupadas de Andesita.

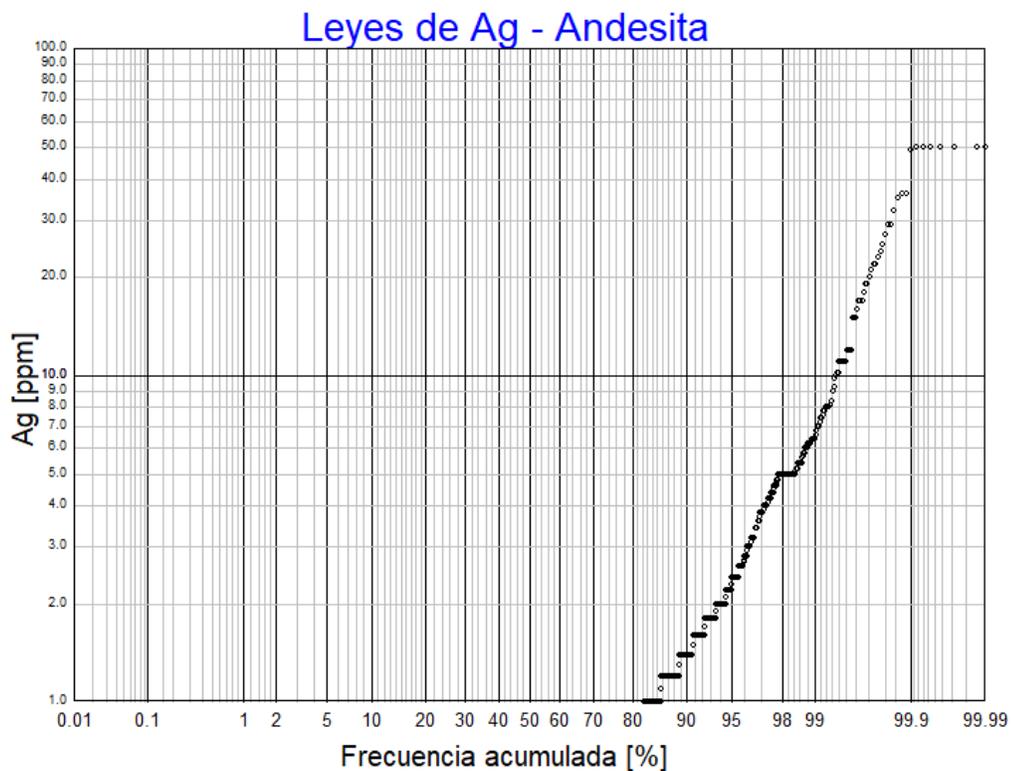


Figura 57 Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras agrupadas de Andesita.

PÓRFIDO FELDESPATO-CUARZO

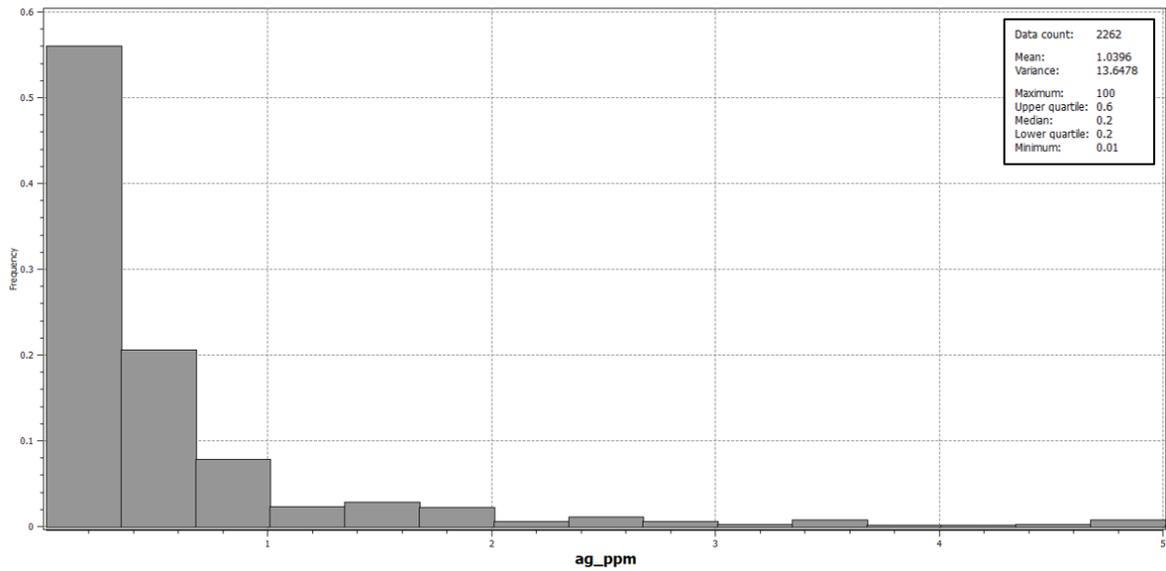


Figura 58: Histograma para leyes de Ag en muestras agrupadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.

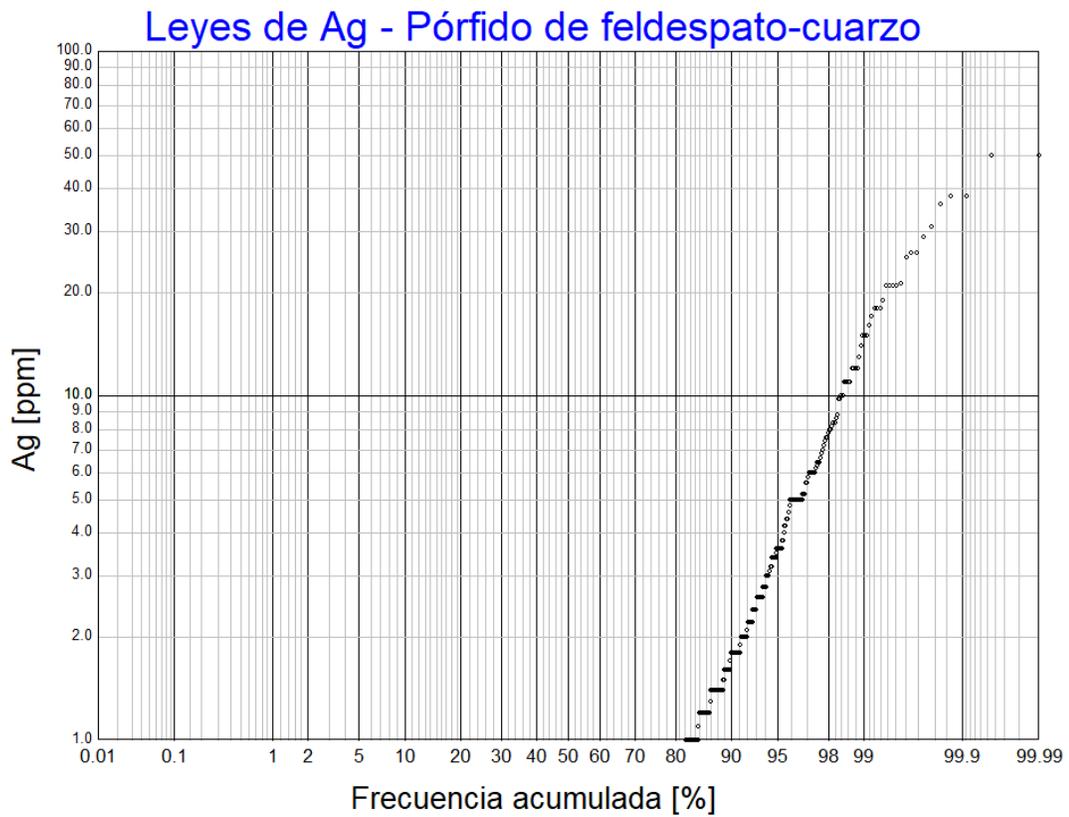


Figura 59: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras agrupadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.

BRECHA DE CUARZO

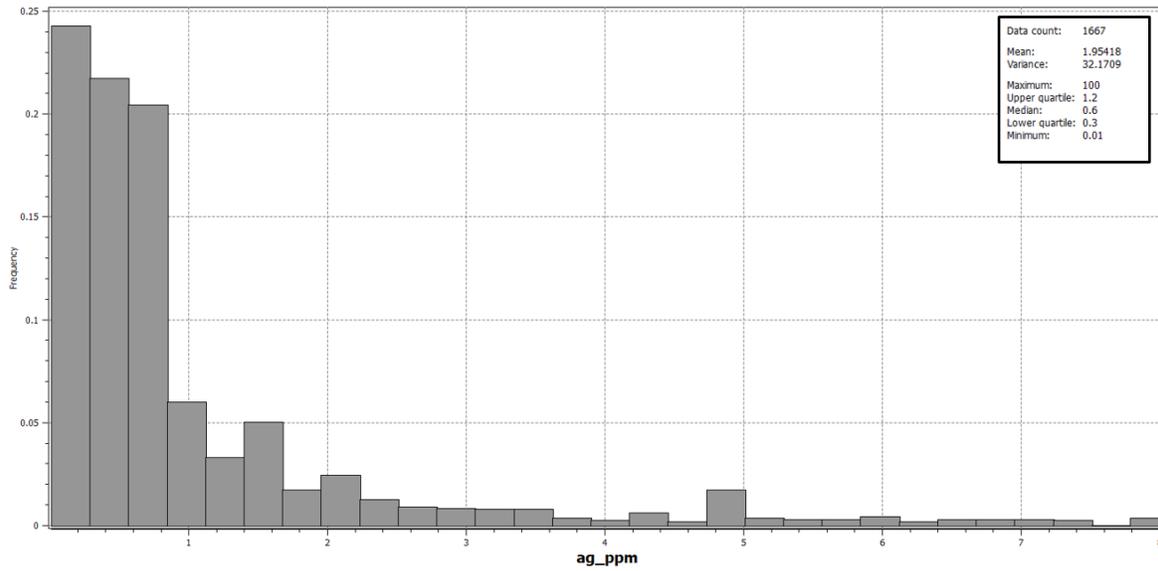


Figura 60: Histograma para leyes de Ag en muestras agrupadas de Brecha de Cuarzo.

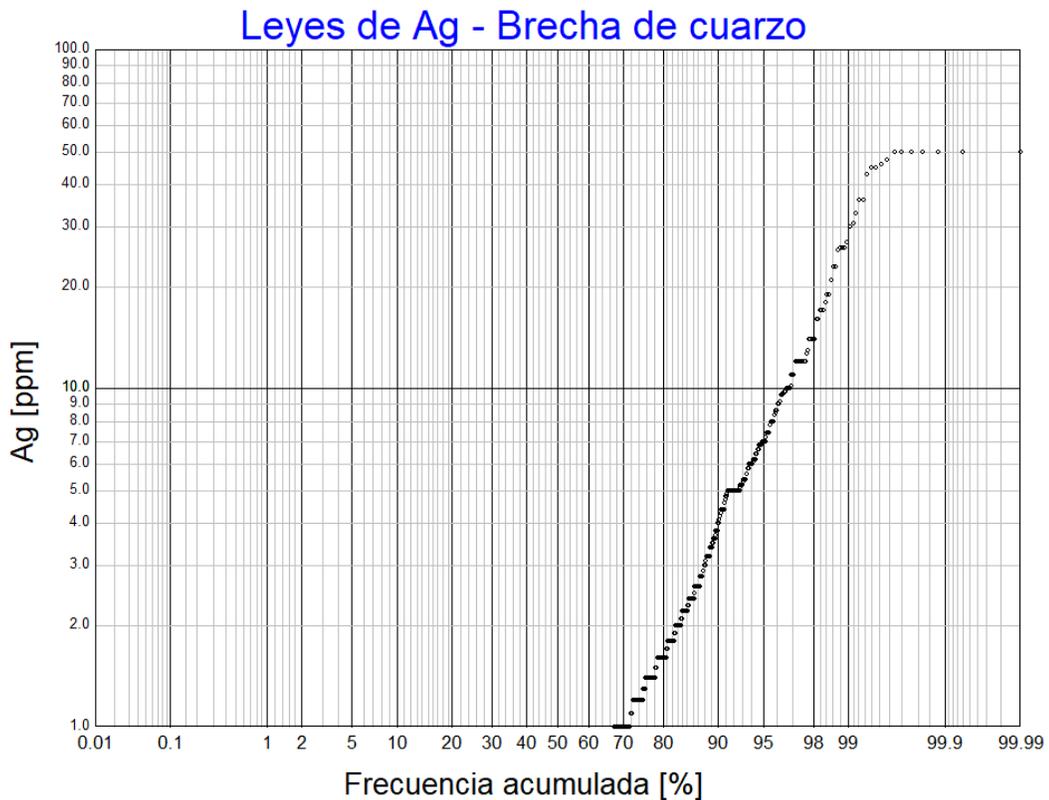


Figura 61: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras agrupadas de Brecha de Cuarzo.

SAPROLITA

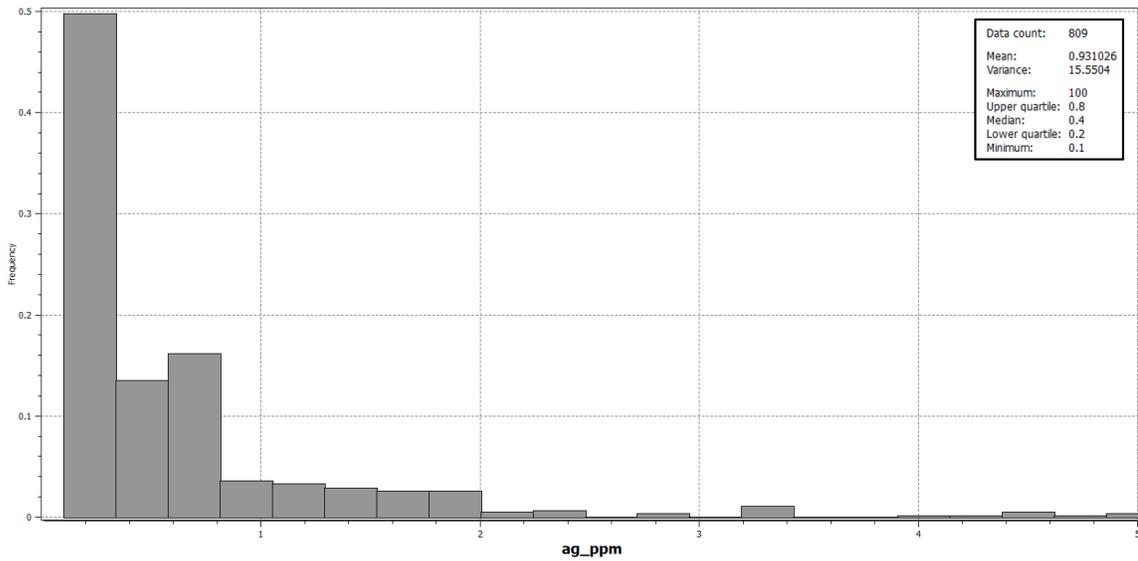


Figura 62: Histograma para leyes de Ag en muestras agrupadas de Saprolita.

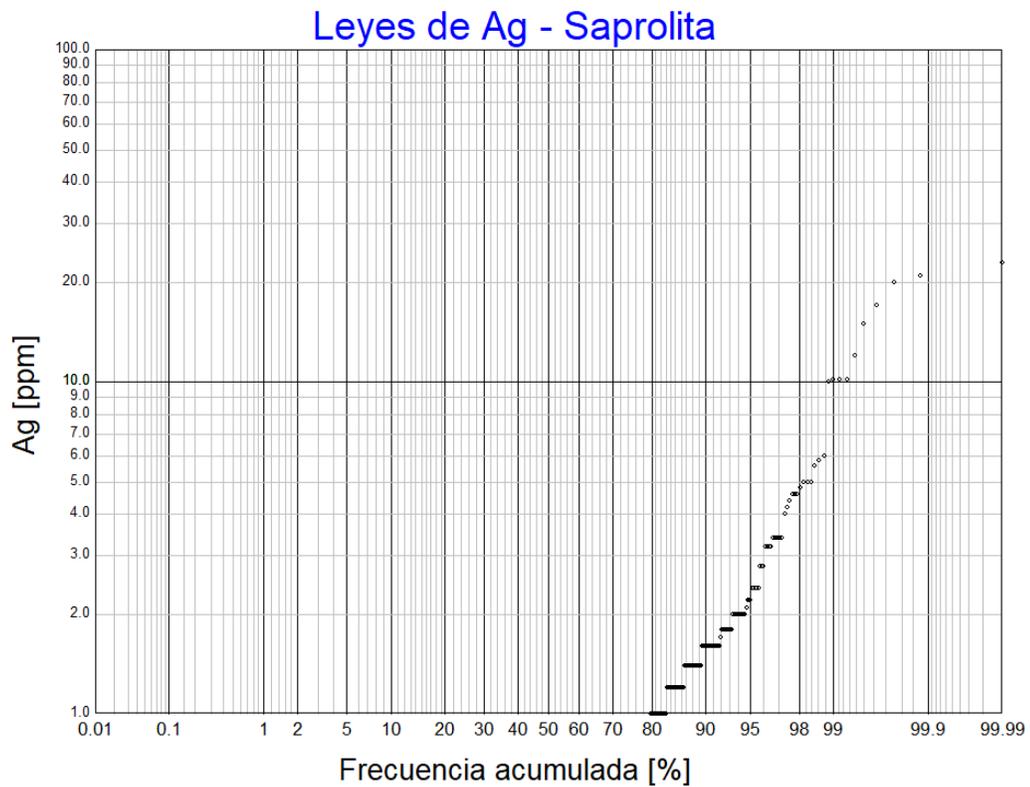


Figura 63: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras agrupadas de Saprolita.

3. HISTOGRAMAS Y GRÁFICOS DE PROBABILIDAD PARA LEYES DE COBRE EN MUESTRAS AGRUPADAS

ANDESITA

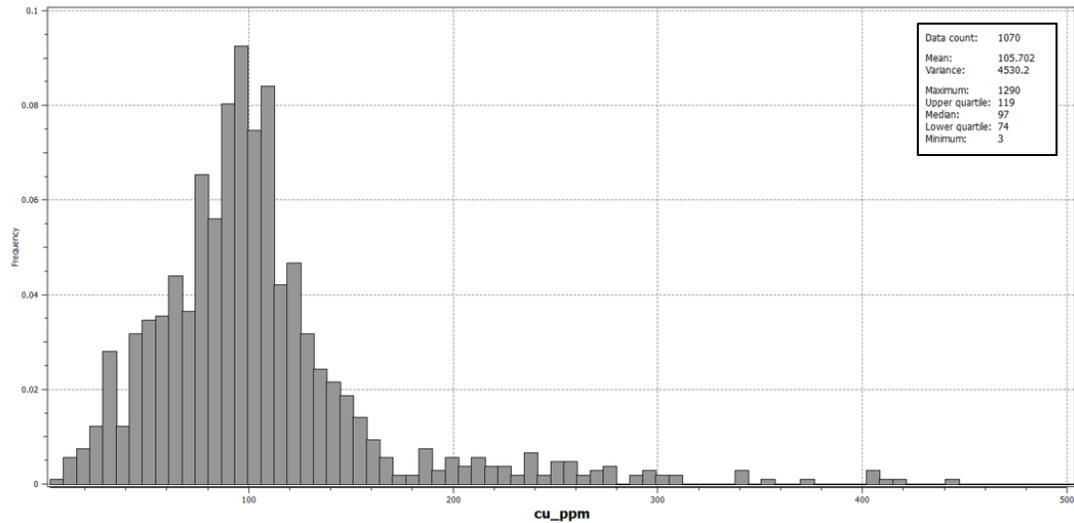


Figura 64: Histograma para leyes de Cu en muestras agrupadas de Andesita.

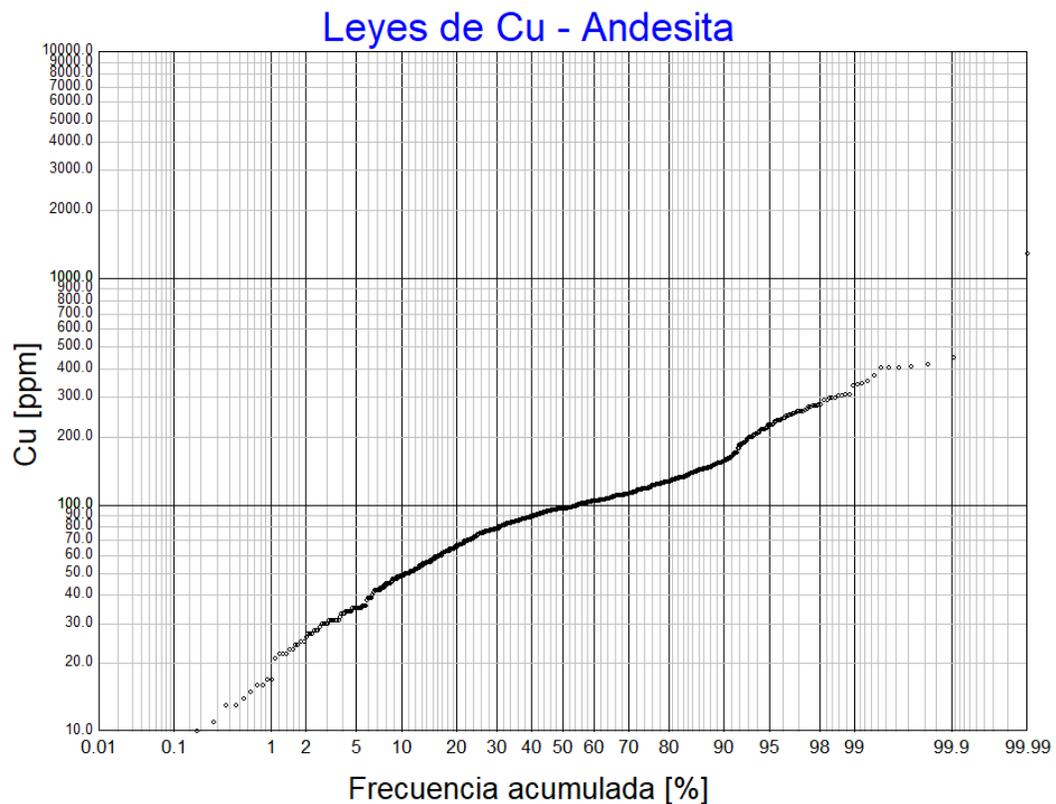


Figura 65: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Cu en muestras agrupadas de Andesita.

PÓRFIDO FELDESPATO-CUARZO

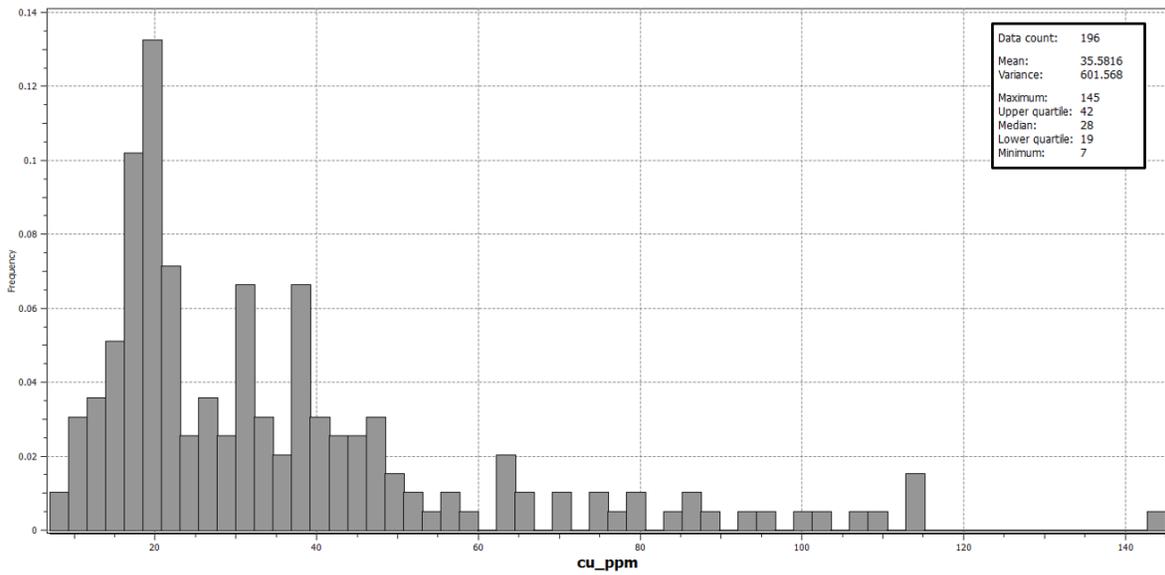


Figura 66: Histograma para leyes de Cu en muestras agrupadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.

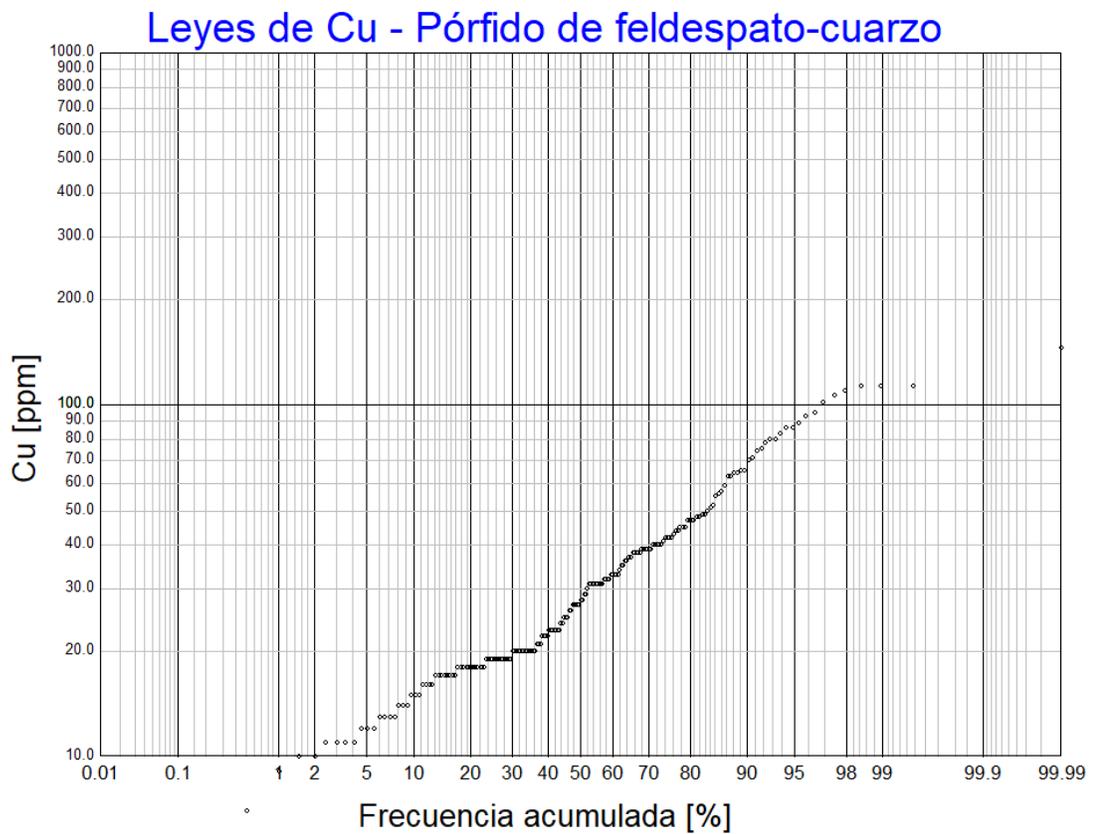


Figura 67: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Cu en muestras agrupadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.

BRECHA DE CUARZO

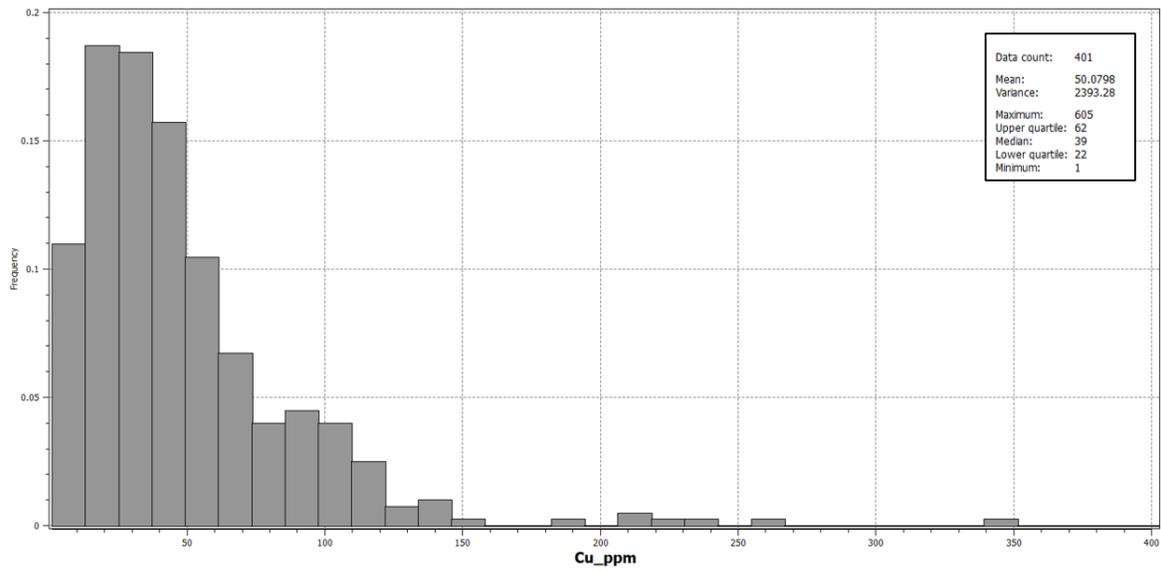


Figura 68: Histograma para leyes de Cu en muestras agrupadas de Brecha de Cuarzo.

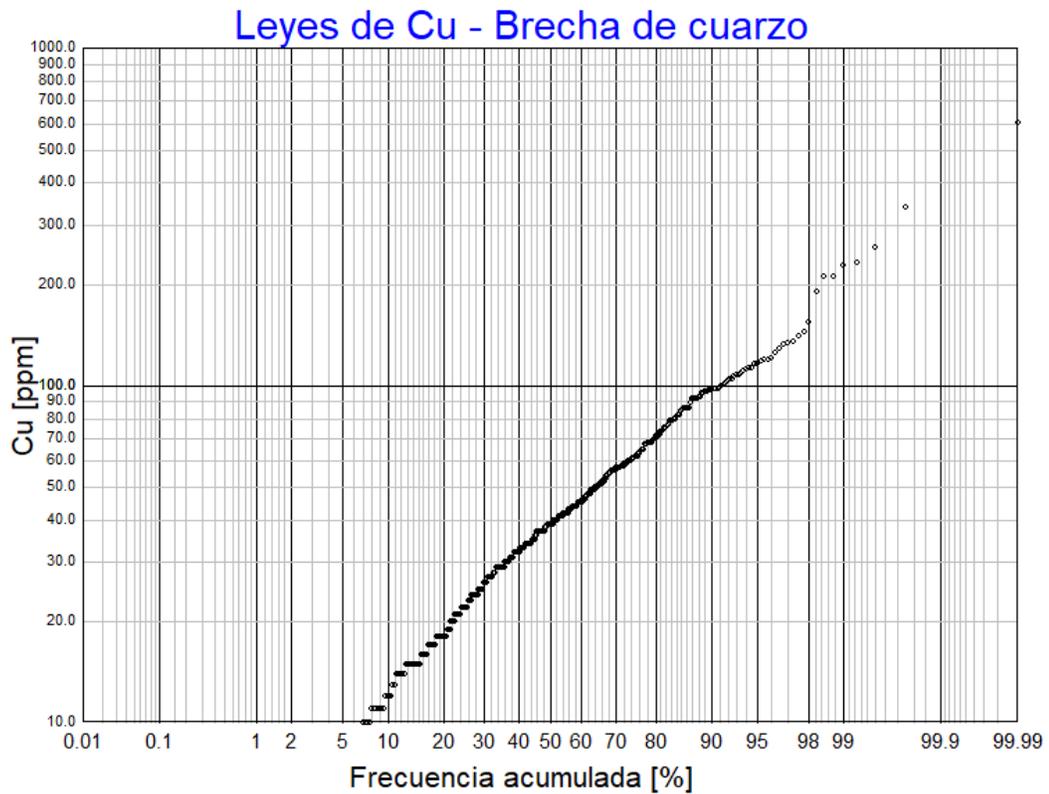


Figura 69: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Cu en muestras agrupadas de Brecha de Cuarzo.

SAPROLITA

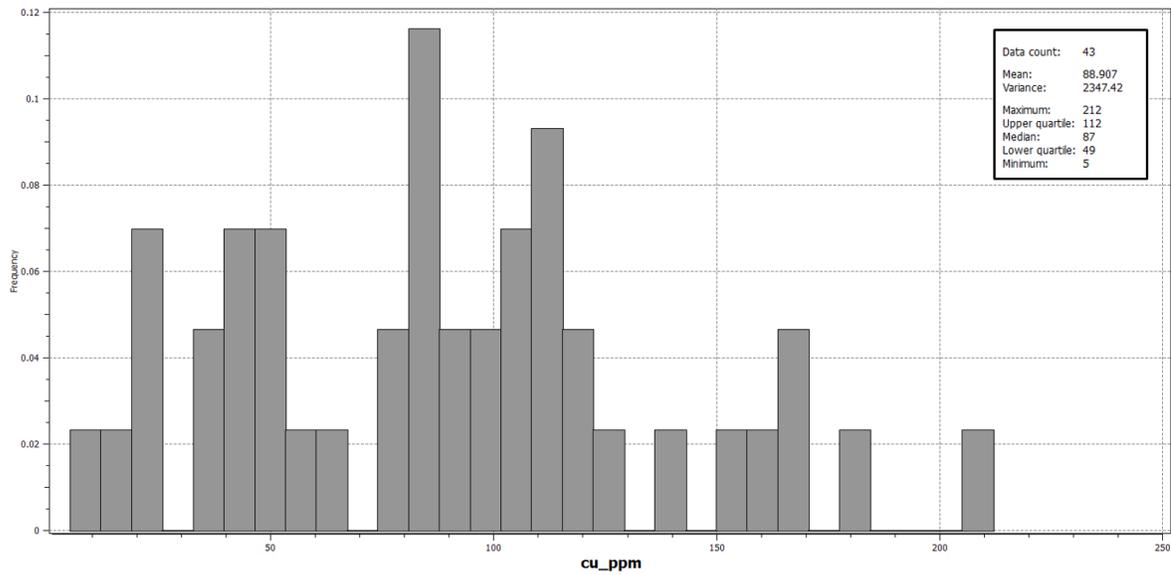


Figura 70: Histograma para leyes de Cu en muestras agrupadas de Sapolita.

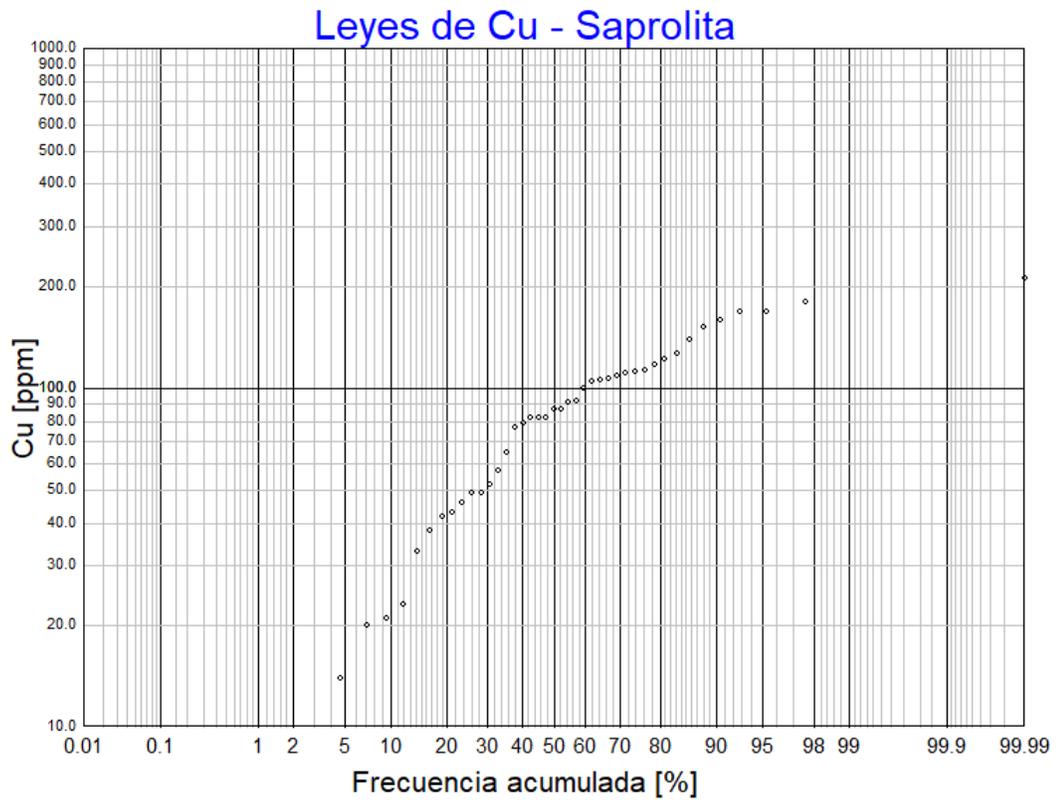


Figura 71: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Cu en muestras agrupadas de Sapolita

4. HISTOGRAMAS Y GRÁFICOS DE PROBABILIDAD PARA LEYES DE MOLIBDENO EN MUESTRAS AGRUPADAS

ANDESITA

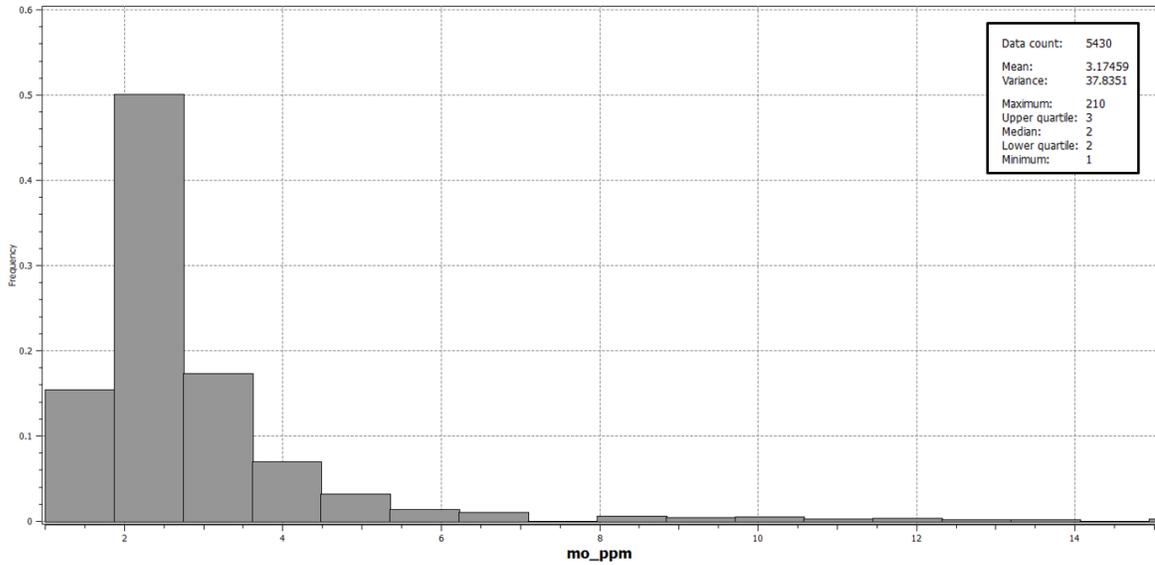


Figura 72: Histograma para leyes de Mo en muestras agrupadas de Andesita.

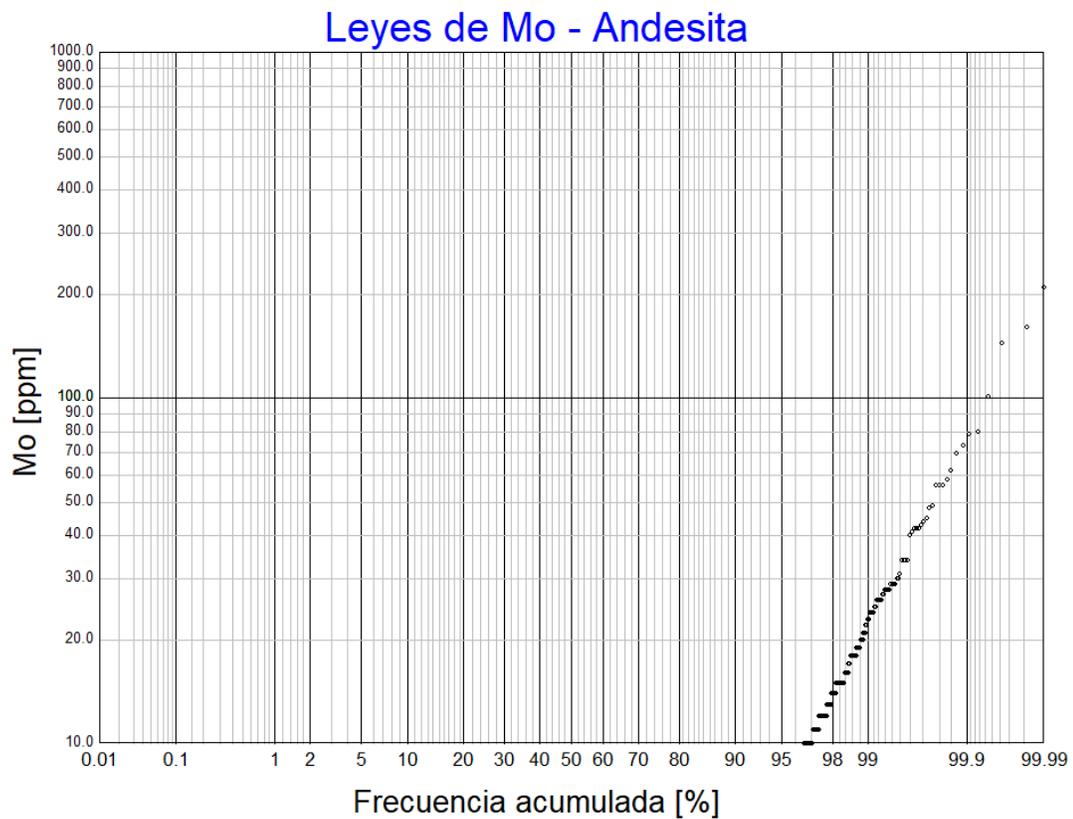


Figura 73: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Mo en muestras agrupadas de Andesita.

PÓRFIDO FELDESPATO-CUARZO

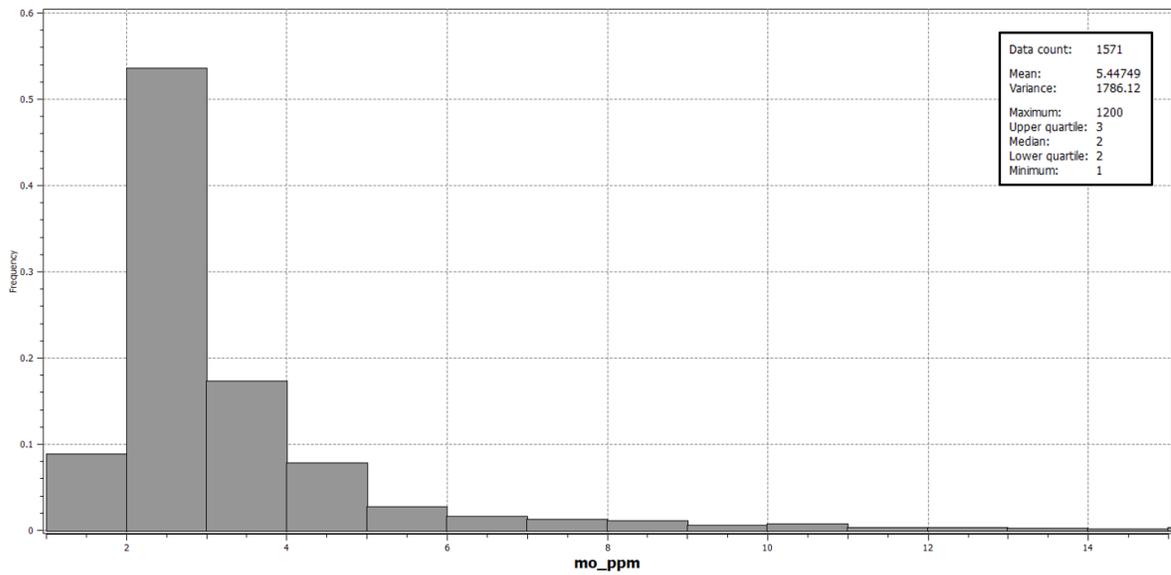


Figura 74: Histograma para leyes de Mo en muestras agrupadas de Pórfido Feldeespato-Cuarzo.

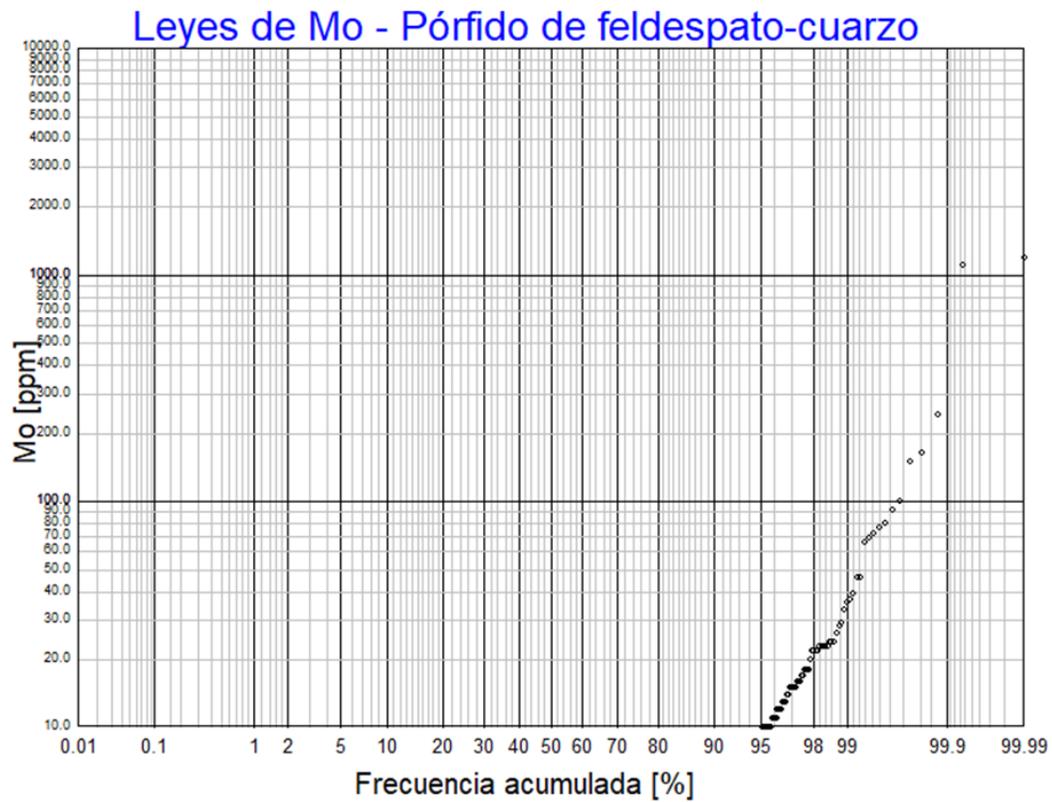


Figura 75: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Mo en muestras agrupadas de Pórfido Feldeespato-Cuarzo.

BRECHA DE CUARZO

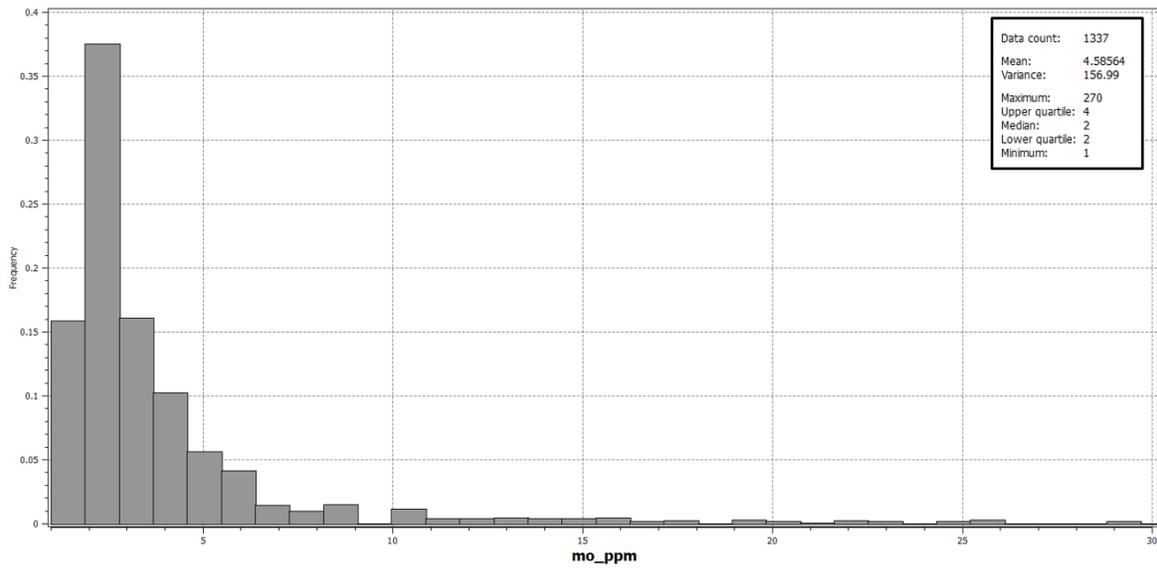


Figura 76: Histograma para leyes de Mo en muestras agrupadas de Brecha de Cuarzo.

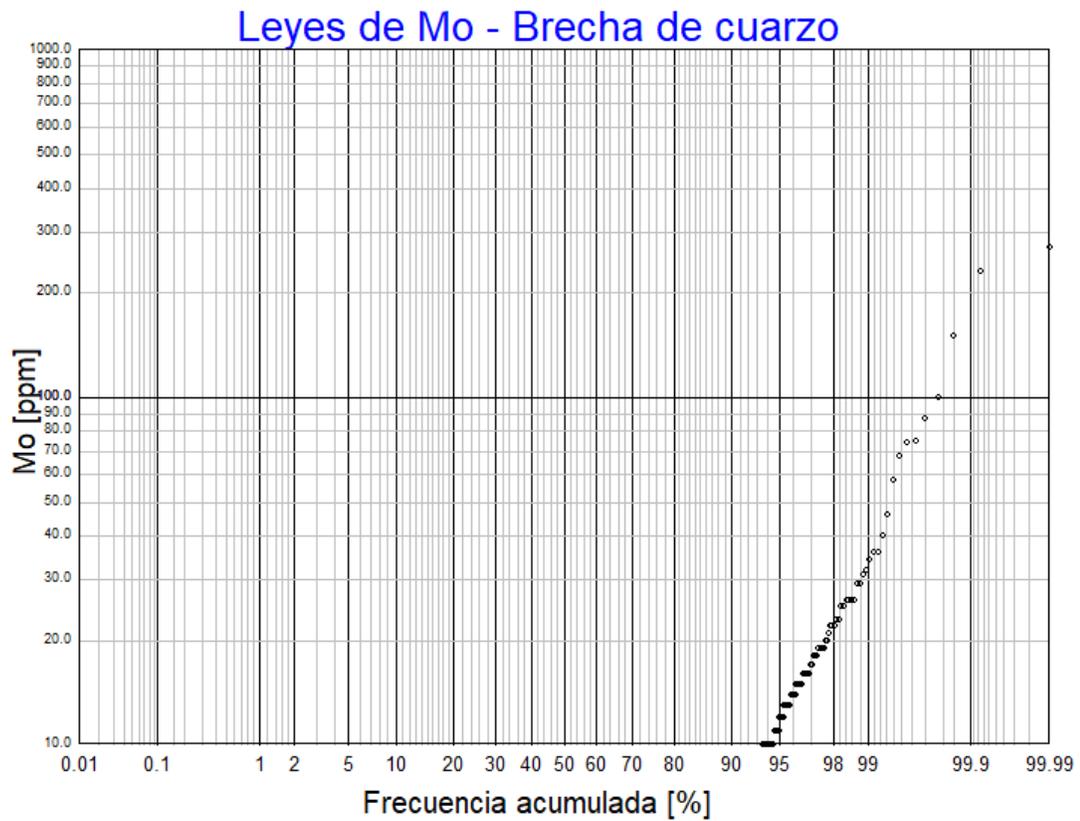


Figura 77: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Mo en muestras agrupadas de Brecha de Cuarzo.

SAPROLITA

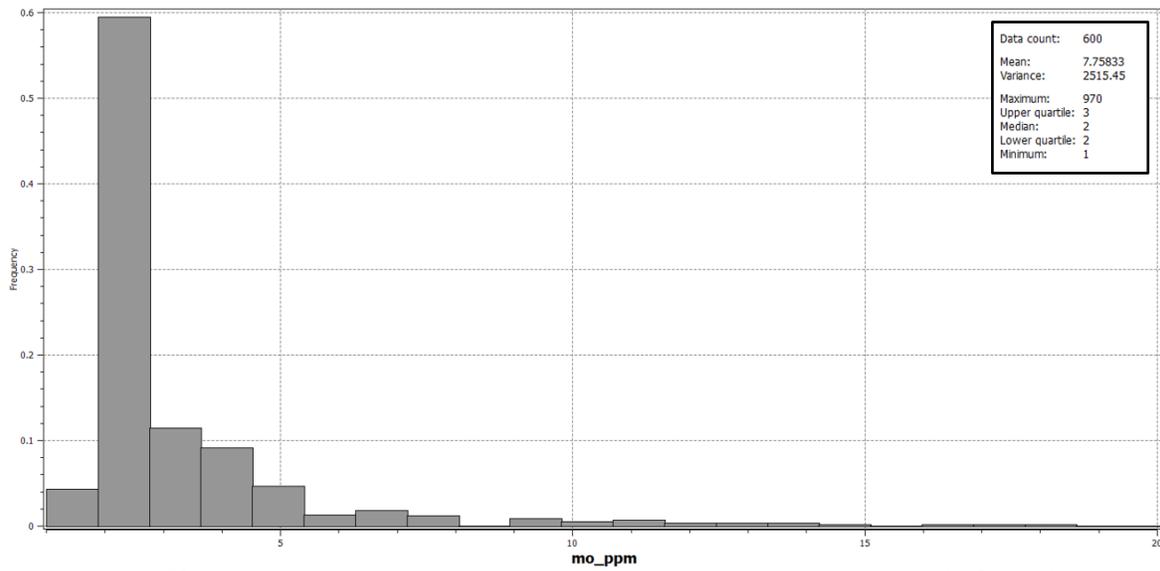


Figura 78: Histograma para leyes de Mo en muestras agrupadas de Saprolita.

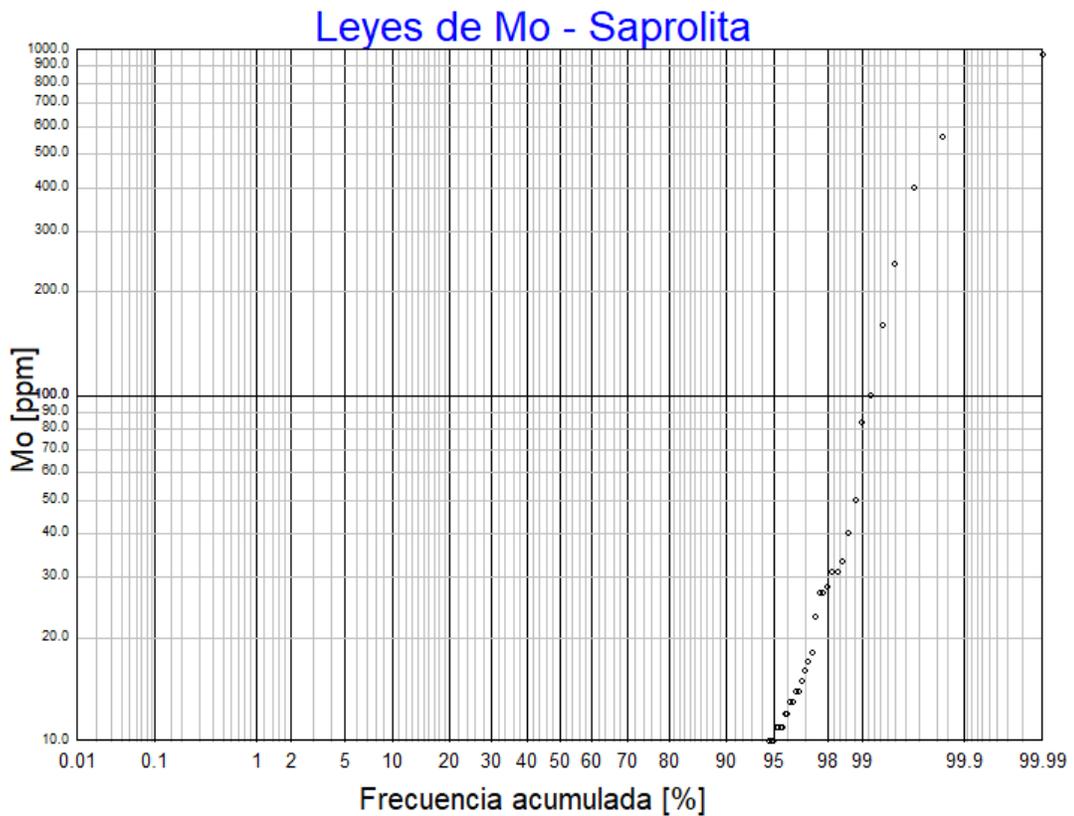


Figura 79: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Mo en muestras agrupadas de Saprolita.

ANEXO E: GRÁFICOS DE DERIVA CON MEDIA MÓVIL PARA ANÁLISIS DE ESTACIONARIEDAD

1. MUESTRAS DE ORO EN BRECHA DE CUARZO

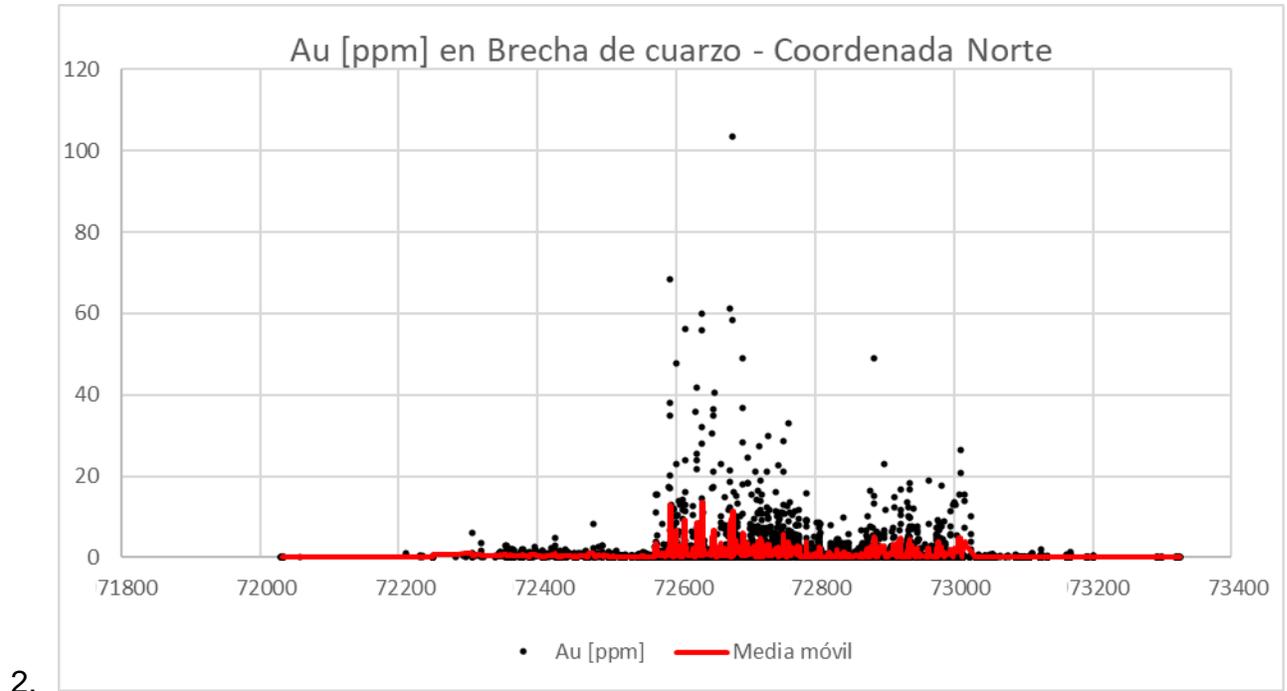


Figura 80: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en dirección S-N, muestras de Au en Brecha de Cuarzo.

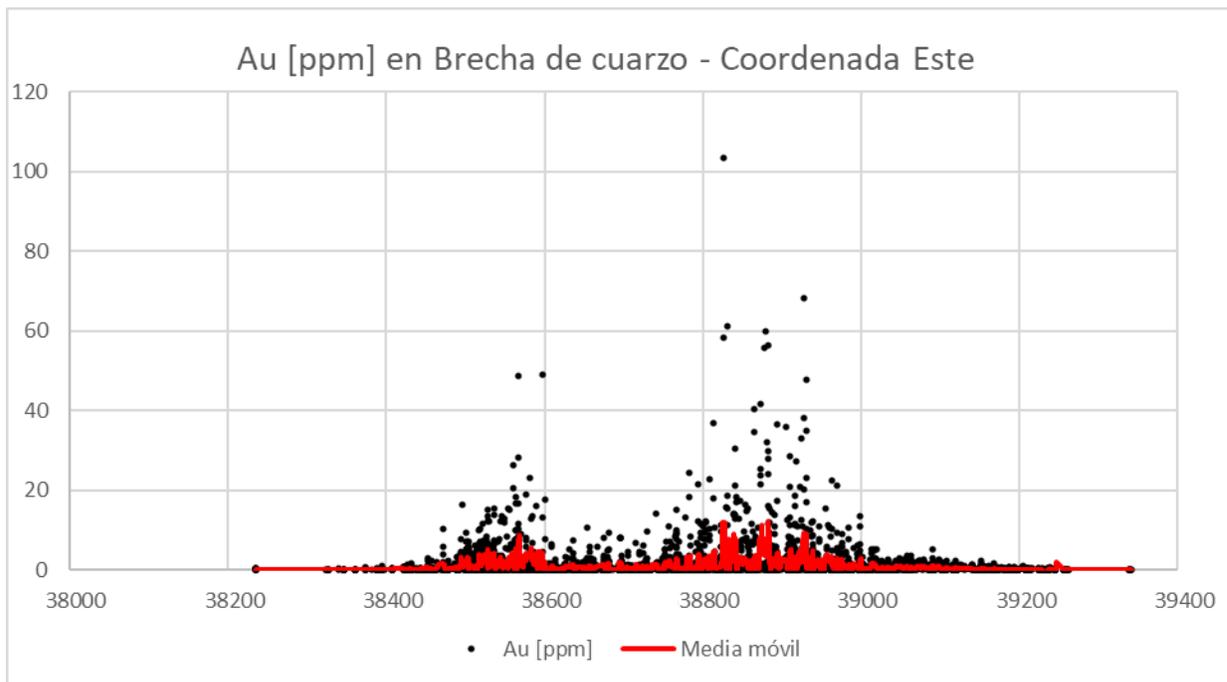


Figura 81: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en dirección W-E, muestras de Au en Brecha de Cuarzo.

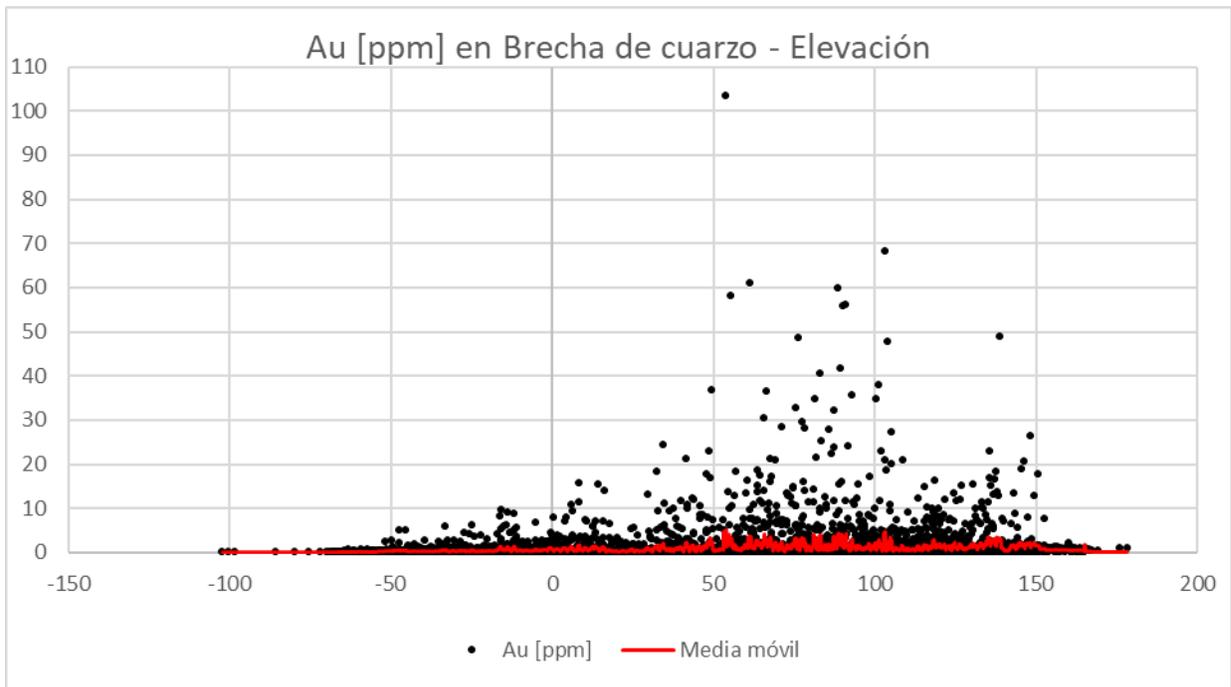


Figura 82: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en elevación, muestras de Au en Brecha de Cuarzo.

3. MUESTRAS DE ORO EN SAPROLITA

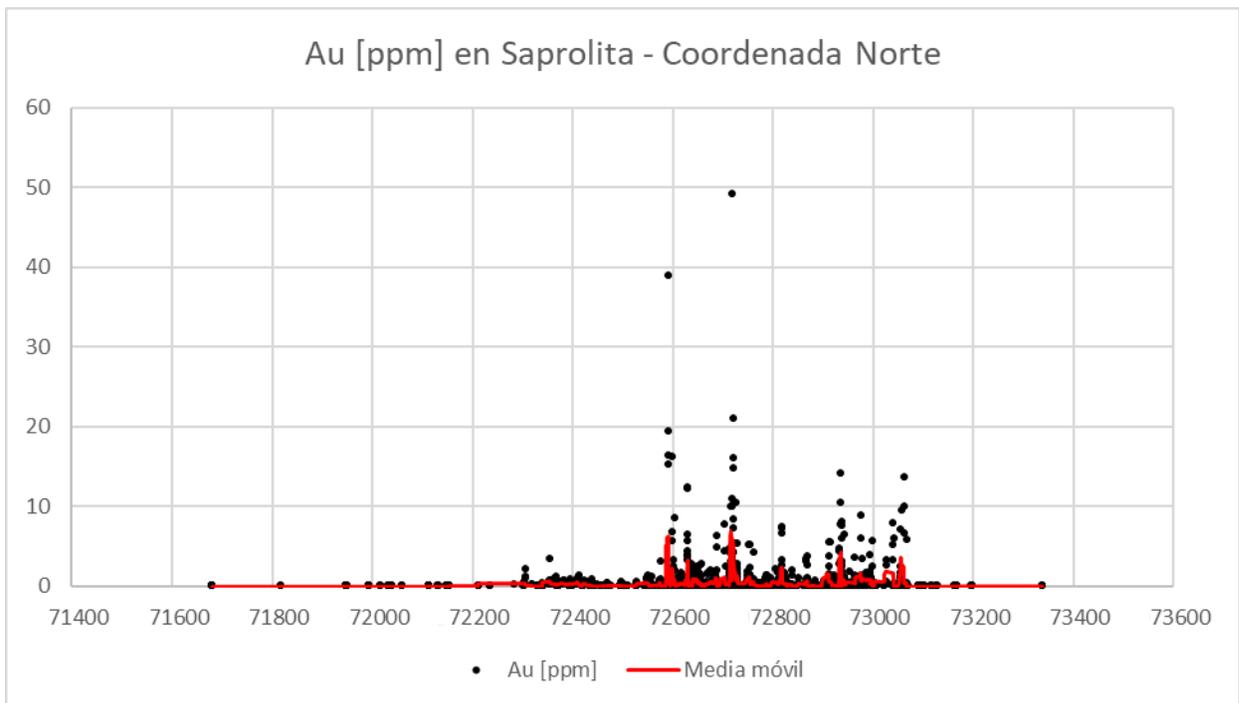


Figura 83: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en dirección S-N, muestras de Au en Saprolita.

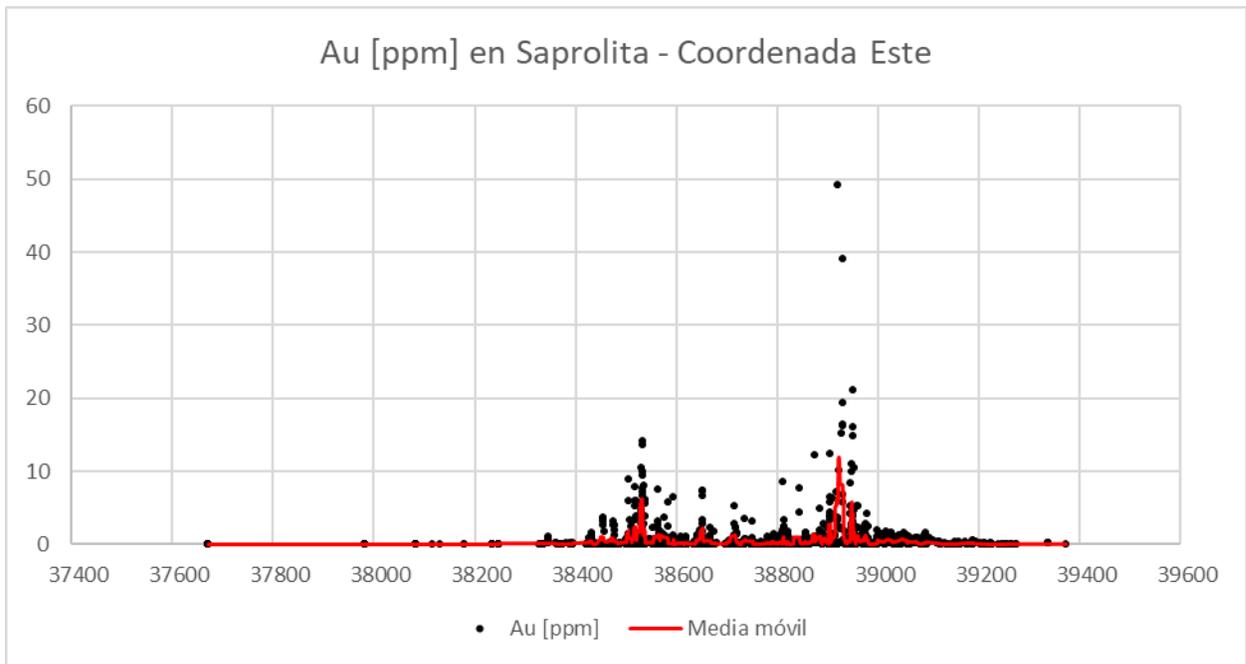


Figura 84: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en dirección W-E, muestras de Au en Saprolita.

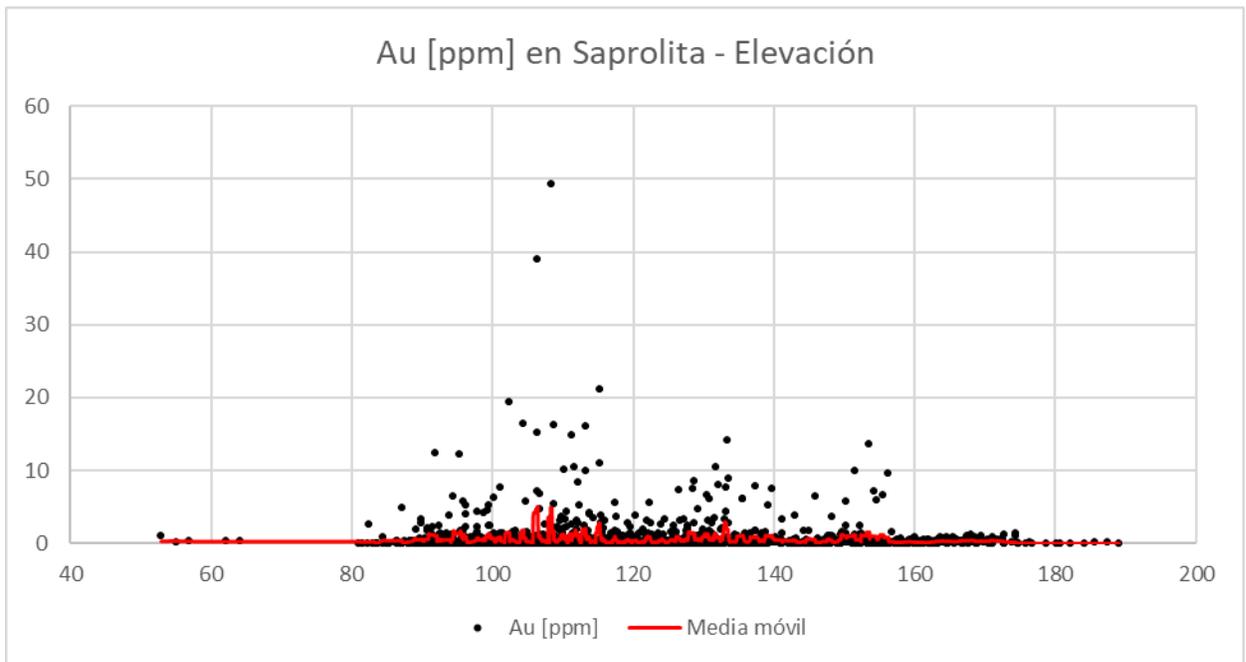


Figura 85: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en elevación, muestras de Au en Saprolita.

4. MUESTRAS DE PLATA EN BRECHA DE CUARZO

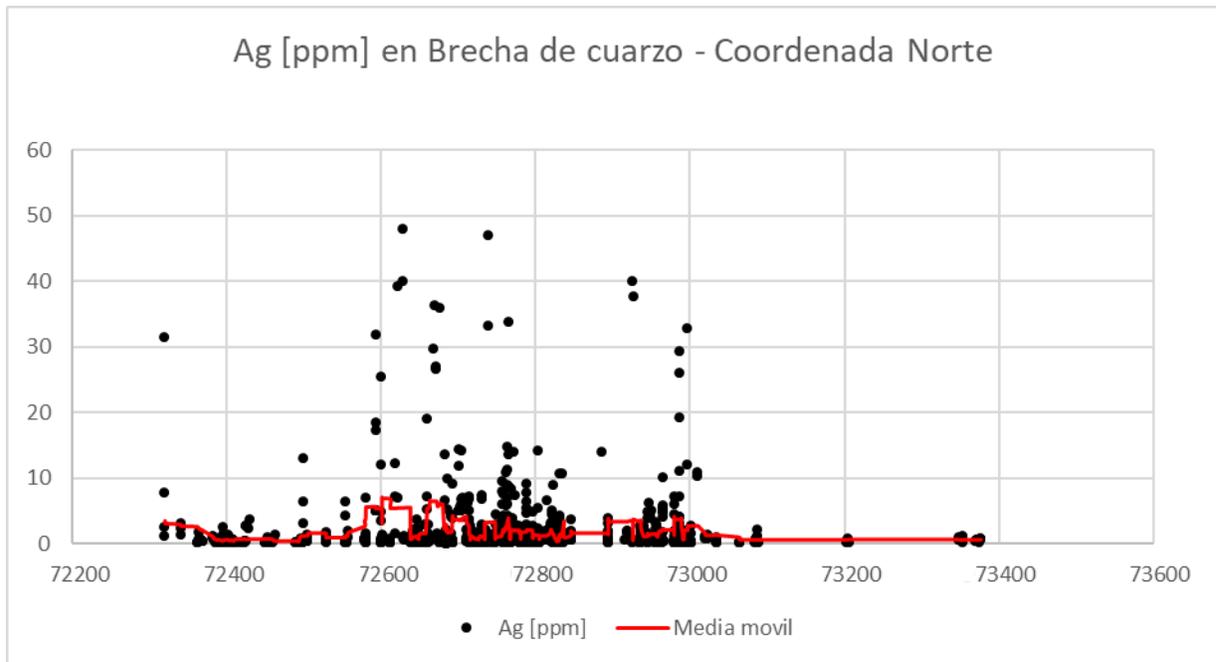


Figura 86: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en dirección S-N, muestras de Ag en Brecha de Cuarzo.

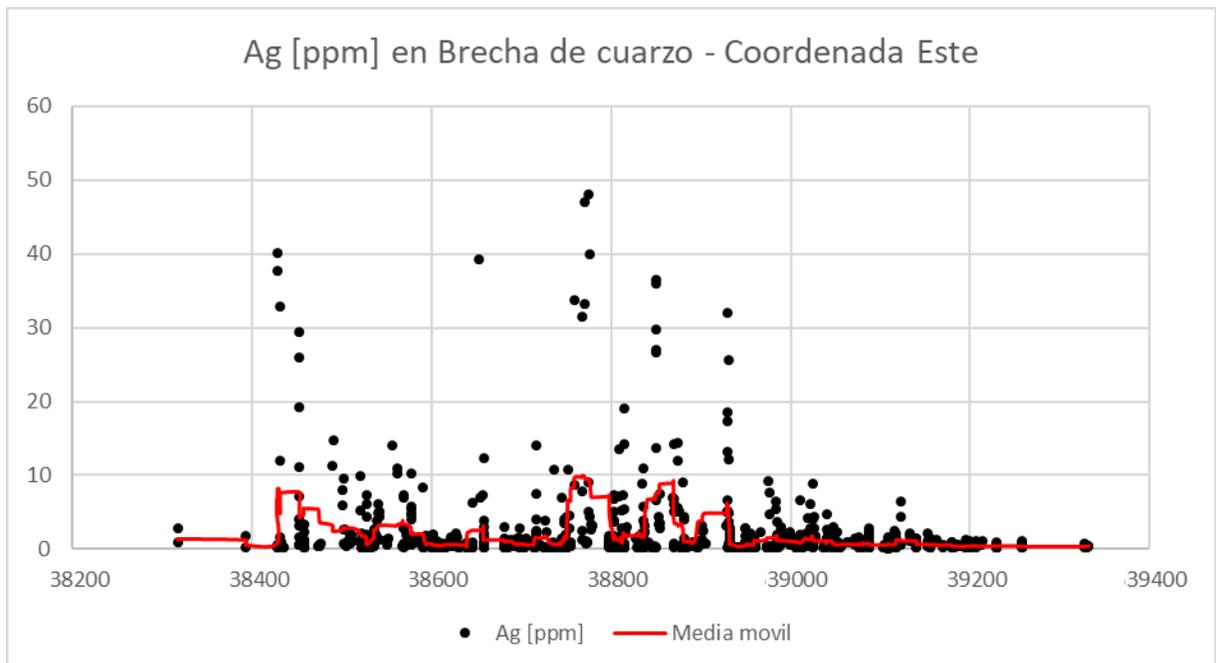


Figura 87: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en dirección W-E, muestras de Ag en Brecha de Cuarzo.

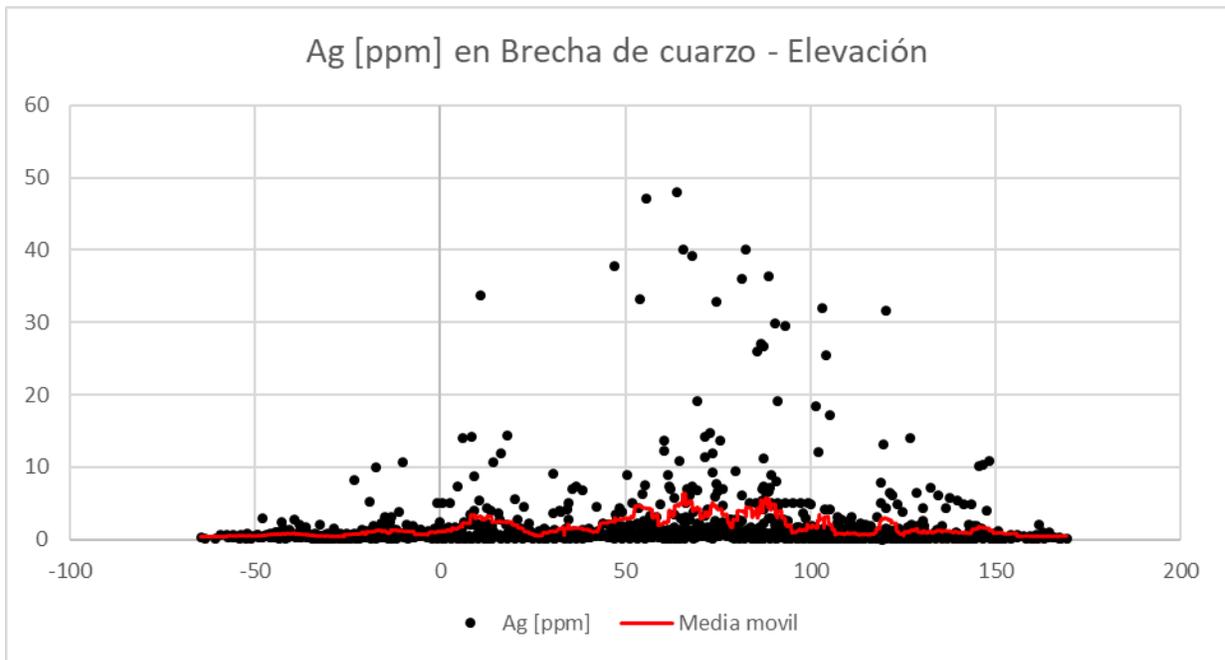


Figura 88: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en elevación, muestras de Ag en Brecha de Cuarzo.

5. MUESTRAS DE PLATA EN SAPROLITA

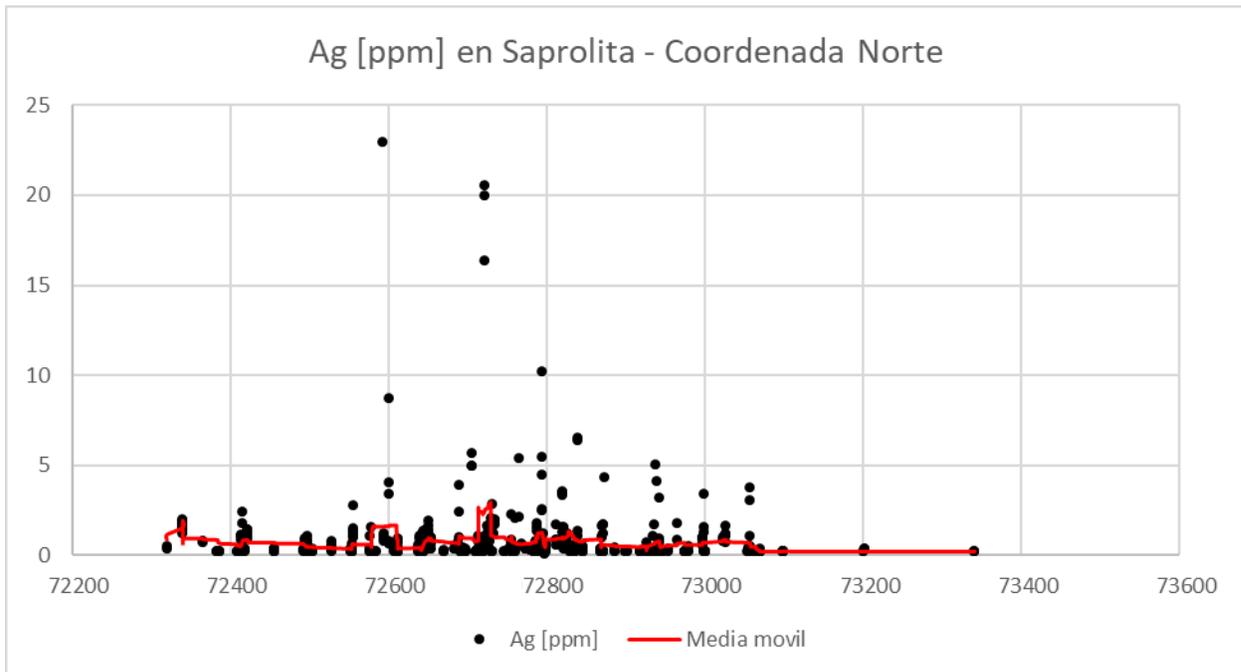


Figura 89: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en dirección S-N, muestras de Ag en Saprolita.

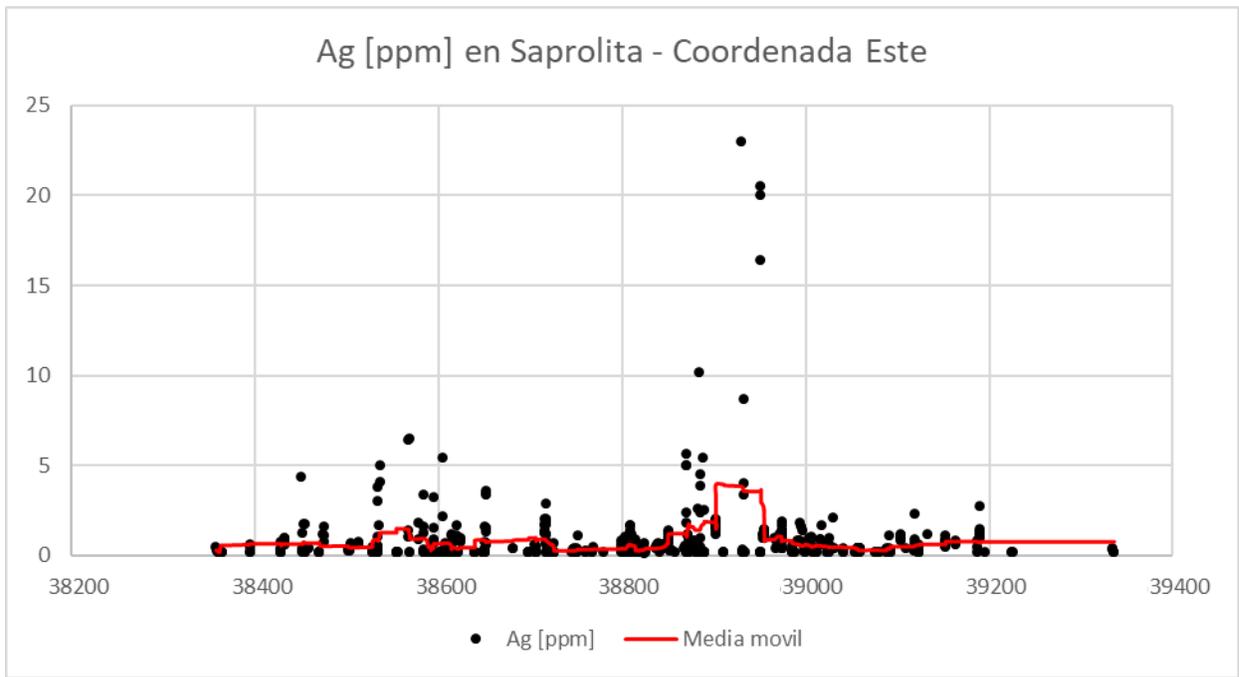


Figura 90: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en dirección W-E, muestras de Ag en Saprolita.

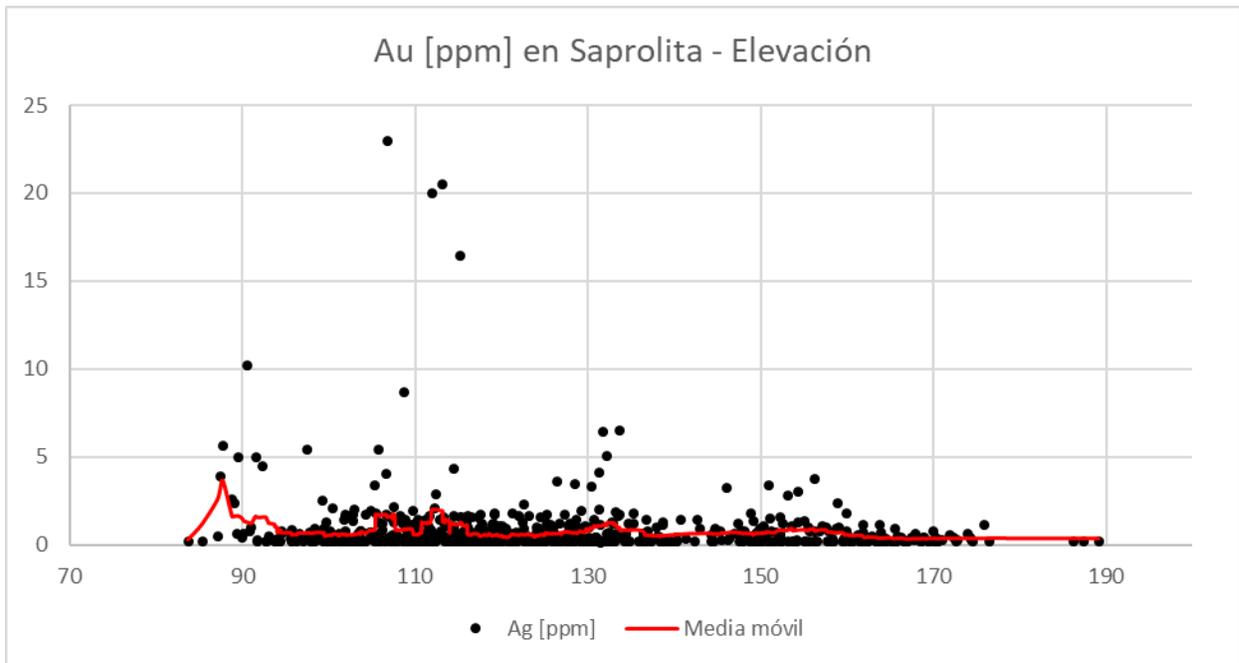


Figura 91: Derivas con media móvil para análisis de estacionariedad en elevación, muestras de Au en Saprolita.

ANEXO F: ANÁLISIS DE LARGOS DE MUESTREO

1. ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS

	Media	Desviación estándar	Número de datos	Mínimo	Máximo	Mediana
Global	1.58	0.38	41898	0.03	9	1.5
Brecha de cuarzo	1.40	0.44	7057	0.03	7	1.5
Saprolita	1.65	0.61	1775	0.03	9	1.5

Tabla 47: Estadísticas descriptivas muestras agrupadas en Saprolita.

	Media	Desviación estándar	Número de datos	Mínimo	Máximo	Mediana
Global	1.43	0.37	12012	0.03	5.9	1.5
Brecha de cuarzo	1.35	0.42	1666	0.05	5.4	1.5
Saprolita	1.48	0.37	808	0.01	3.3	1.5

Tabla 48: Estadísticas descriptivas para largos de muestreo para muestras de Ag.

2. HISTOGRAMAS PARA LARGOS DE MUESTREO

LEYES DE ORO

GLOBAL

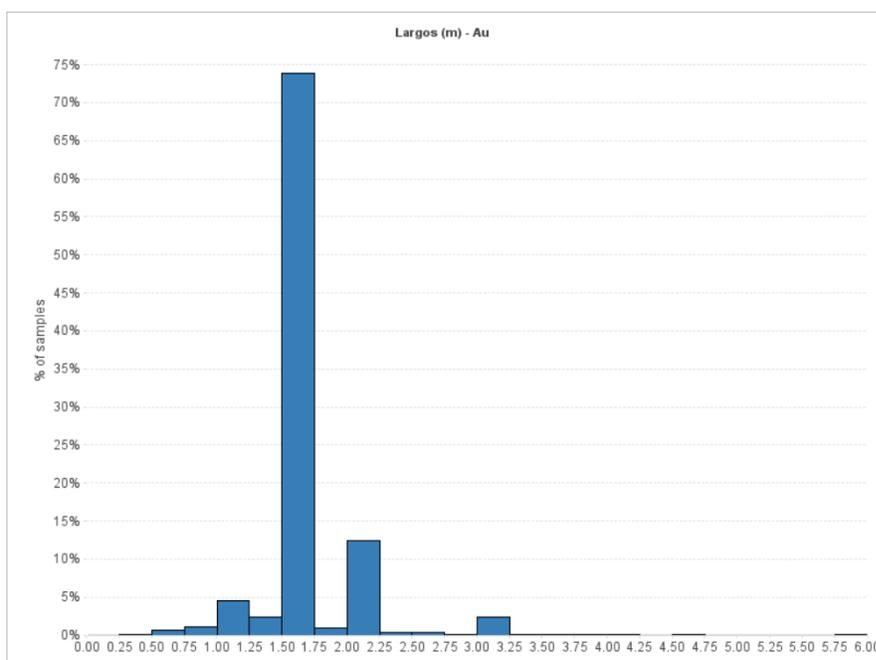


Figura 92: Largos de muestreo para muestras de Au totales.

BRECHA DE CUARZO

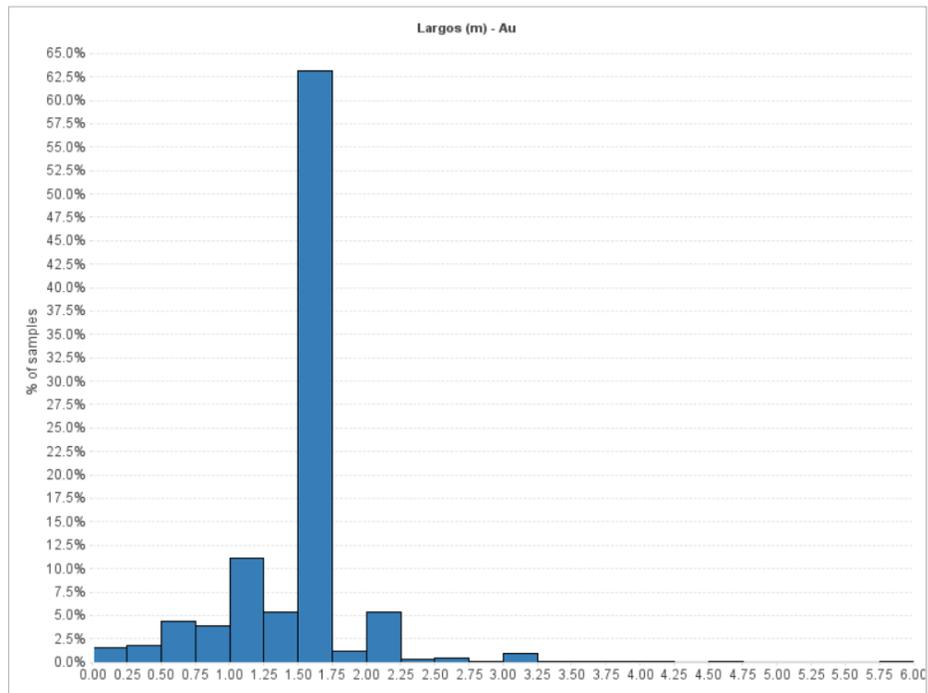


Figura 93: Largos de muestreo para muestras de Au en Brecha de Cuarzo.

SAPROLITA

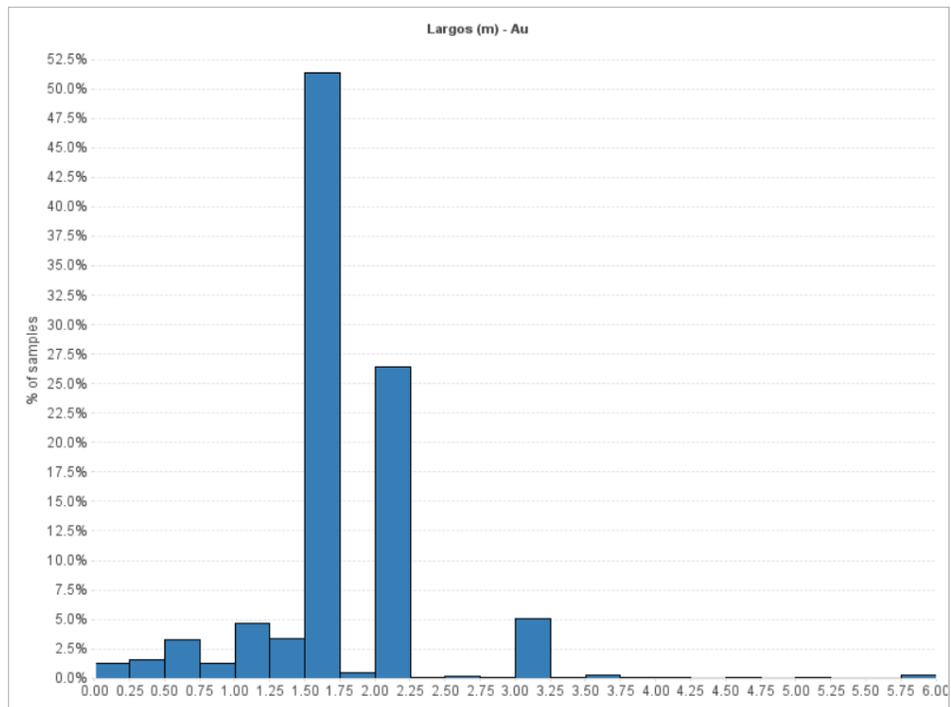


Figura 94: Largos de muestreo para muestras de Au en Saprolita.

LEYES DE PLATA GLOBAL

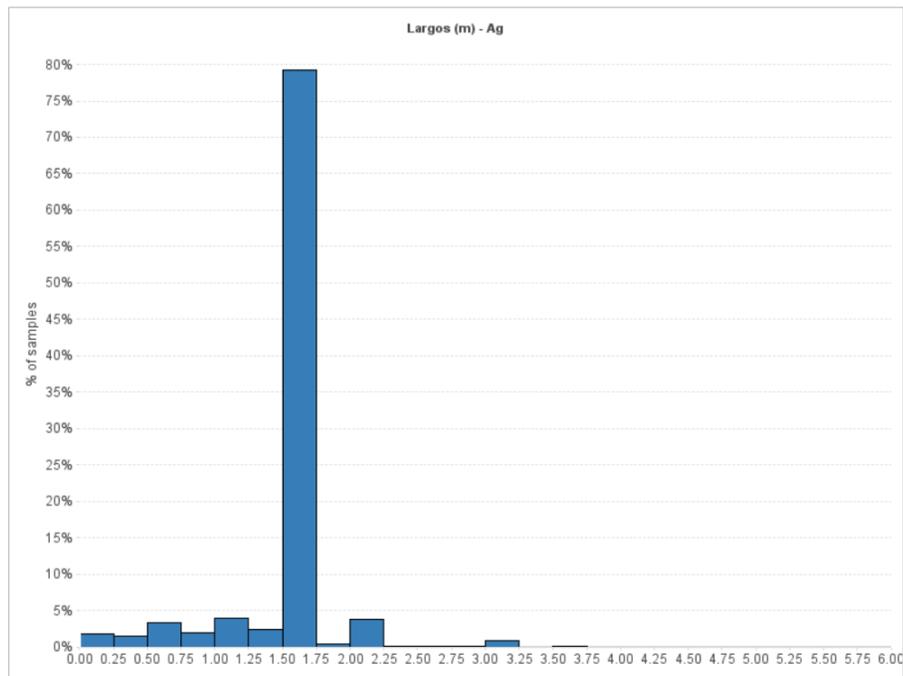


Figura 95: Largos de muestreo para muestras de Ag totales.

BRECHA DE CUARZO

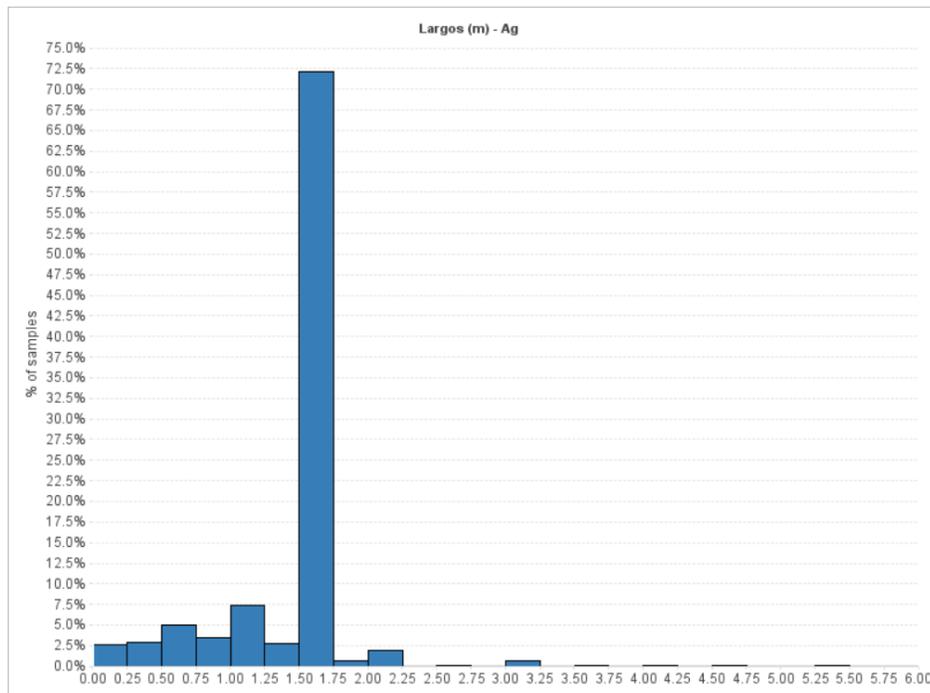


Figura 96: Largos de muestreo para muestras de Ag en Brecha de Cuarzo.

SAPROLITA

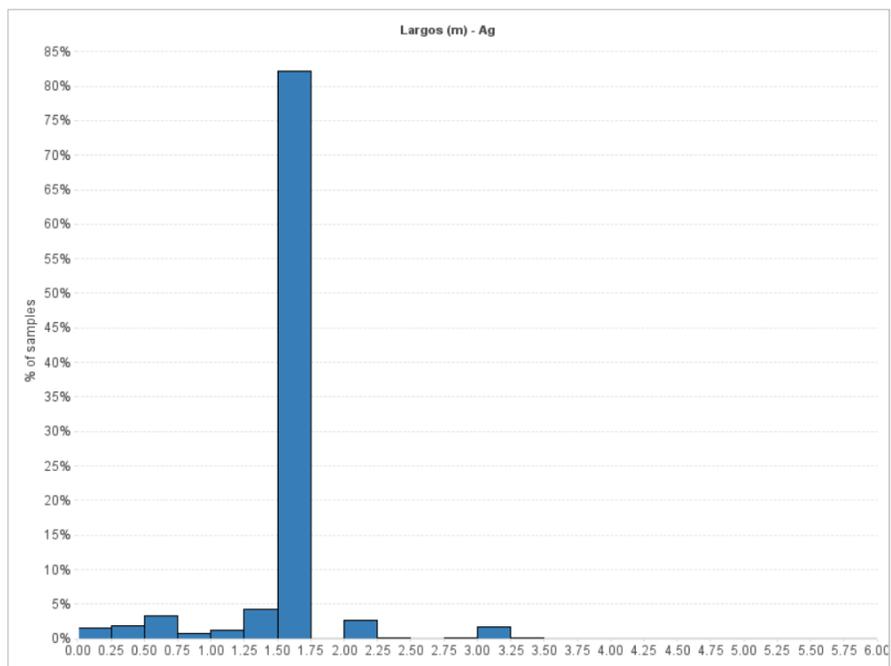


Figura 97: Largos de muestreo para muestras de Ag en Saprolita.

3. GRÁFICOS DE CORRELACIÓN ENTRE LEYES Y LARGO DE COMPÓSITO LEYES DE ORO

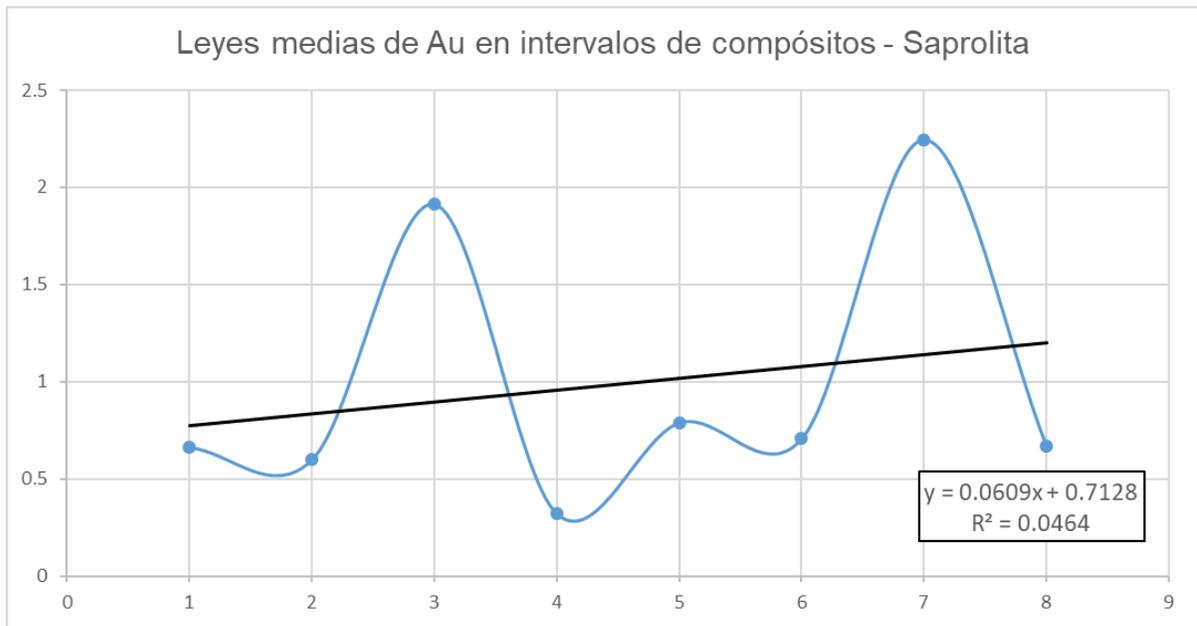


Figura 98: Correlación entre leyes de Au y largos de compósitos en Saprolita.

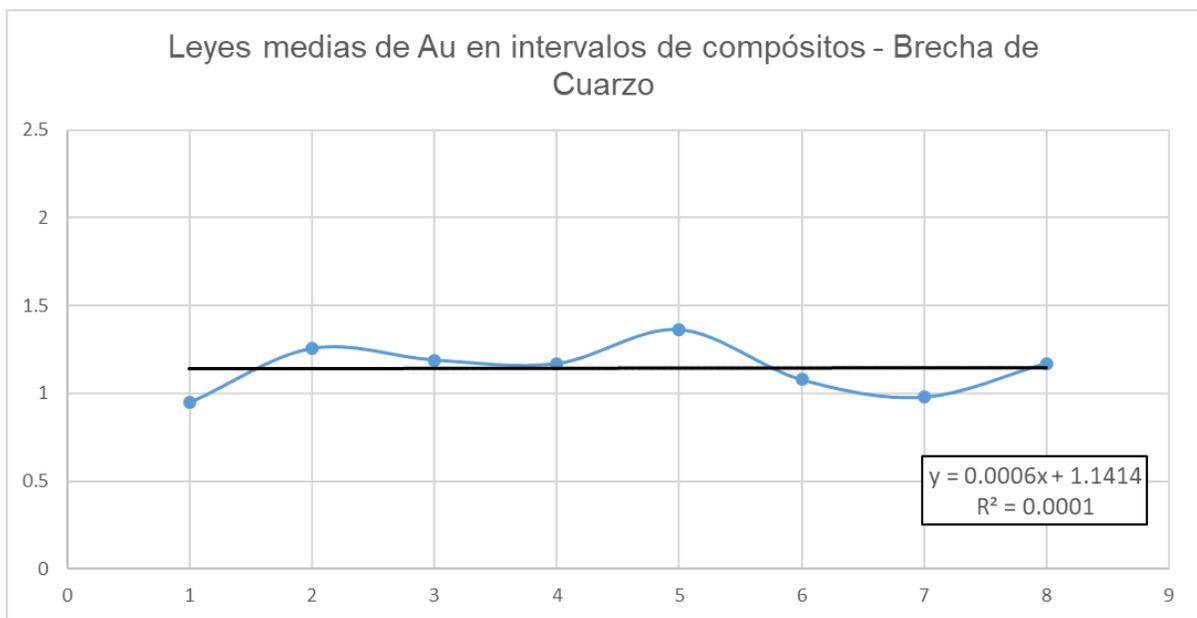


Figura 99: Correlación entre leyes de Au y largos de compósitos en Brecha de Cuarzo.

LEYES DE PLATA

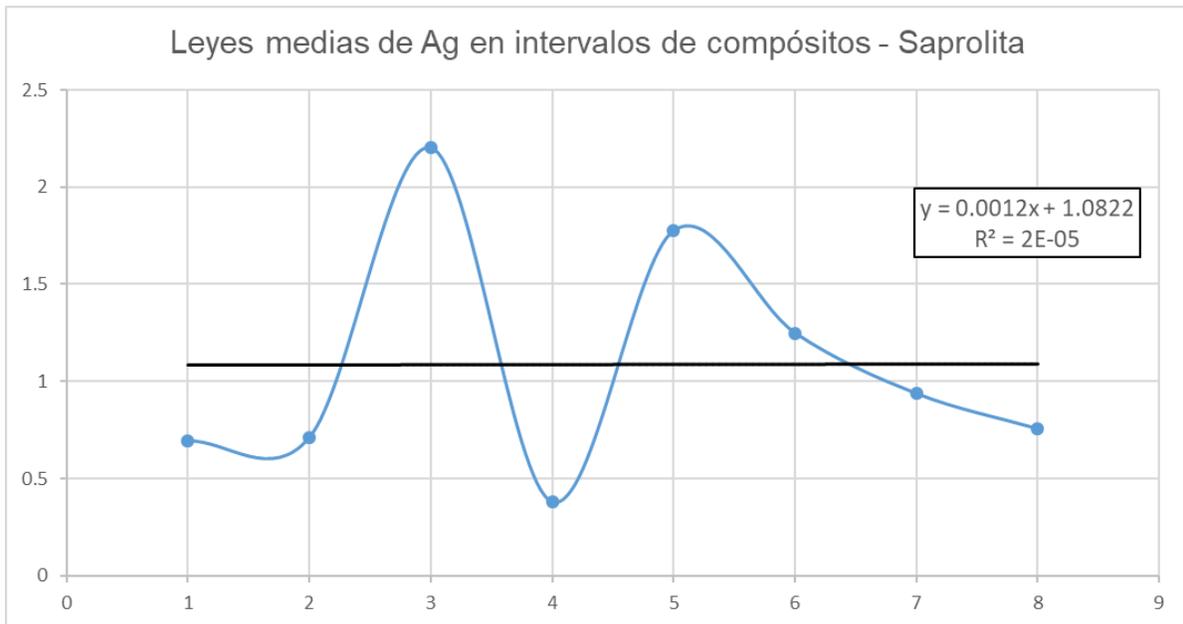


Figura 100: Correlación entre leyes de Ag y largos de compósitos en Saprolita.

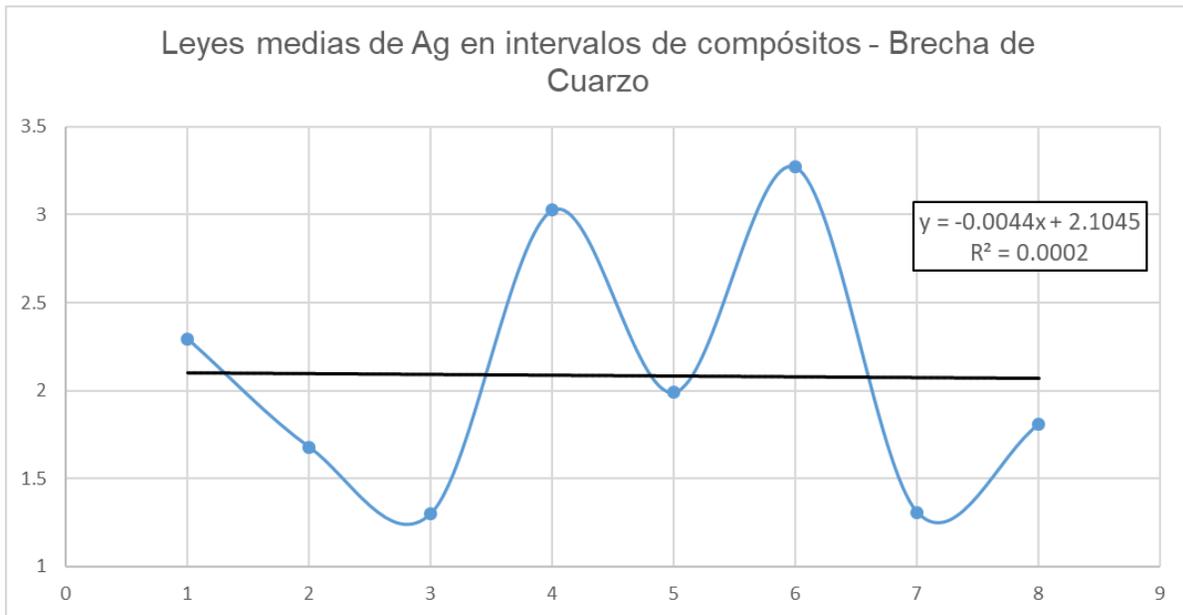


Figura 101: Correlación entre leyes de Ag y largos de compósitos en Brecha de Cuarzo.

ANEXO G: ESTADÍSTICAS BÁSICAS MUESTRAS COMPOSITADAS

Estadísticas básicas globales - Compósito				
Elemento	Cu_ppm	Ag_ppm	Au_ppm	Mo_ppm
Recuento data	1430.00	9048.00	35129.00	6867.00
Recuentos nulos	33699.00	26081.00	0.00	28262.00
Mínimo	1.25	0.01	0.00	1.00
Máximo	1053.00	48.00	103.33	1200.00
Media	84.50	0.96	0.35	4.00
Mediana	81.00	0.35	0.03	2.00
Rango	1051.75	47.99	103.33	1199.00
Desviación estándar	61.10	2.64	1.82	20.39

Tabla 49: Estadísticas descriptivas para muestras compositadas totales.

Estadísticas básicas para Andesita - Compósito				
Elemento	Cu_ppm	Ag_ppm	Au_ppm	Mo_ppm
Recuento data	905.00	5370.00	22509.00	4107.00
Recuentos nulos	21604.00	17139.00	0.00	18402.00
Mínimo	10.25	0.10	0.00	1.00
Máximo	1053.00	38.75	26.37	164.30
Media	105.60	0.76	0.12	3.10
Mediana	97.75	0.32	0.03	2.00
Rango	1042.75	38.65	26.36	163.30
Desviación estándar	61.29	1.94	0.50	5.18

Tabla 50: Estadísticas descriptivas para muestras compositadas en Andesita.

Estadísticas básicas para Dique - Compósito				
Elemento	Cu_ppm	Ag_ppm	Au_ppm	Mo_ppm
Recuento data	0.00	24.00	29.00	24.00
Recuentos nulos	29.00	5.00	0.00	5.00
Mínimo	-	0.20	0.00	2.00
Máximo	-	2.99	0.05	4.00
Media	-	0.44	0.01	2.92
Mediana	-	0.20	0.01	3.00
Rango	-	2.79	0.04	2.00
Desviación estándar	-	0.60	0.01	0.66

Tabla 51: Estadísticas descriptivas para muestras compositadas en Dique.

Estadísticas básicas para Falla - Compósito				
Elemento	Cu_ppm	Ag_ppm	Au_ppm	Mo_ppm
Recuento data	3.00	49.00	162.00	34.00
Recuentos nulos	159.00	113.00	0.00	128.00
Mínimo	78.00	0.20	0.00	1.00
Máximo	82.00	23.22	9.10	12.00
Media	79.33	1.41	0.27	3.49
Mediana	78.00	0.59	0.05	3.00
Rango	4.00	23.02	9.09	11.00
Desviación estándar	2.31	3.53	0.80	1.97

Tabla 52: Estadísticas descriptivas para muestras compositadas en Falla.

Estadísticas básicas para Pórfido Feldepató-Cuarzo - Compósito				
Elemento	Cu_ppm	Ag_ppm	Au_ppm	Mo_ppm
Recuento data	164.00	1695.00	5196.00	1188.00
Recuentos nulos	5032.00	3501.00	0.00	4008.00
Mínimo	8.00	0.12	0.00	1.00
Máximo	113.00	45.80	20.59	1200.00
Media	35.34	0.99	0.39	5.65
Mediana	31.00	0.28	0.04	2.00
Rango	105.00	45.68	20.58	1199.00
Desviación estándar	22.68	2.52	1.28	43.08

Tabla 53: Estadísticas descriptivas para muestras compositadas en Pórfido Feldepató-Cuarzo.

Estadísticas básicas para Brecha de Cuarzo - Compósito				
Elemento	Cu_ppm	Ag_ppm	Au_ppm	Mo_ppm
Recuento data	320.00	1243.00	5636	1020.00
Recuentos nulos	5296.00	4373.00	0.00	4596.00
Mínimo	1.25	0.01	0.005	1.00
Máximo	447.80	48.00	103.33	230.00
Media	50.37	1.89	1.16	4.55
Mediana	40.00	0.60	0.24	2.50
Rango	446.55	47.99	103.33	229.00
Desviación estándar	43.39	4.73	3.95	11.20

Tabla 54: Estadísticas descriptivas para muestras compositadas en Brecha de Cuarzo.

Estadísticas básicas para Saprolita - Compósito				
Elemento	Cu_ppm	Ag_ppm	Au_ppm	Mo_ppm
Recuento data	38.00	667.00	1618	494.00
Recuentos nulos	1579.00	950.00	0.00	1123.00
Mínimo	5.00	0.12	0.003	1.00
Máximo	204.00	23.00	49.20	429.92
Media	82.07	0.82	0.69	6.49
Mediana	82.00	0.35	0.10	2.00
Rango	199.00	22.88	49.20	428.92
Desviación estándar	47.44	1.79	2.36	28.65

Tabla 55: Estadísticas descriptivas para muestras compostadas en Saprolita.

ANEXO H: HISTOGRAMAS Y GRÁFICOS DE PROBABILIDAD LOGNORMAL COMPÓSITADOS EN DOMINIOS LITOLÓGICOS

1. HISTOGRAMAS Y GRÁFICOS DE PROBABILIDAD LOGNORMAL PARA MUESTRAS DE ORO

ANDESITA

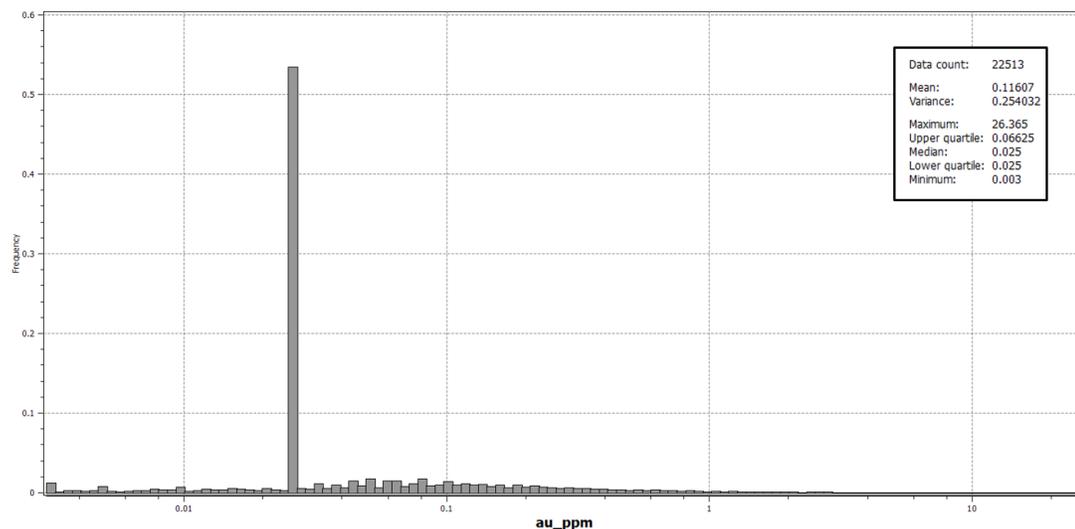


Figura 102: Histograma para leyes de Au en muestras compositadas de Andesita.

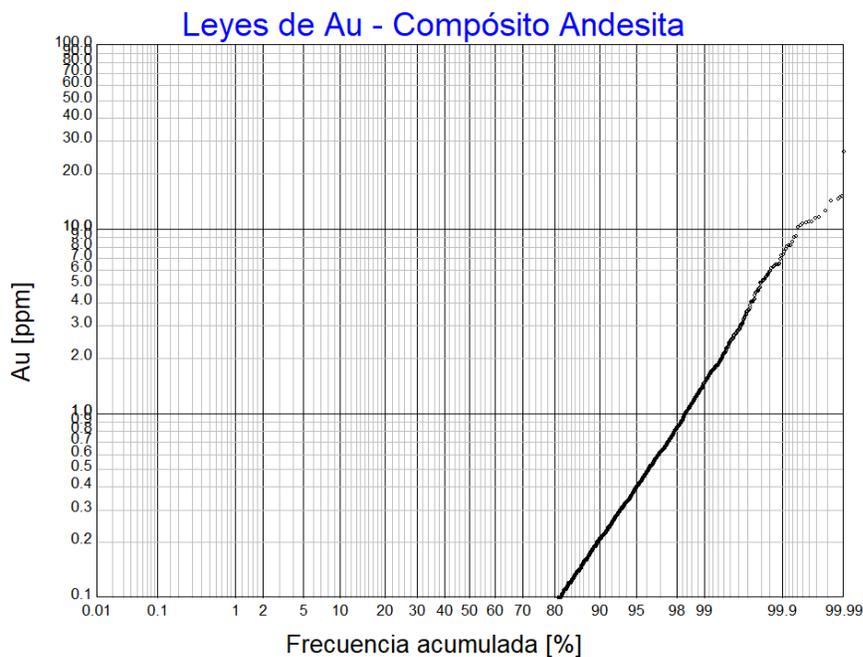


Figura 103: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras compositadas de Andesita.

PÓRFIDO FELDESPATO-CUARZO

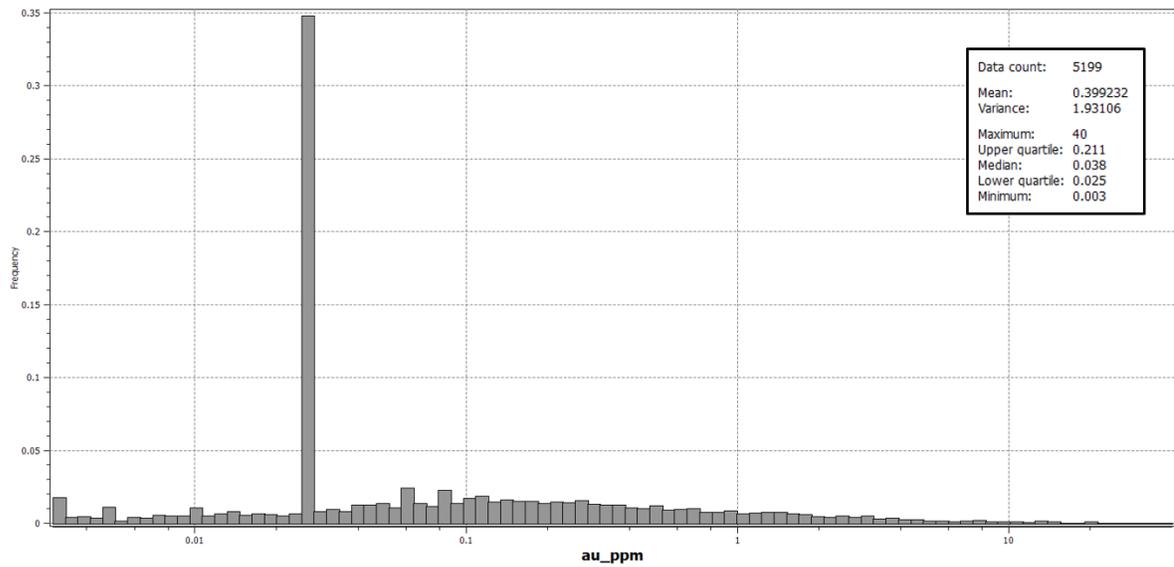


Figura 104: Histograma para leyes de Au en muestras compositadas de Pórfido Feldespato Cuarzo.

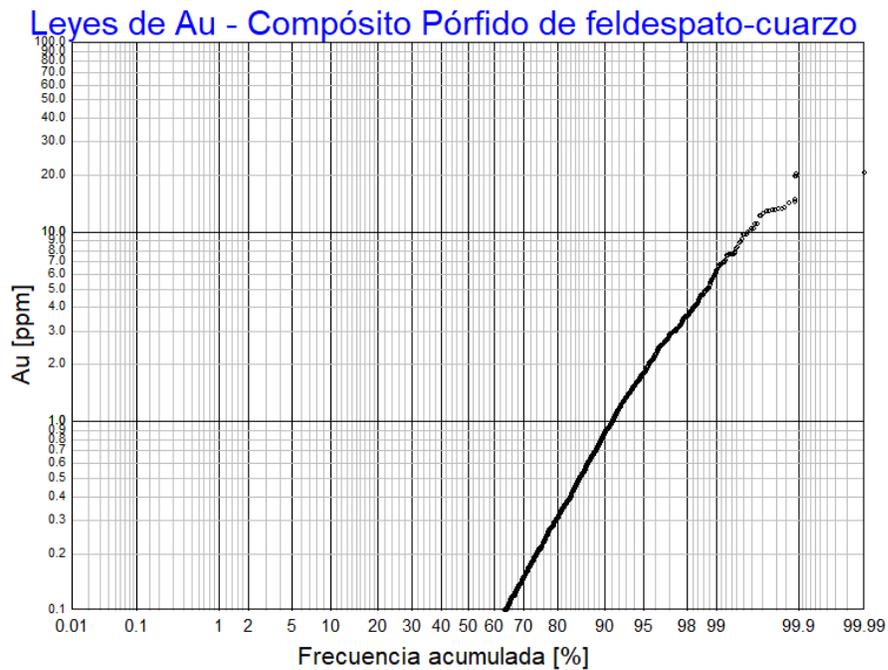


Figura 105: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras compositadas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.

BRECHA DE CUARZO

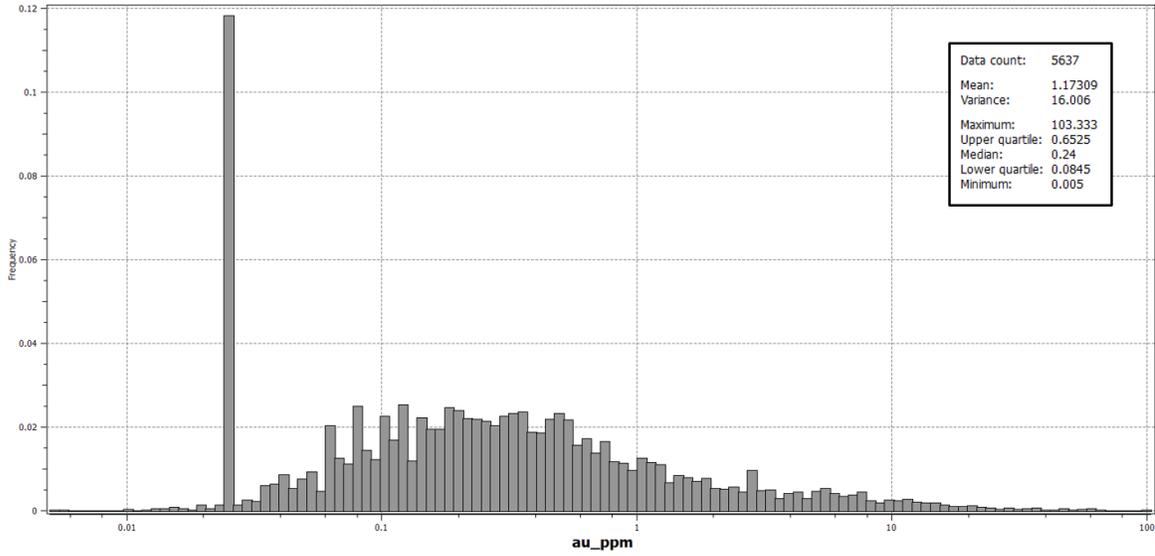


Figura 106: Histograma para leyes de Au en muestras composadas de Brecha de Cuarzo.

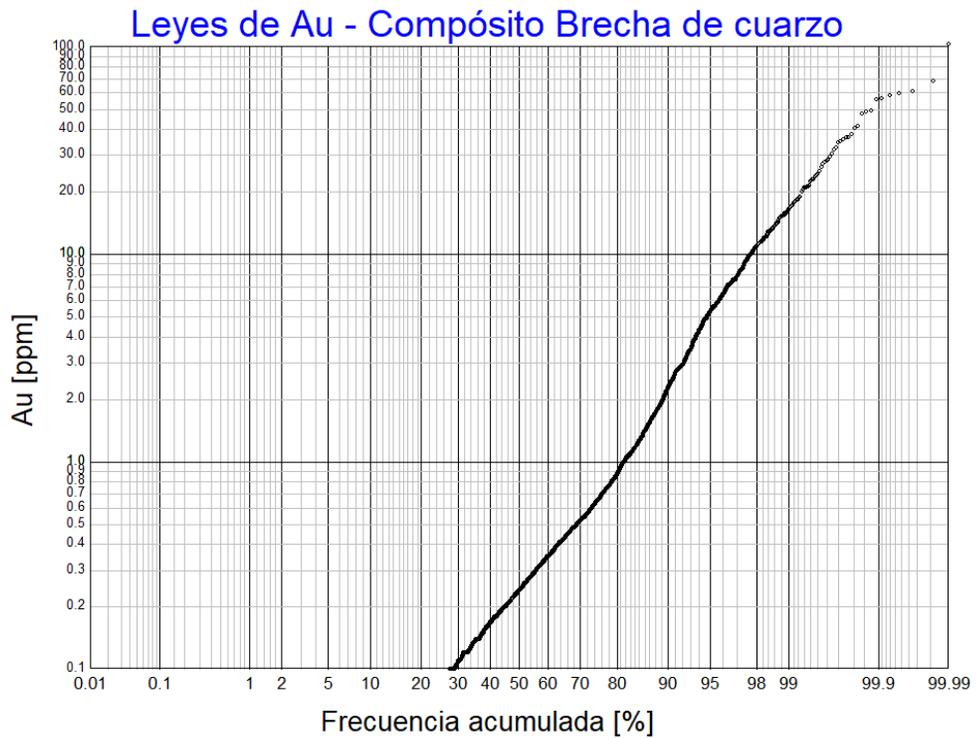


Figura 107: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras composadas de Brecha de Cuarzo.

SAPROLITA

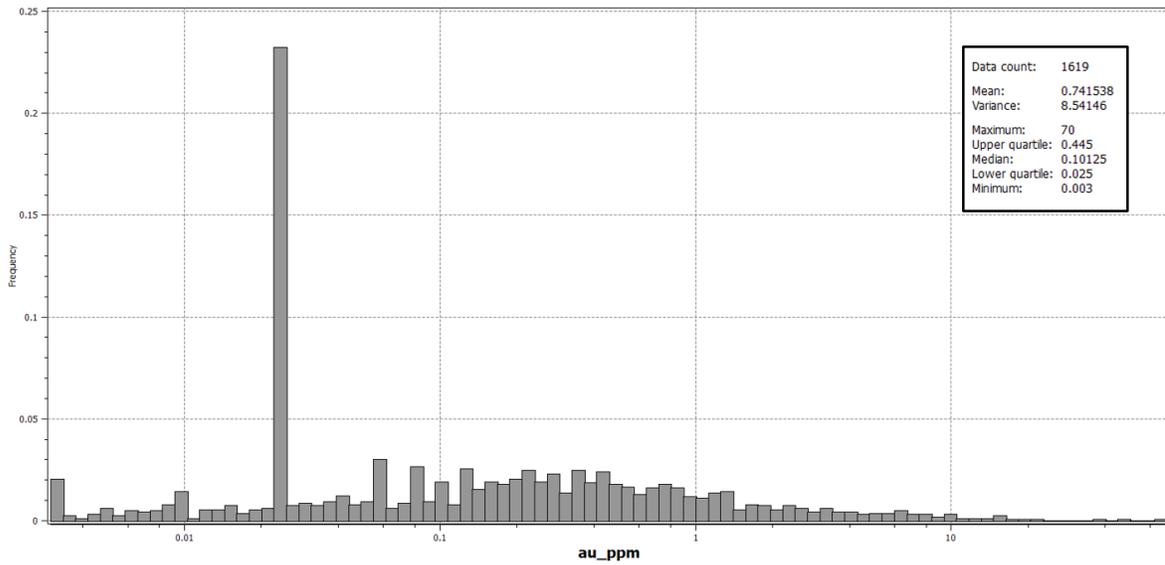


Figura 108: Histograma para leyes de Au en muestras compositadas de Saprolita.

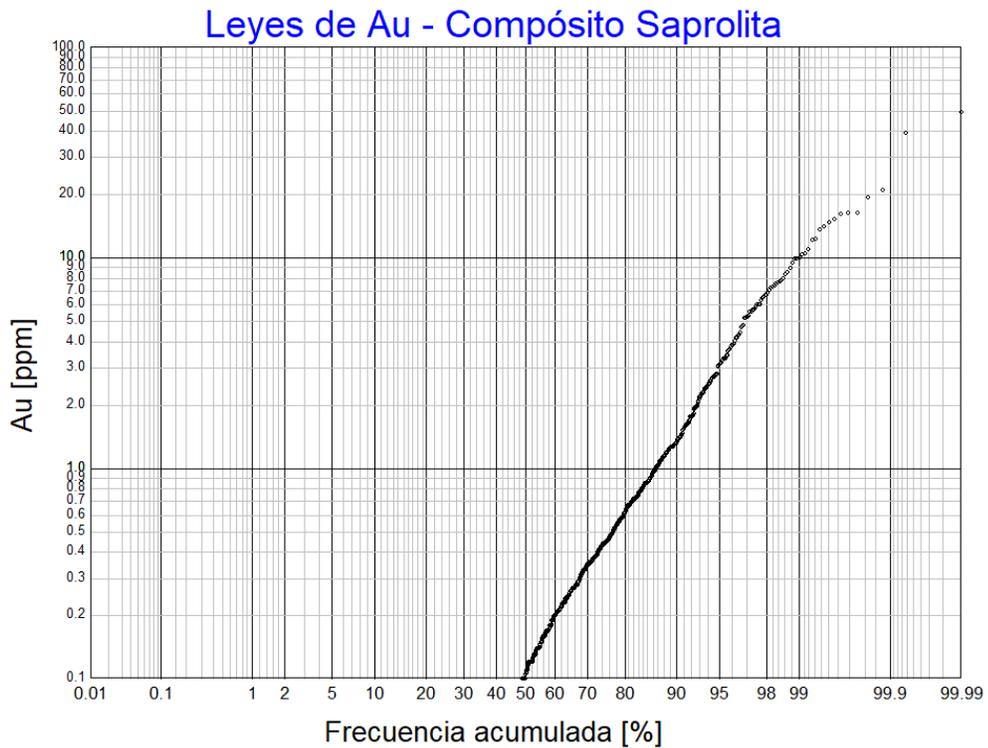


Figura 109: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras compositadas de Saprolita.

2. HISTOGRAMAS Y GRÁFICOS DE PROBABILIDAD LOGNORMAL PARA MUESTRAS DE PLATA ANDESITA

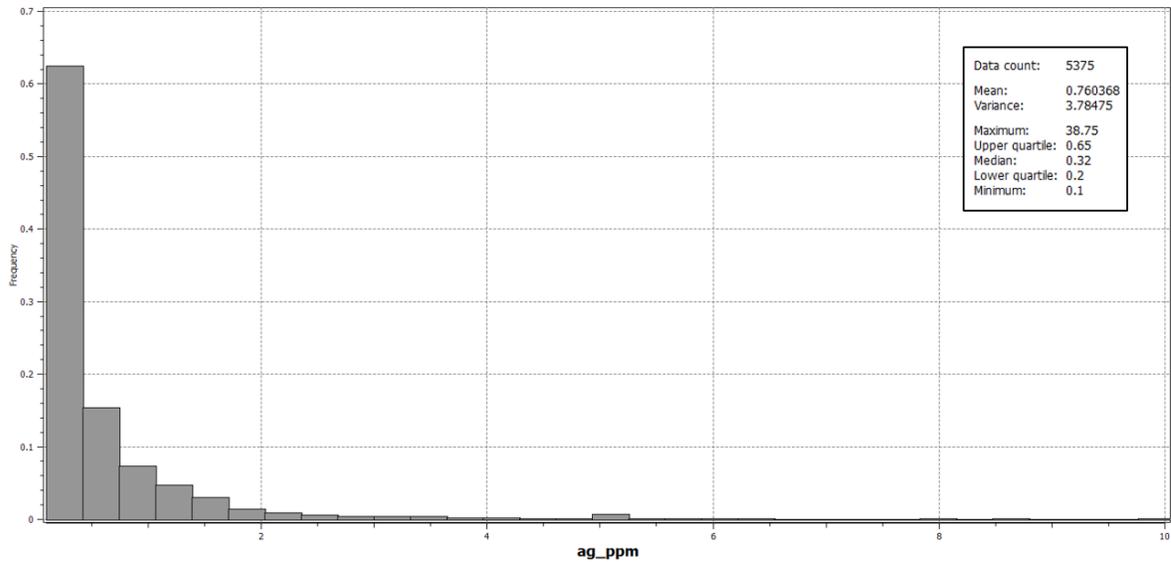


Figura 110: Histograma para leyes de Ag en muestras compostadas de Andesita.

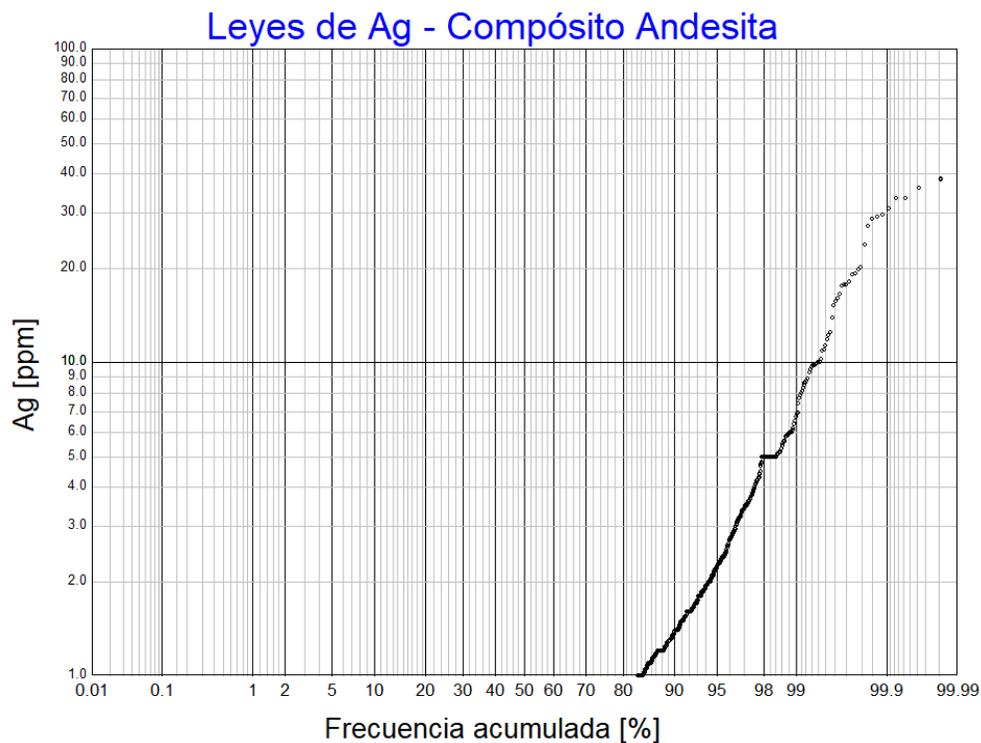


Figura 111: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras compostadas de Andesita.

PÓRFIDO FELDESPATO-CUARZO

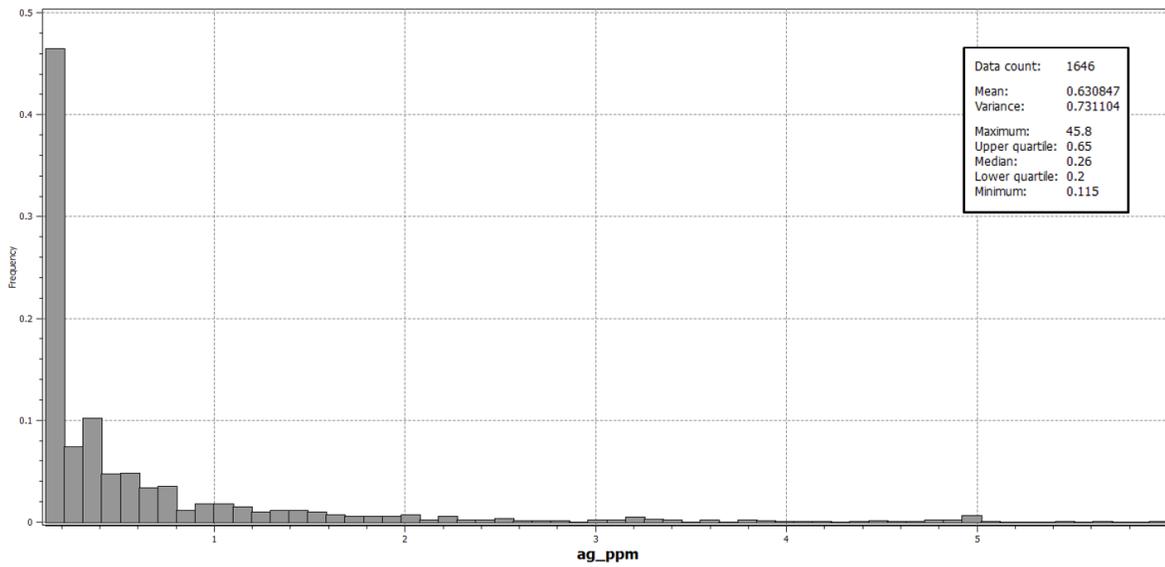


Figura 112: Histograma para leyes de Ag en muestras compositas de Pórfido Feldespato Cuarzo.

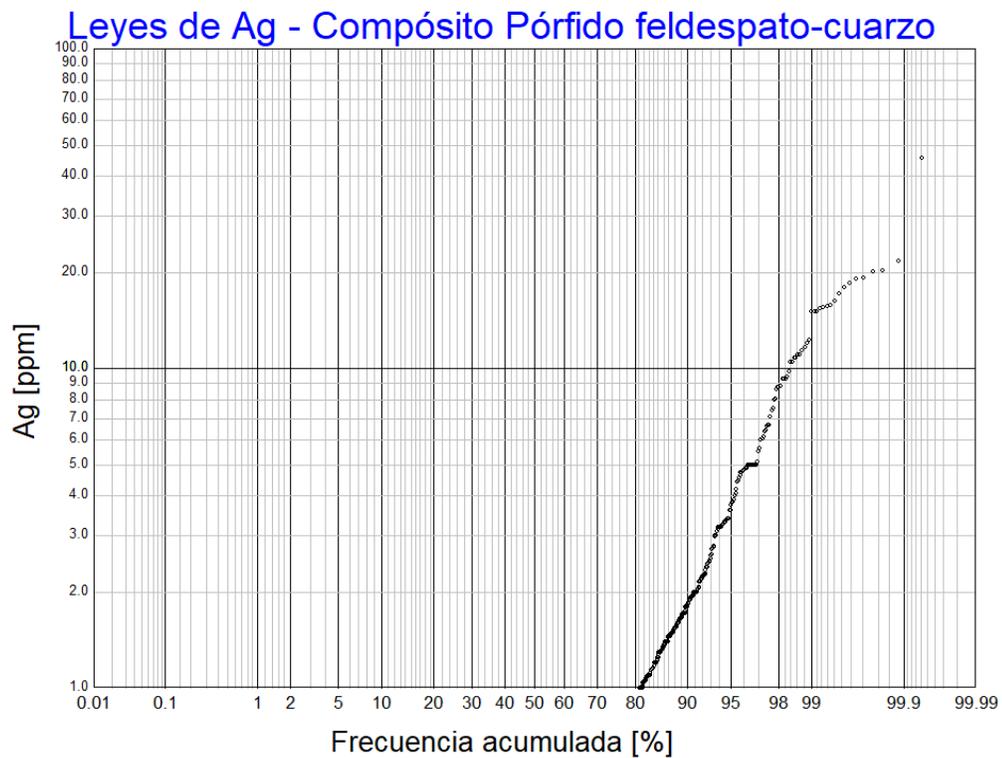


Figura 113: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras compositas de Pórfido Feldespato-Cuarzo.

BRECHA DE CUARZO

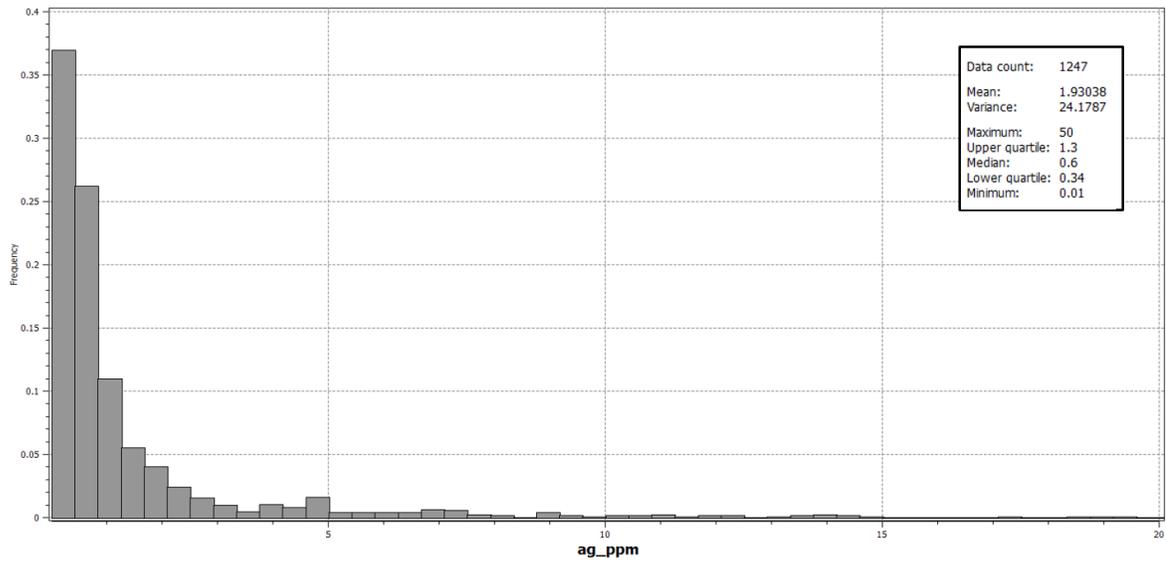


Figura 114: Histograma para leyes de Ag en muestras compositas de Brecha de Cuarzo.

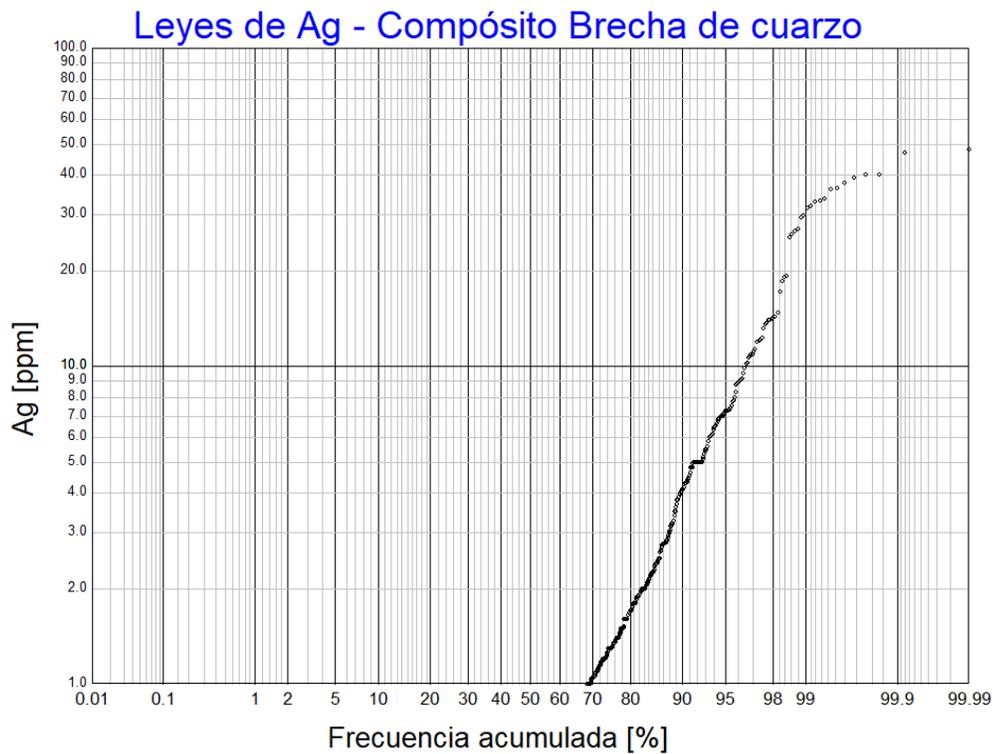


Figura 115: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras compositas de Brecha de Cuarzo.

SAPROLITA

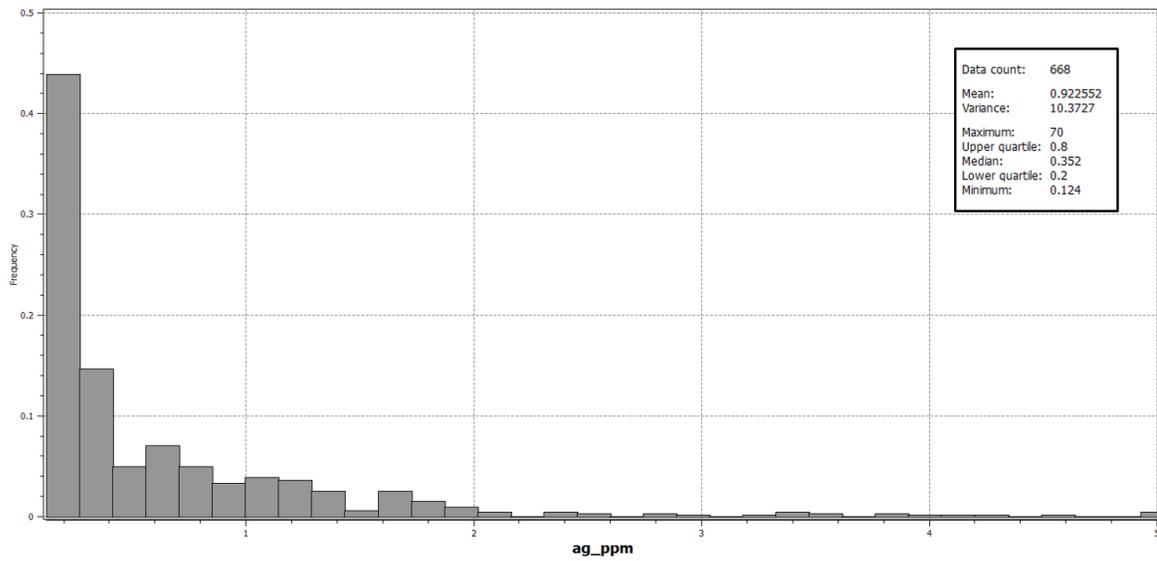


Figura 116: Histograma para leyes de Ag en muestras compositadas de Saprolita.

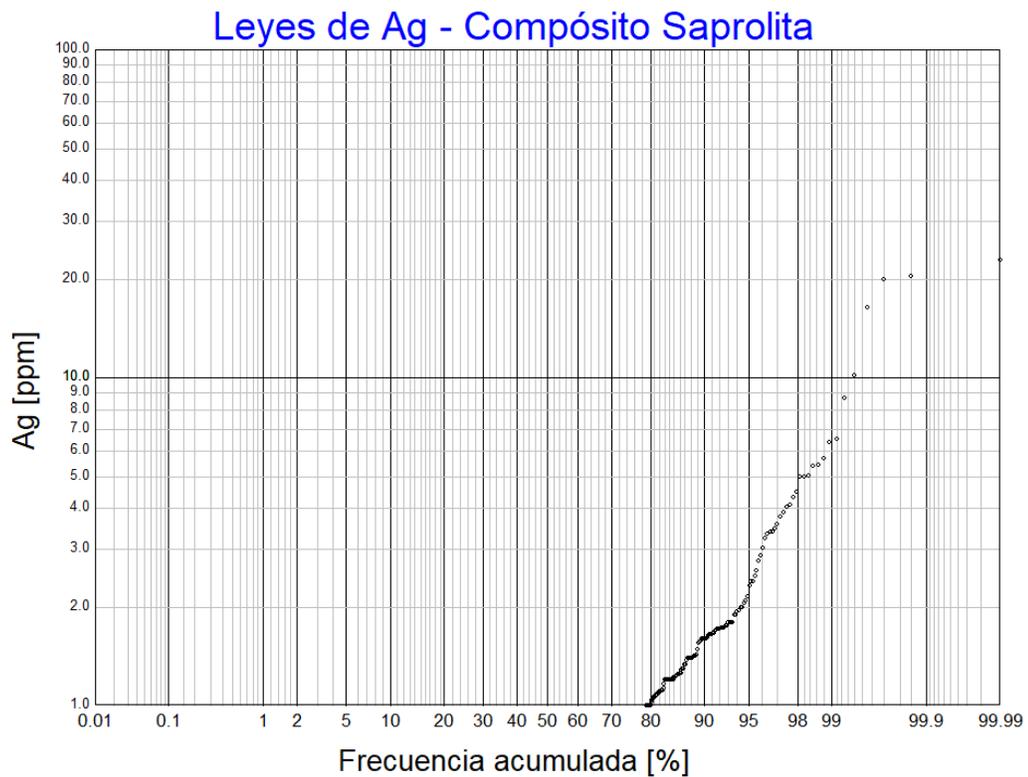


Figura 117: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras compositadas de Saprolita.

3. LEYES DE ORO EN SECTORES DE INTERÉS - COMPÓSITOS BRECHA DE CUARZO

BRECHA DE CUARZO SECTOR NW

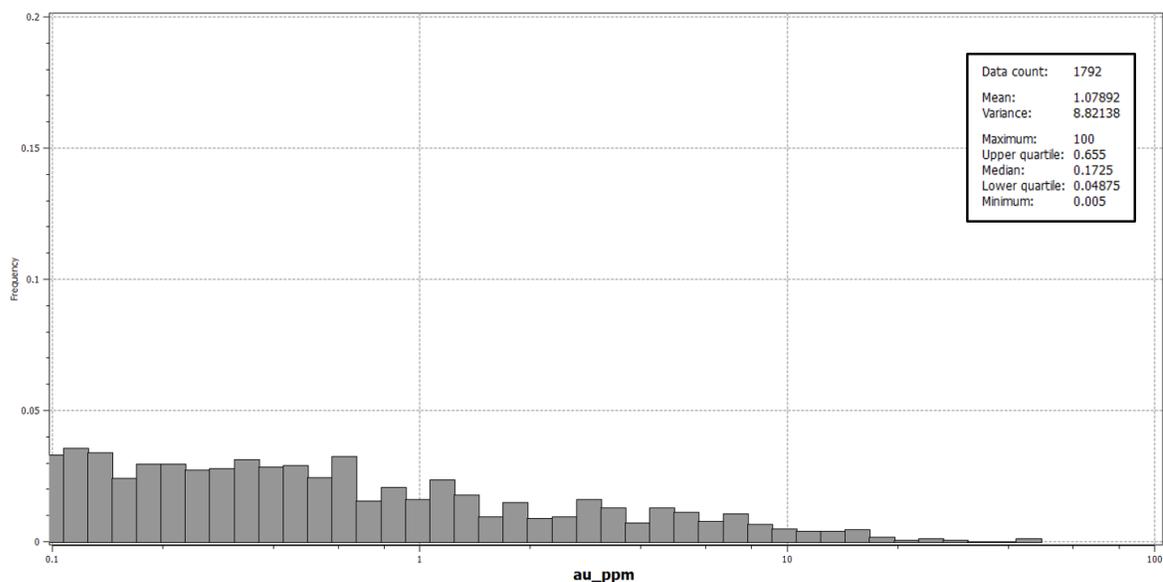


Figura 118: Histograma para leyes de Au en muestras compositas de Brecha de Cuarzo NW.

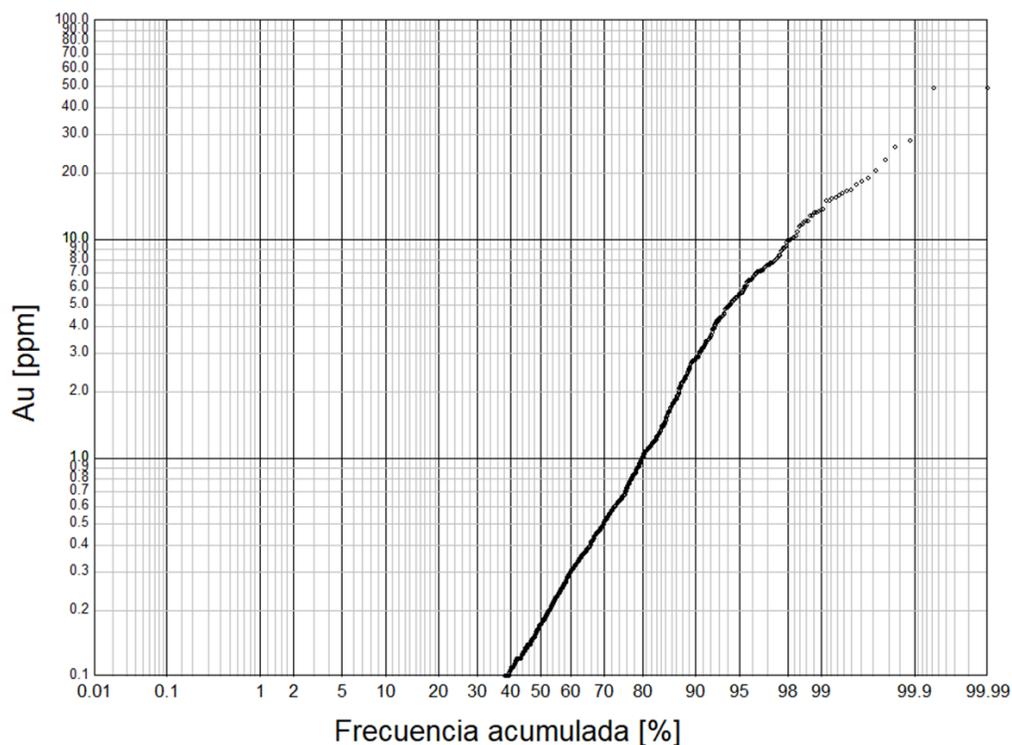


Figura 119: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras compositas de Brecha de Cuarzo NW.

BRECHA DE CUARZO SECTOR SE

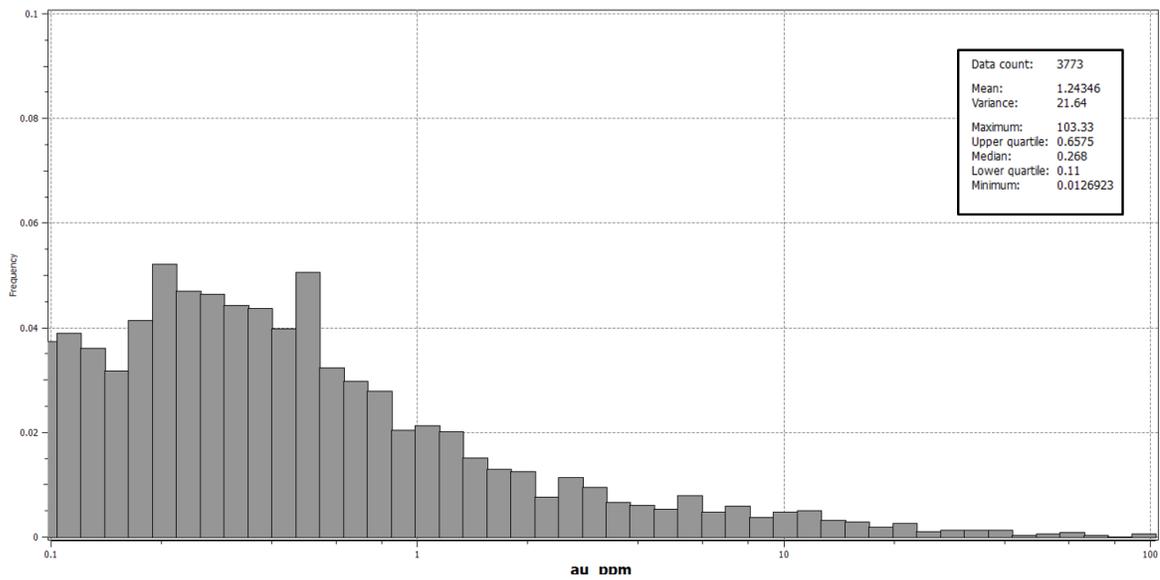


Figura 120: Histograma para leyes de Au en muestras compositas de Brecha de Cuarzo SE.

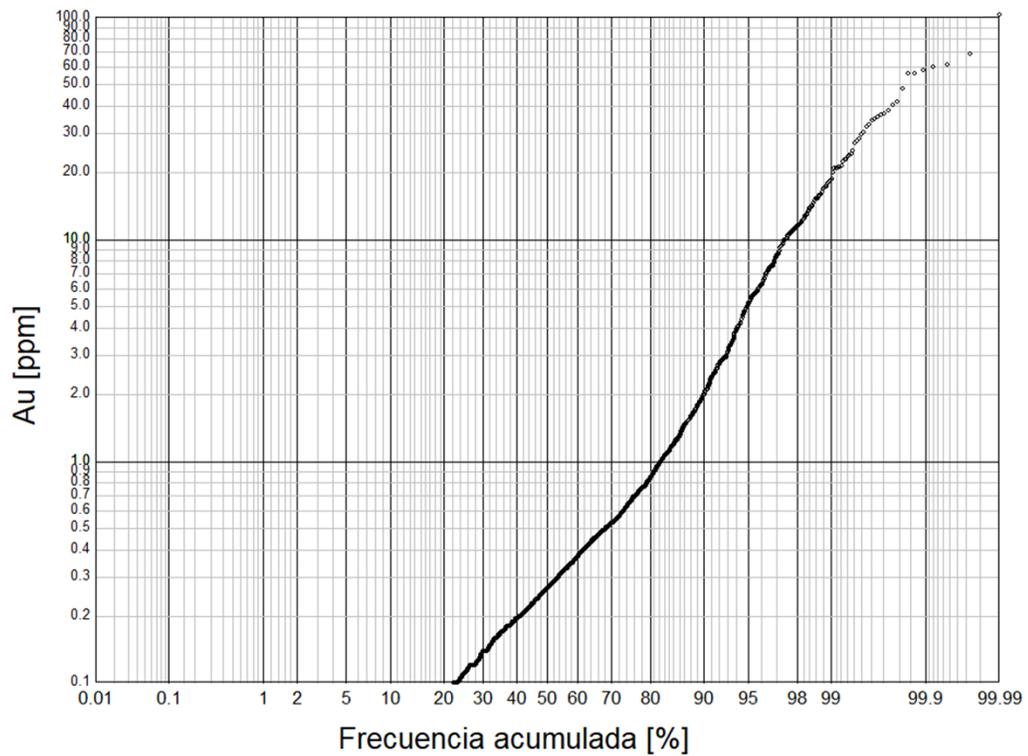


Figura 121: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras compositas de Brecha de Cuarzo SE.

SAPROLITA

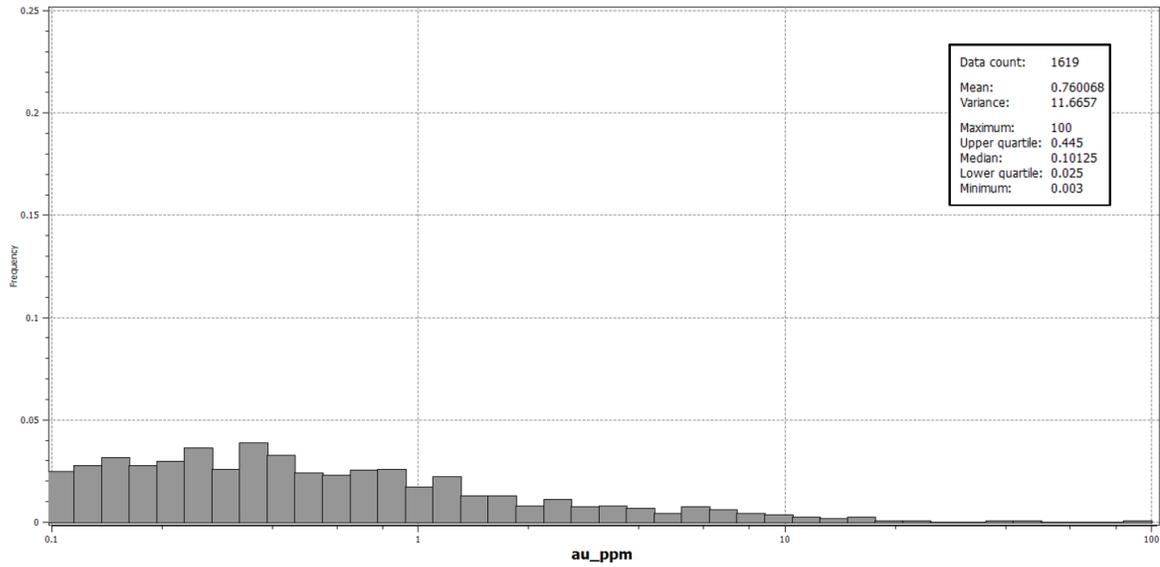


Figura 122: Histograma para leyes de Au en muestras compositas de Saprolita.

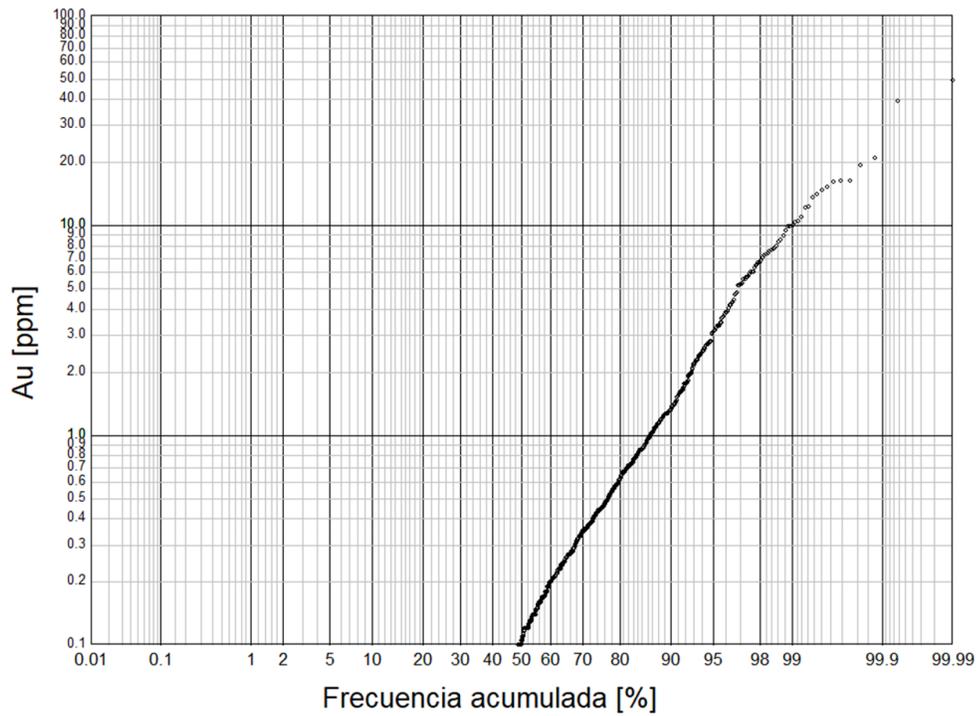


Figura 123: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Au en muestras compositas de Saprolita.

ANEXO I: LEYES DE PLATA EN ZONAS DE INTERÉS-COMPÓSITOS

1. BRECHA DE CUARZO SECTOR NW

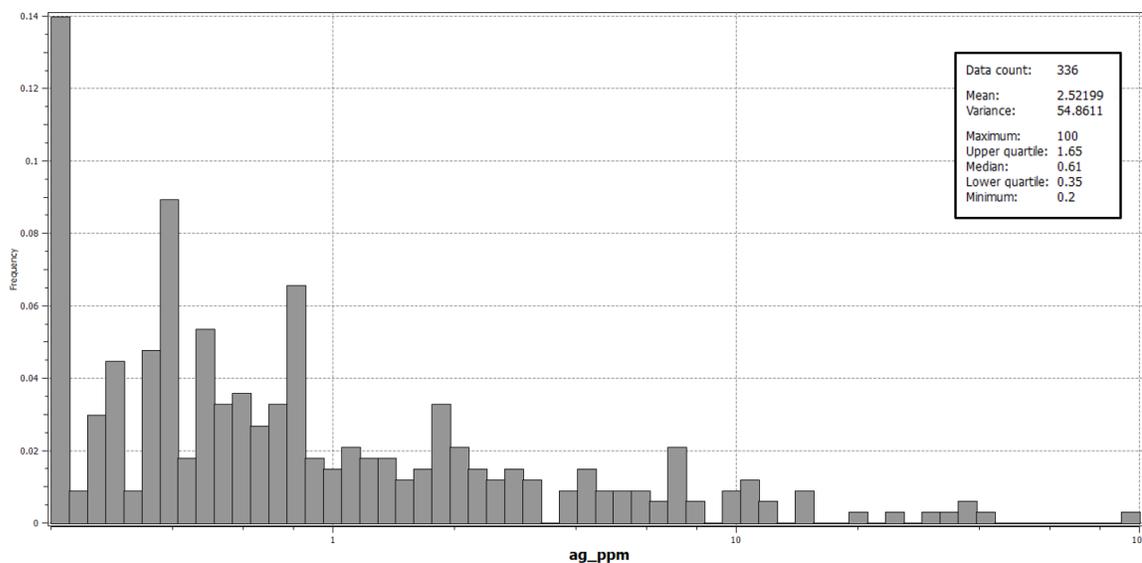


Figura 124: Histograma para leyes de Ag en muestras compositadas de Brecha de Cuarzo NW.

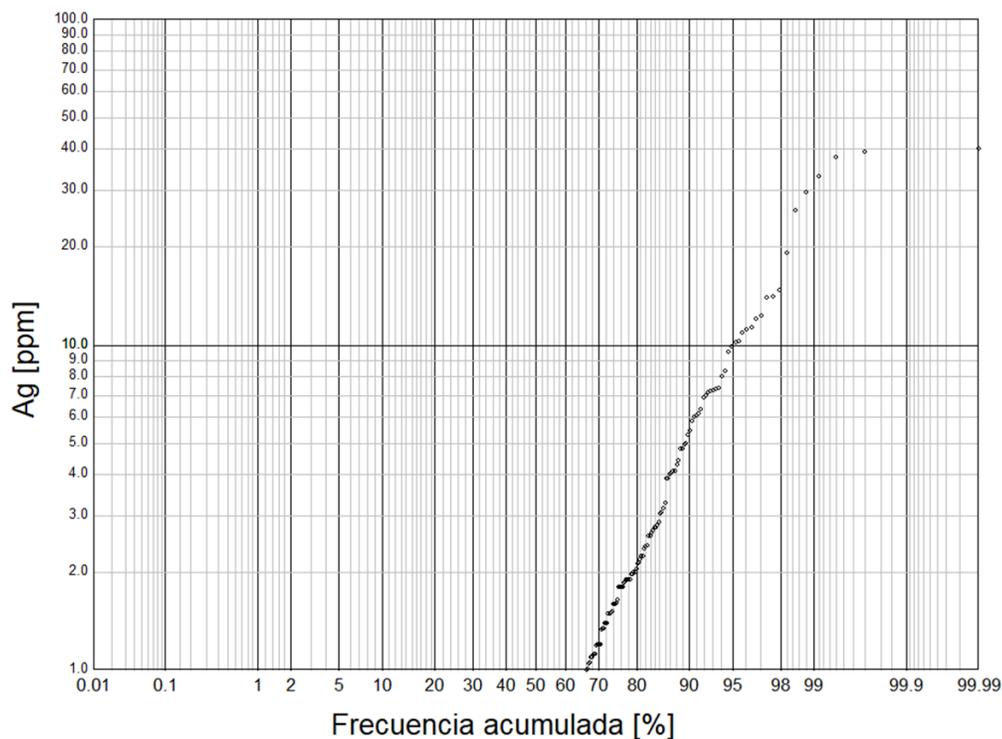


Figura 125: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras compositadas de Brecha de Cuarzo NW.

2. BRECHA DE CUARZO SECTOR SE

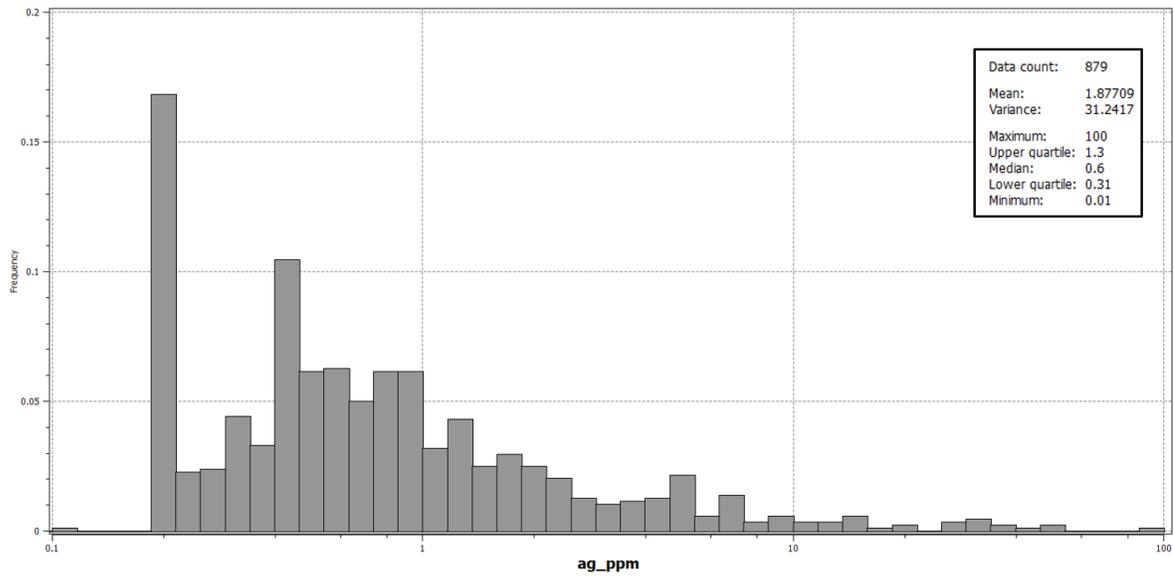


Figura 126: Histograma para leyes de Ag en muestras compositas de Brecha de Cuarzo SE.

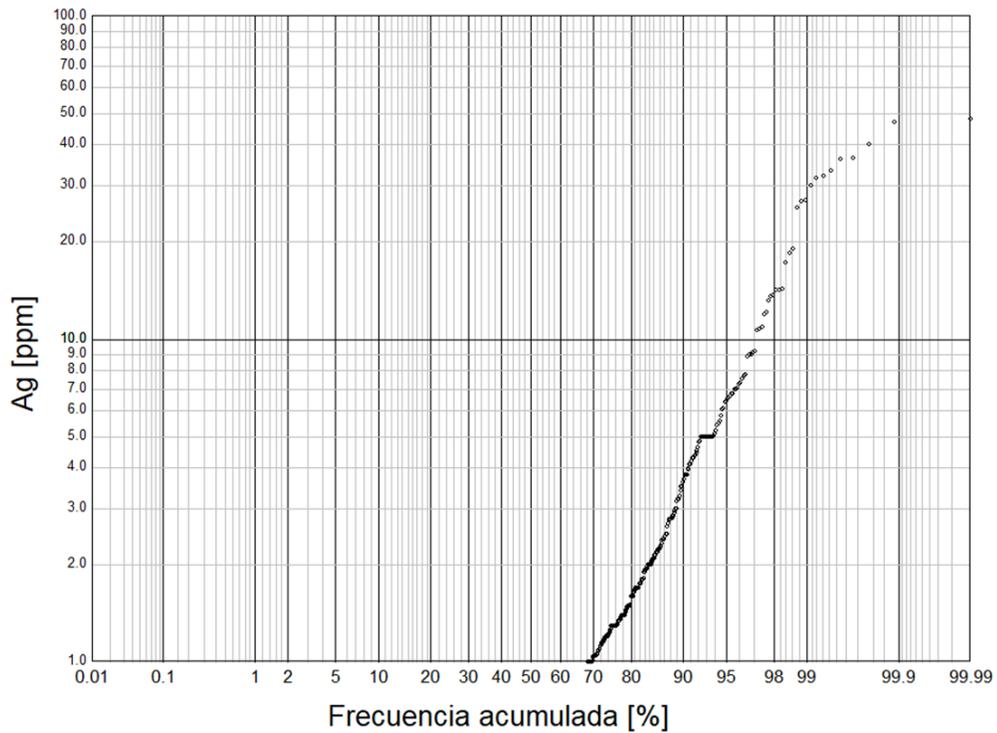


Figura 127: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras compositas de Brecha de Cuarzo SE.

3. SAPROLITA

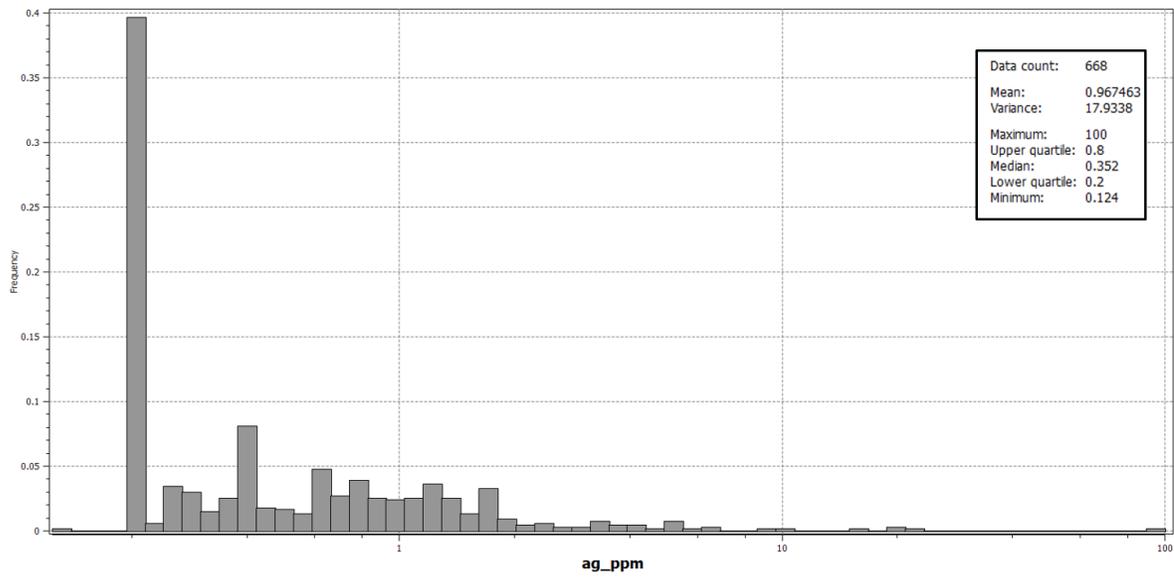


Figura 128: Histograma para leyes de Ag en muestras compostadas de Saproilita.

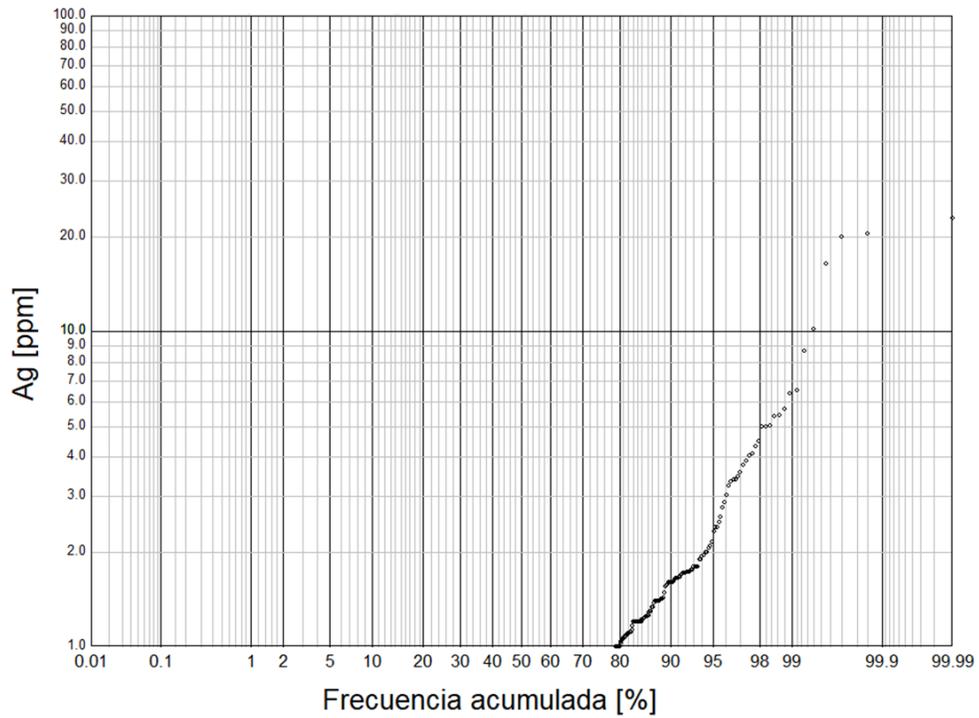


Figura 129: Gráfico de probabilidad lognormal acumulada para leyes de Ag en muestras compostadas de Saproilita.

ANEXO J: ANÁLISIS DE CONTACTO

1. BRECHA DE CUARZO Y SAPROLITA

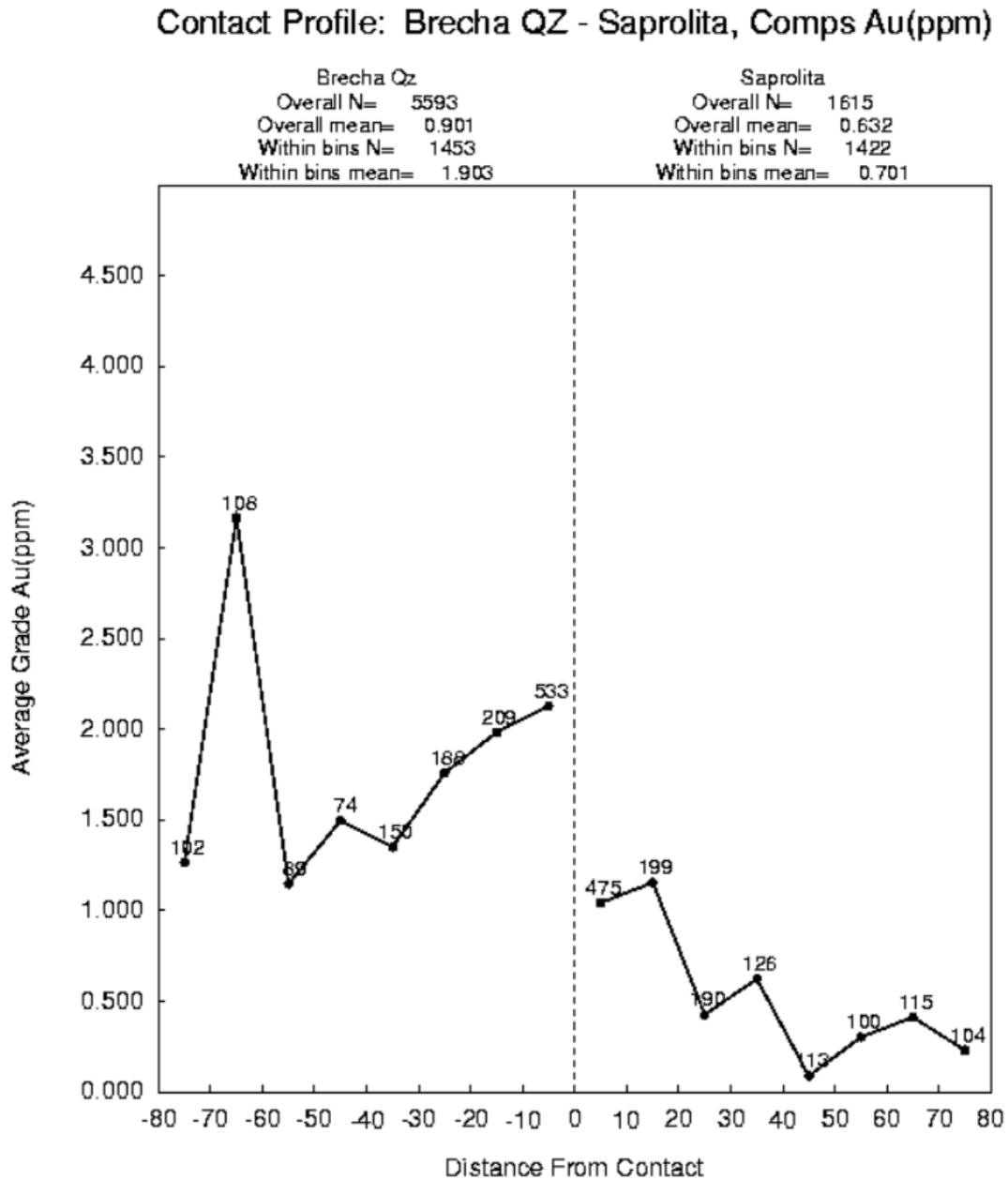


Figura 130: Gráfico de contactos entre los dominios Brecha de Cuarzo y Saprolita.

2. BRECHA DE CUARZO NW Y BRECHA DE CUARZO SE

Contact Profile: Brecha Qz NW - Brecha Qz SE, Comps Au(ppm)

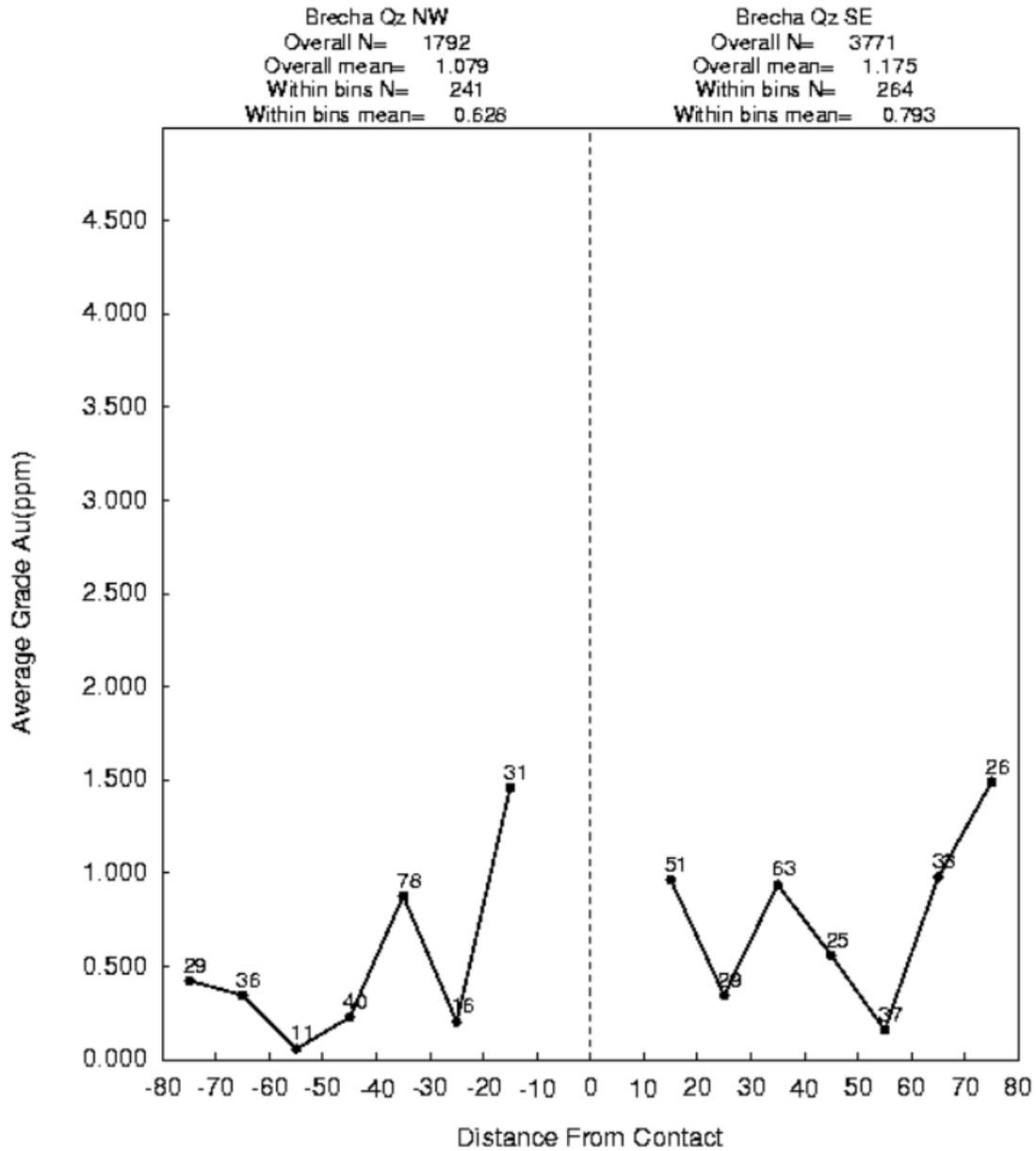


Figura 131: Gráfico de contactos entre los dominios Brecha de Cuarzo NW y SE.

3. BRECHA DE CUARZO NW Y SAPROLITA

Contact Profile: Brecha Qz NW - Saprolita, Comps Au(ppm)

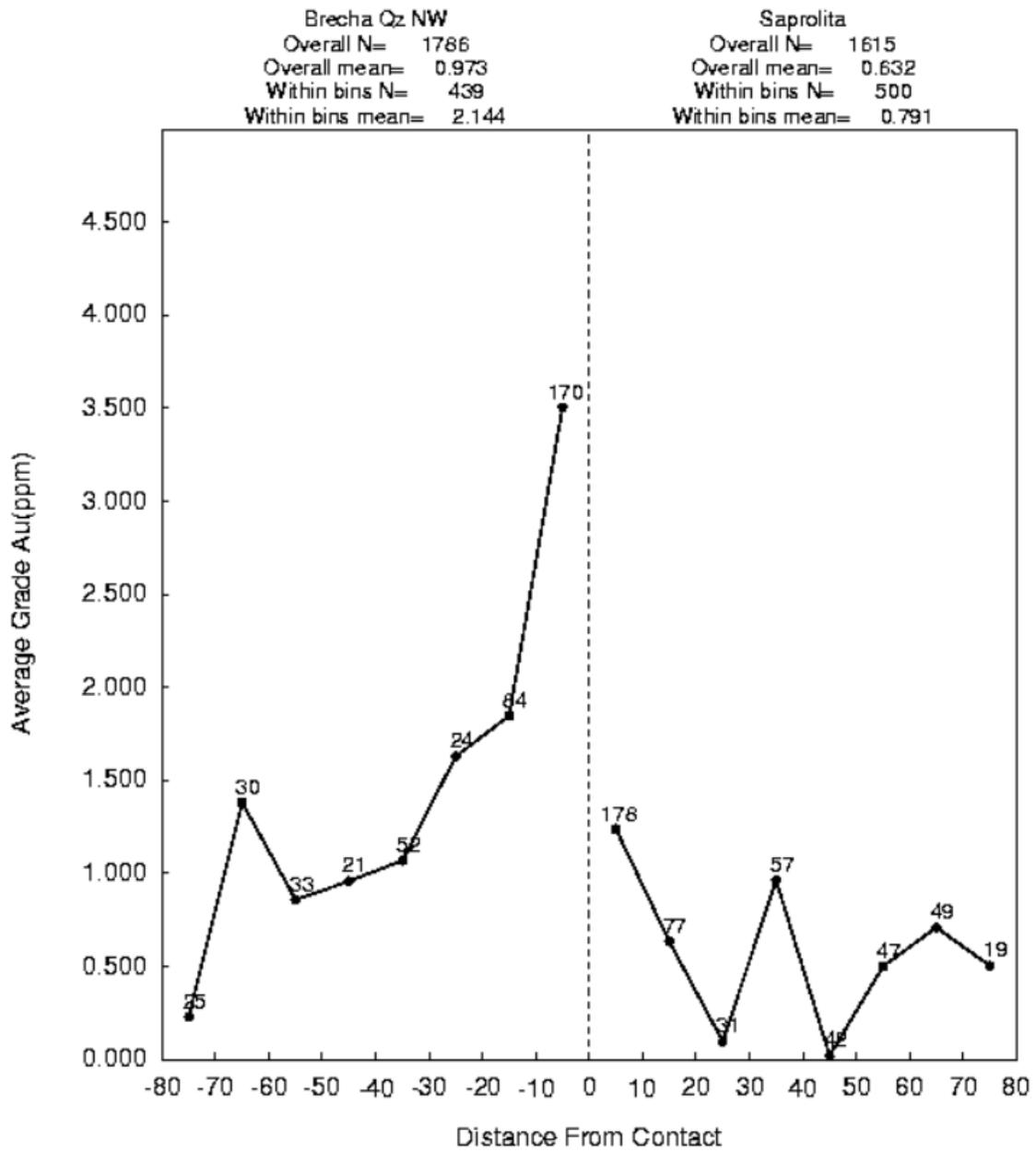


Figura 132: Gráfico de contactos entre los dominios Brecha de Cuarzo NW y Saprolita.

4. BRECHA DE CUARZO SE Y SAPROLITA

Contact Profile: Brecha Qz SE - Saprolita, Comps Au(ppm)

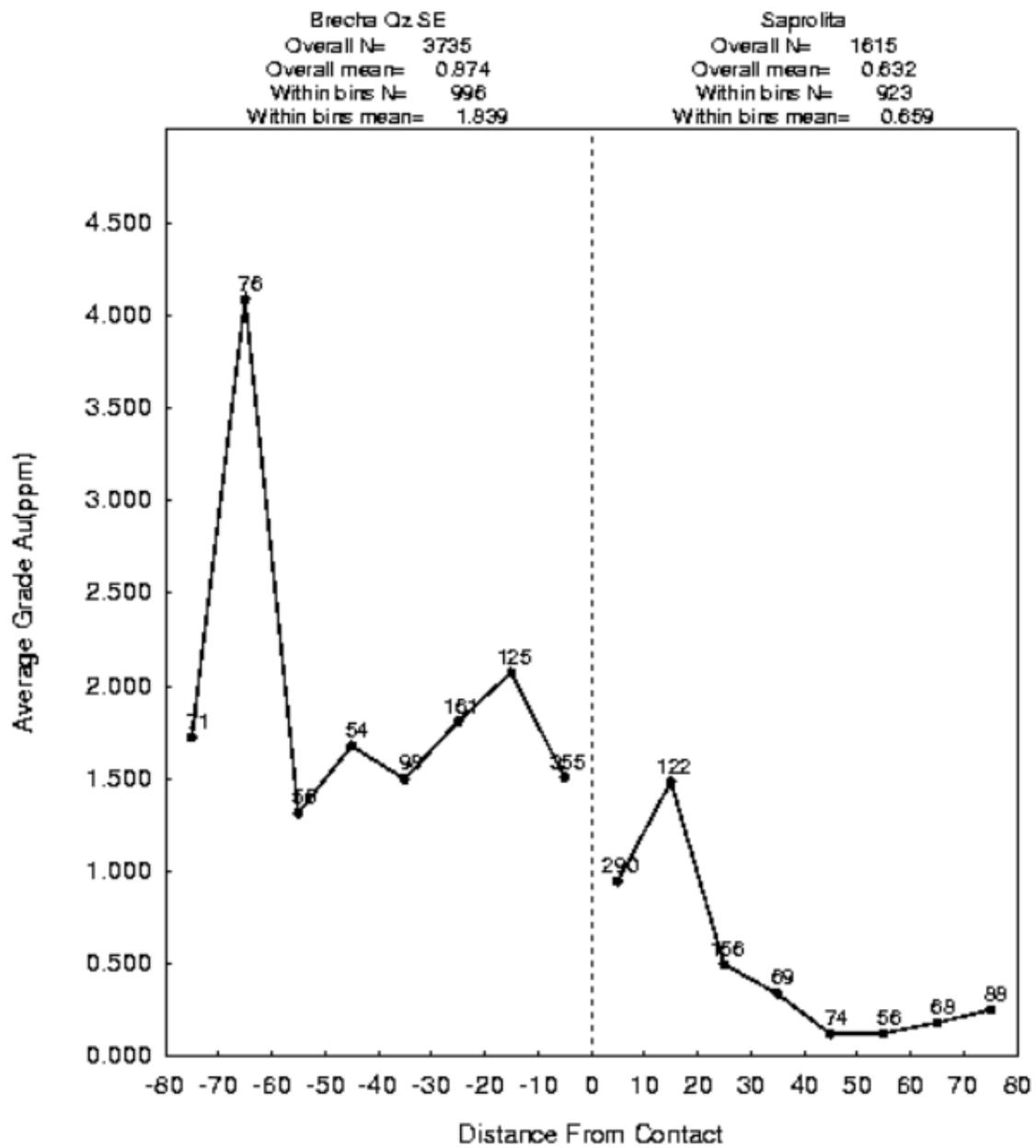


Figura 133: Gráfico de contactos entre los dominios Brecha de Cuarzo SE y Saprolita.

ANEXO K: DESPLIEGUES GRÁFICOS ALGORITMOS DE AGRUPAMIENTO

1. K-MEDIAS

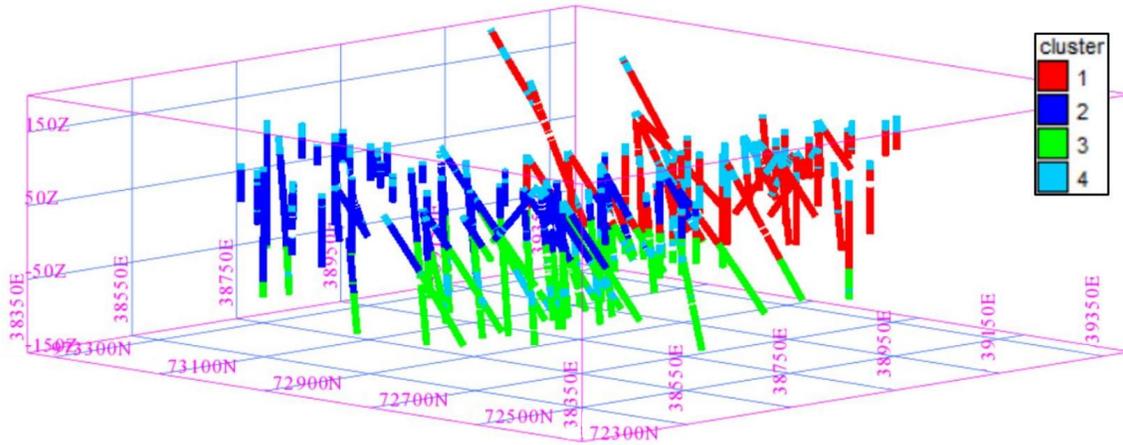


Figura 134: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos por algoritmo K-Medias.

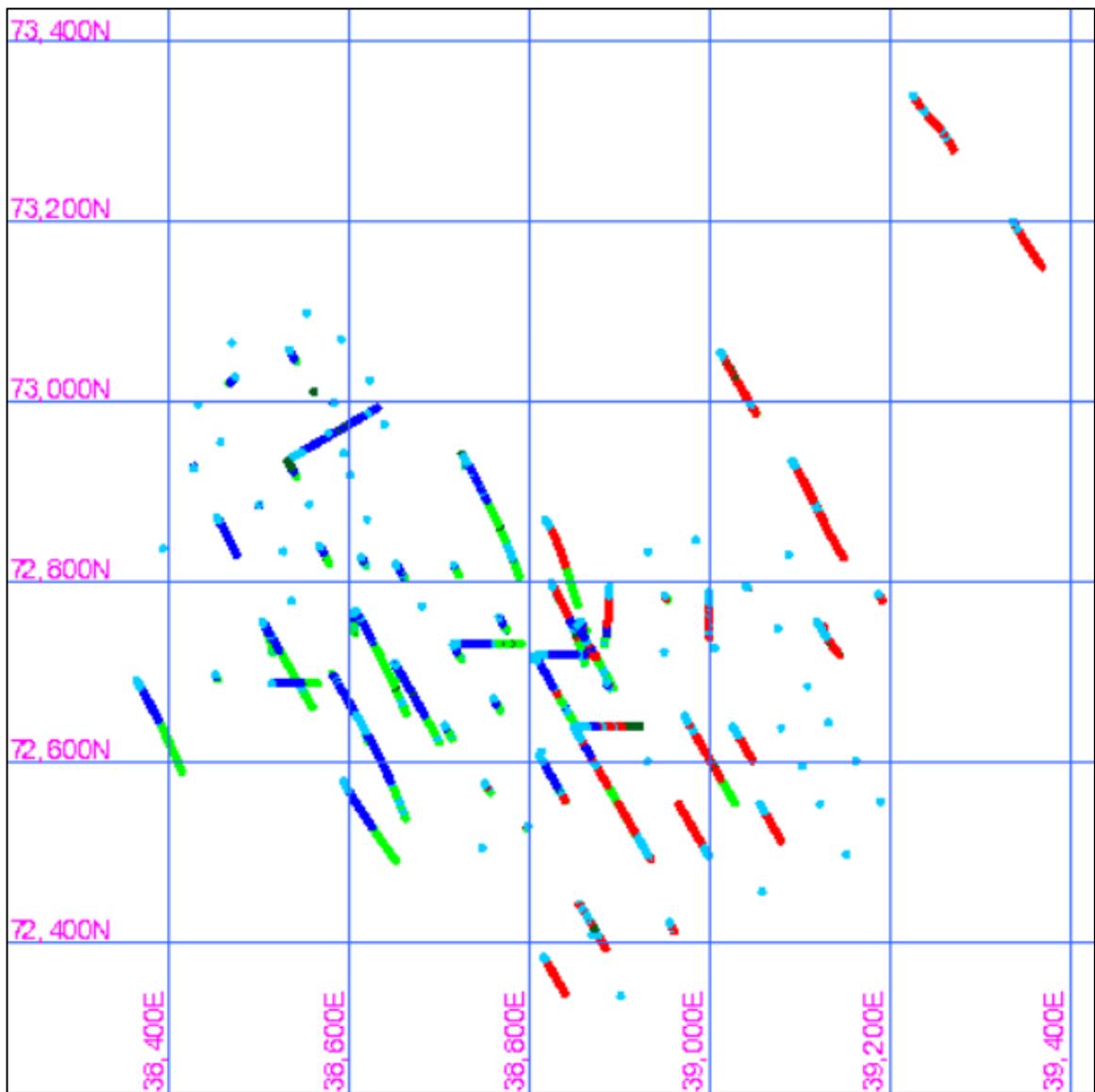


Figura 135: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante K-Medias, sección en planta.

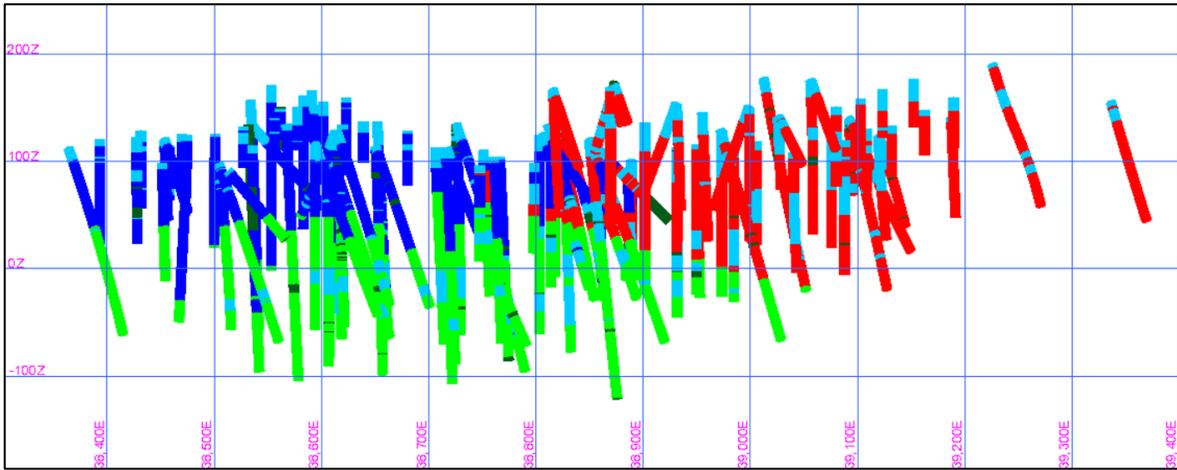


Figura 136: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante K-Medias, sección W-E.

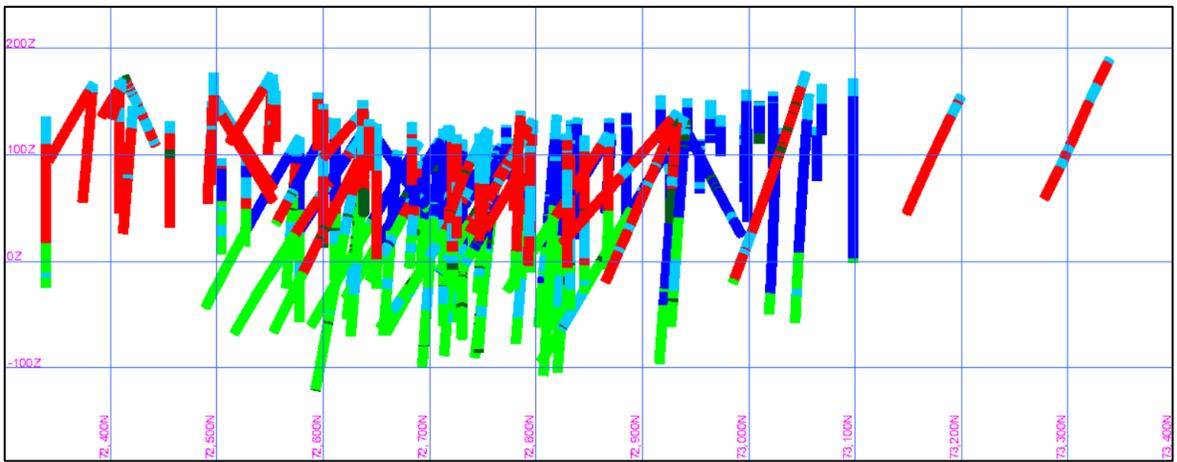


Figura 137: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante K-Medias, sección S-N.

2. PAM

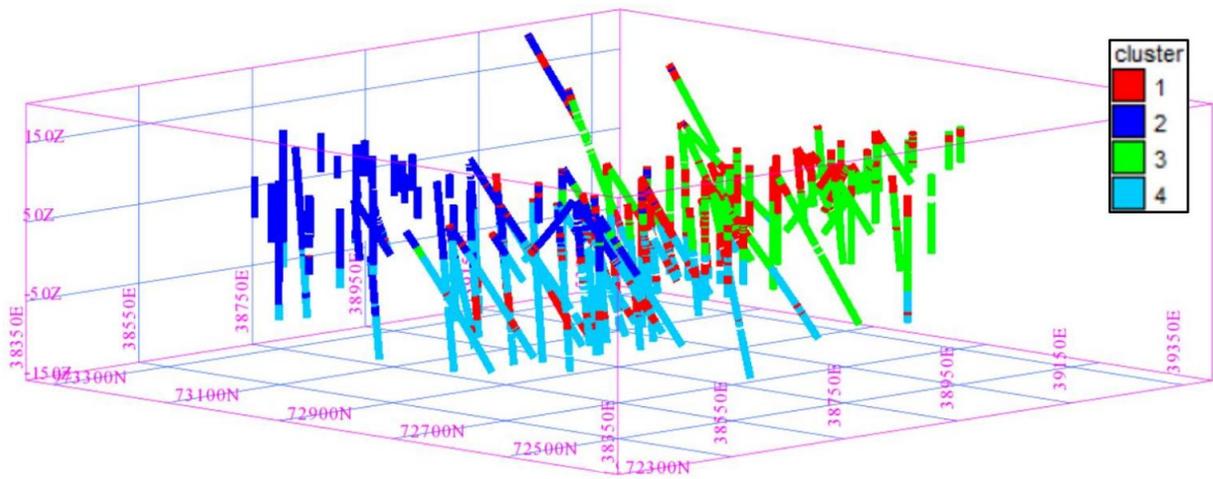


Figura 138: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos por algoritmo PAM.

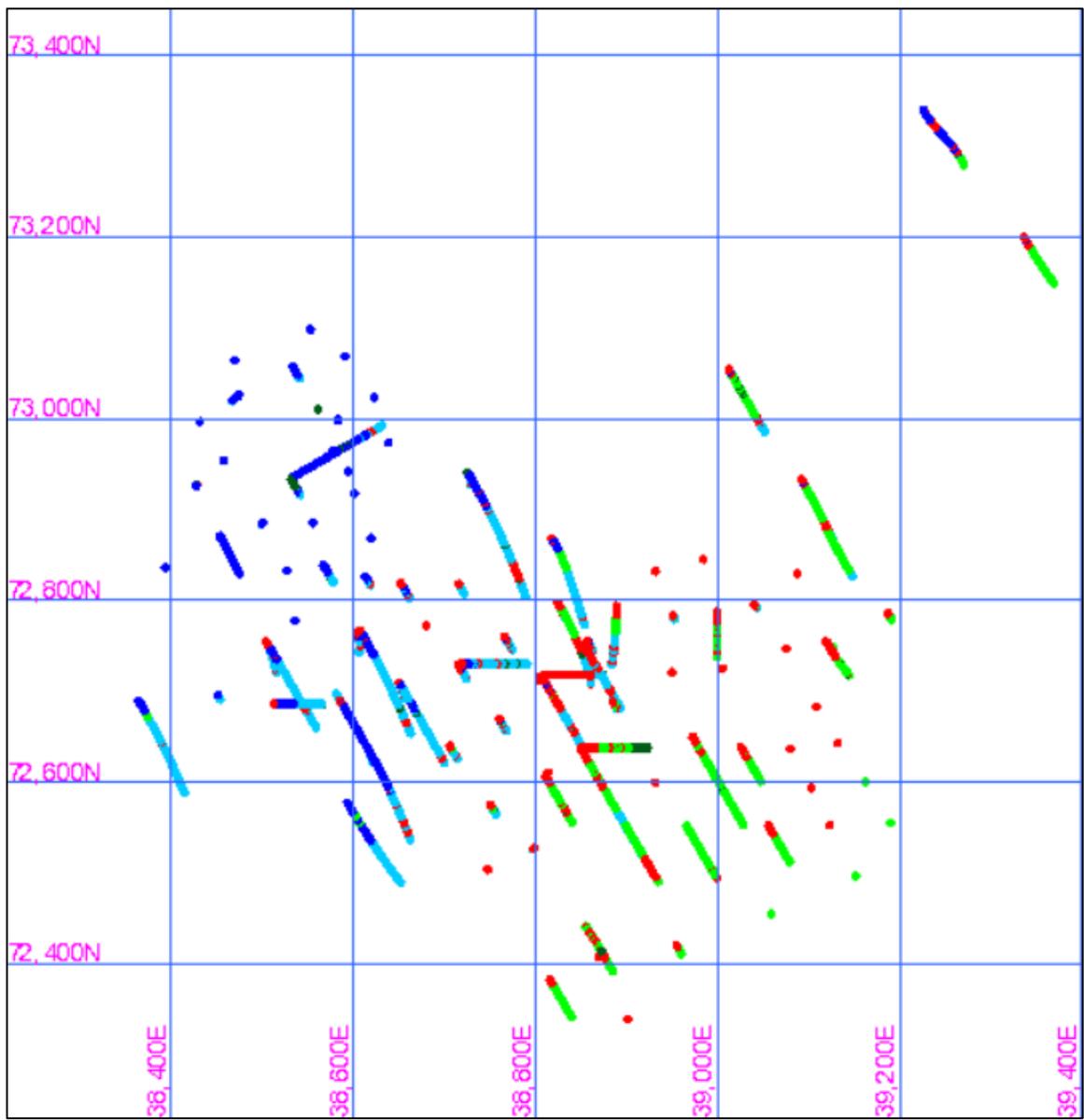


Figura 139: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante PAM, sección en planta.

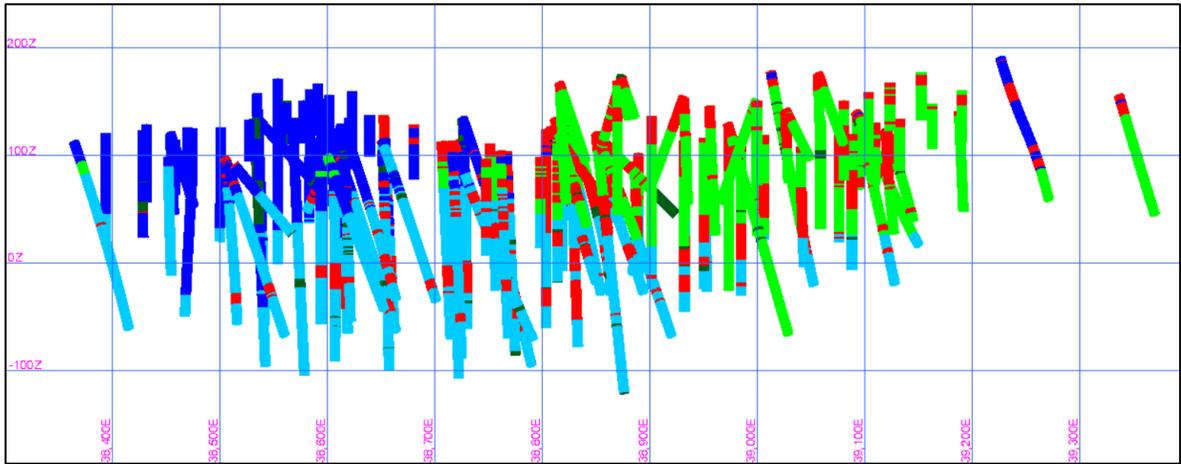


Figura 140: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante PAM, sección W-E.

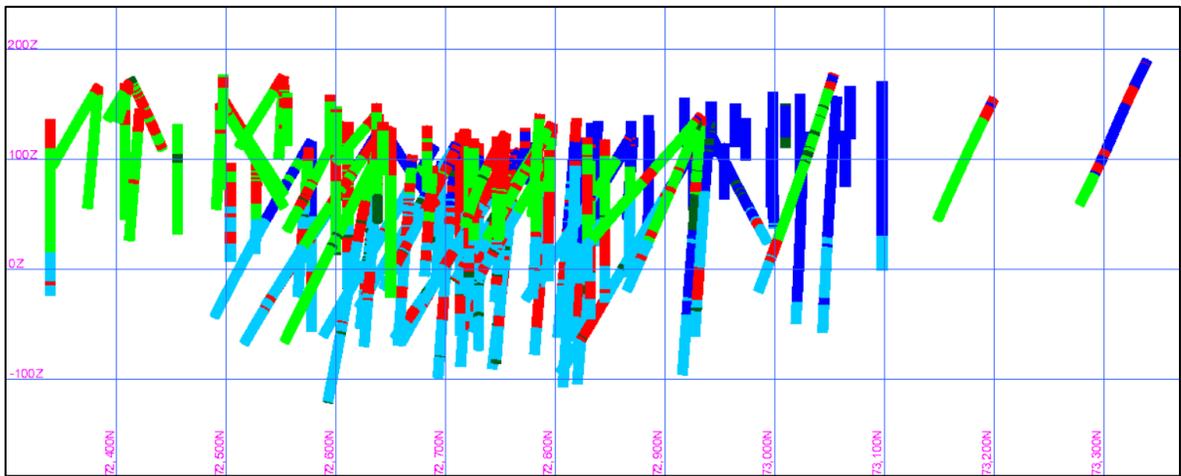


Figura 141: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante PAM, sección S-N.

3. CLARA

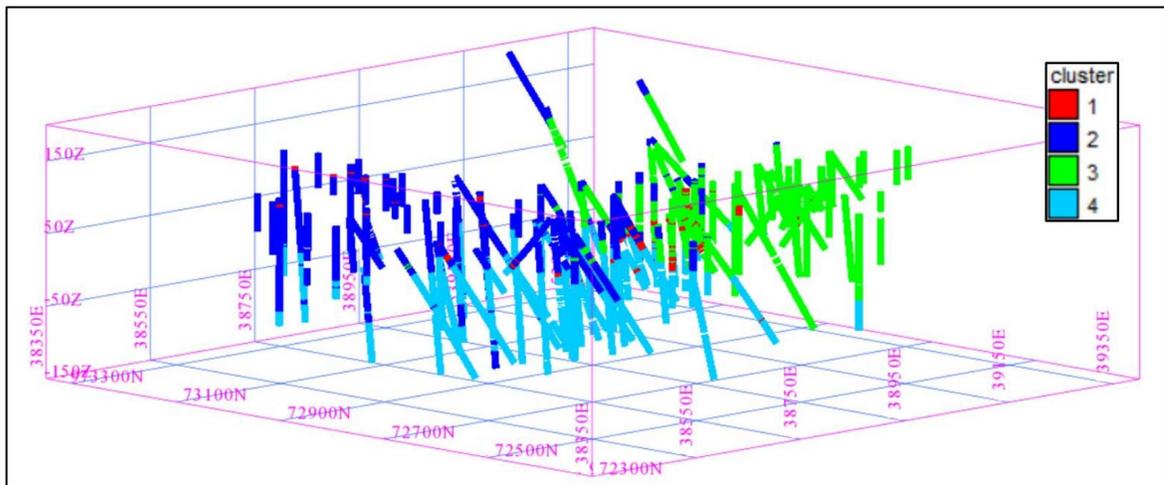


Figura 142: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos por algoritmo CLARA.

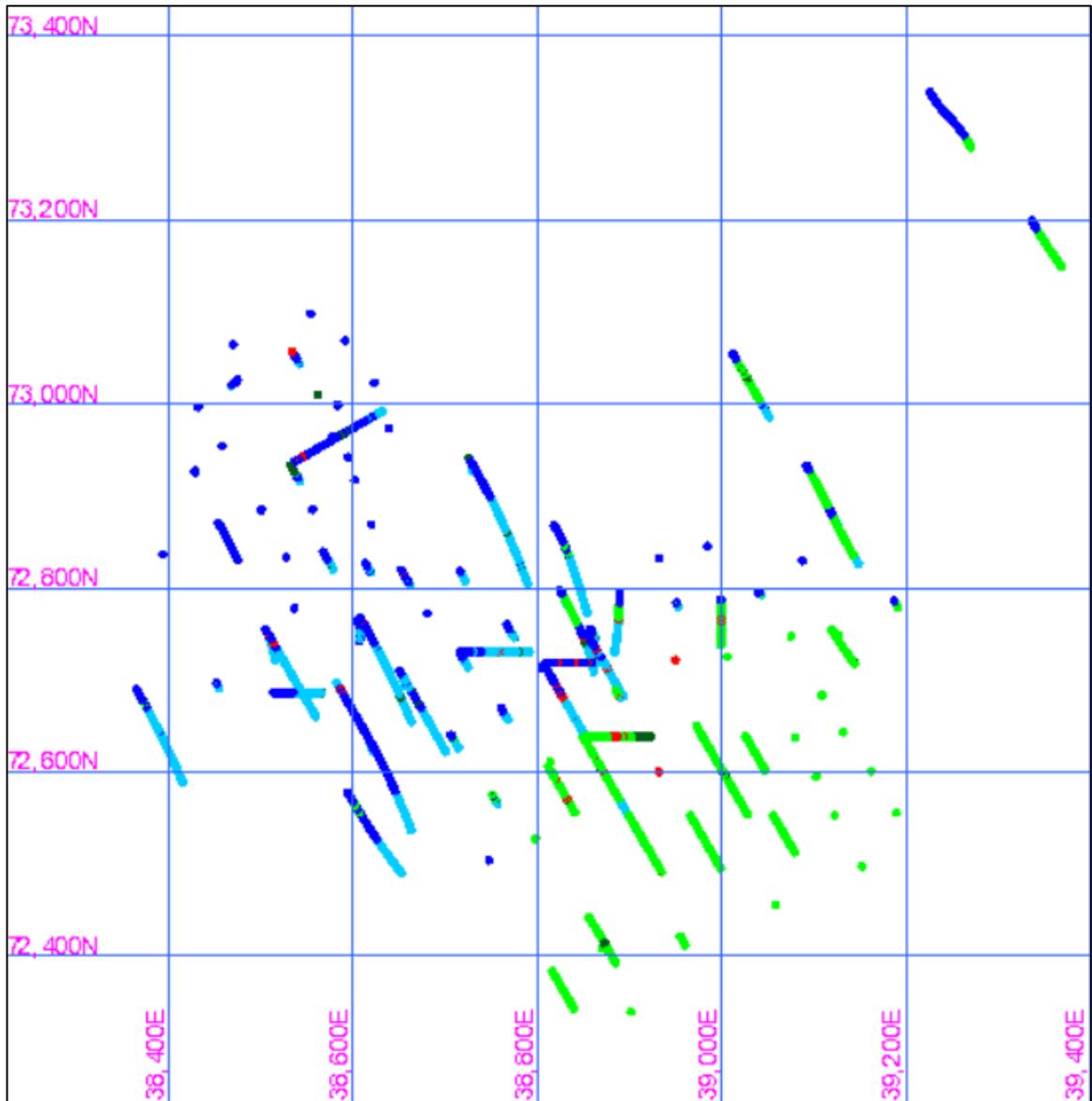


Figura 143: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante CLARA, sección en planta.

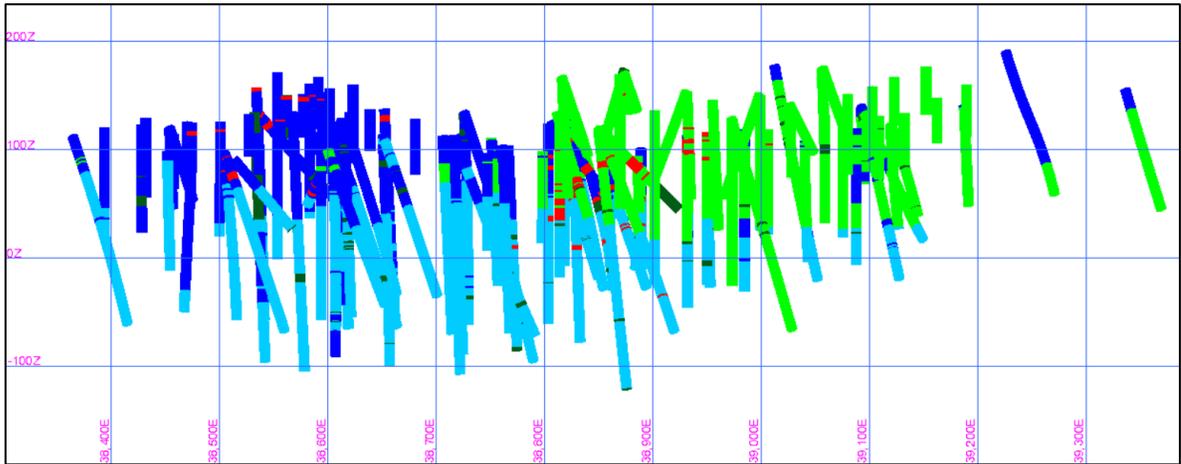


Figura 144: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante CLARA, sección W-E.

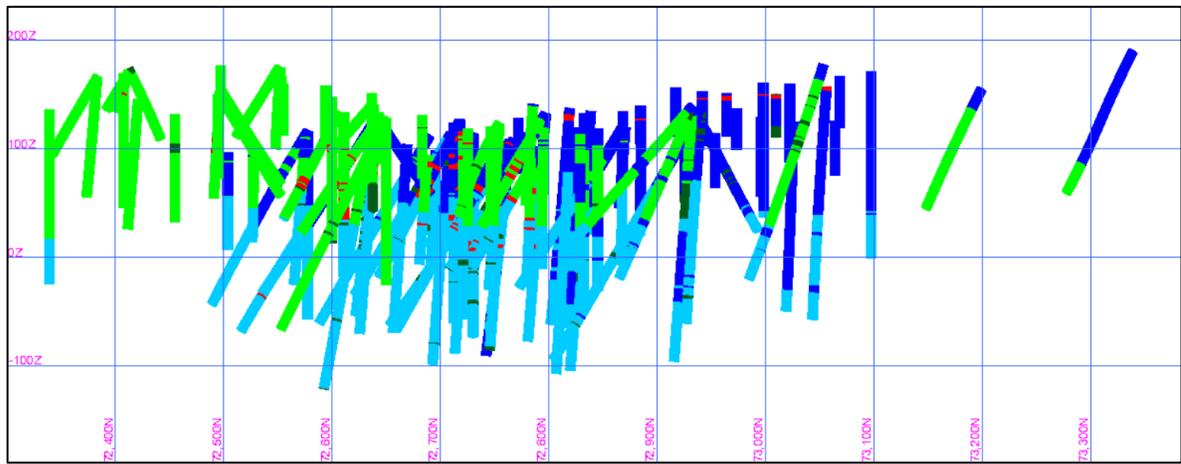


Figura 145: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante CLARA, sección S-N.

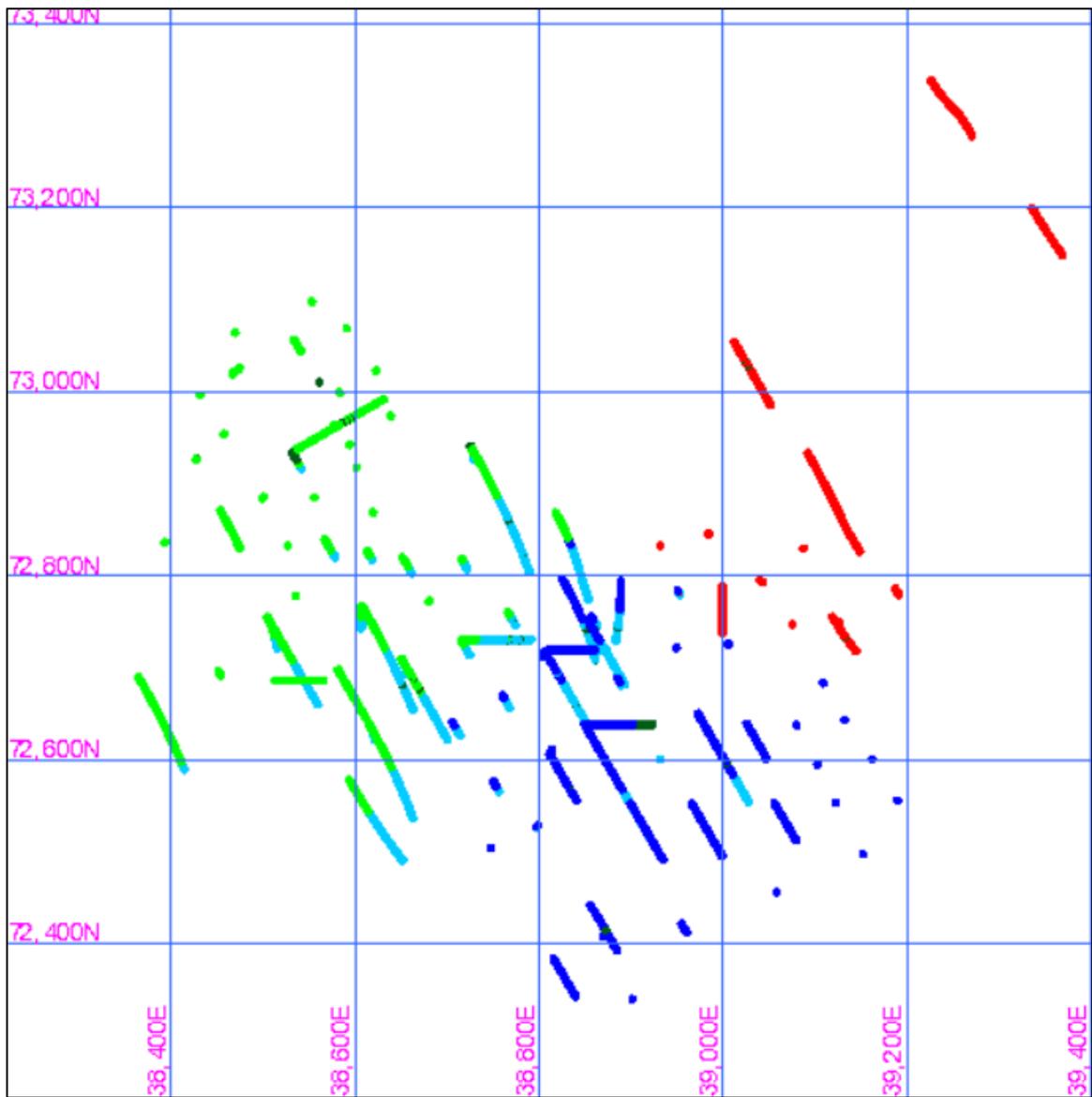


Figura 147: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico, sección en planta.

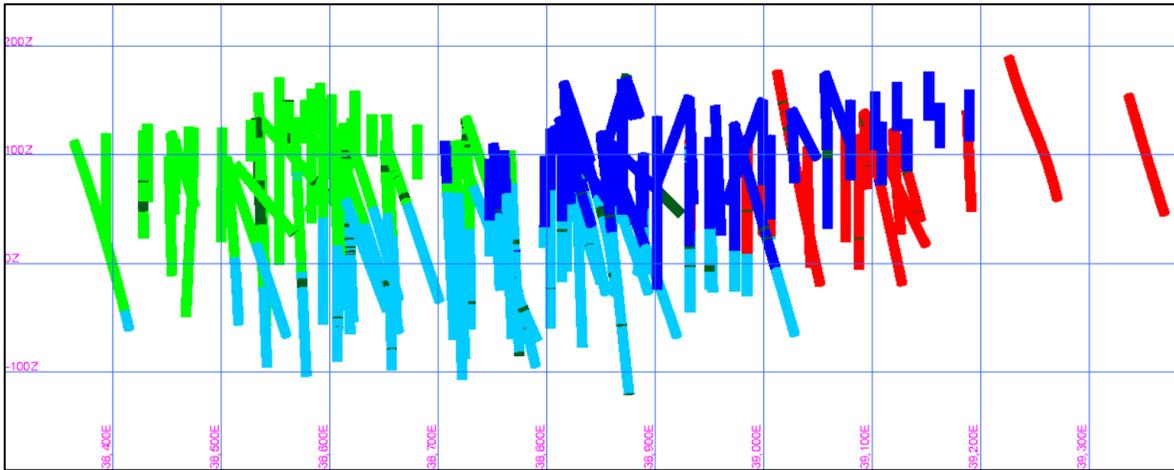


Figura 148: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico, sección W-E.

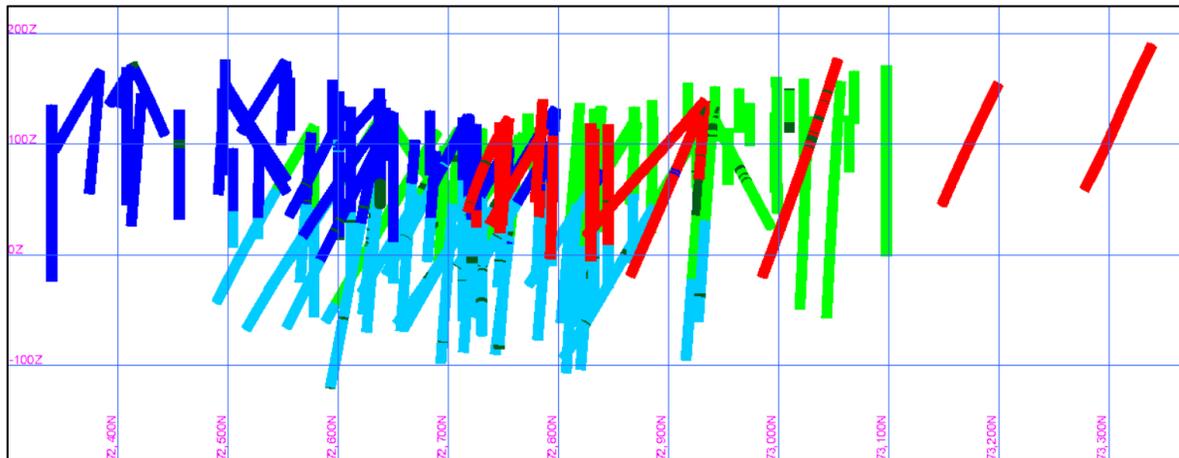


Figura 149: Despliegue gráfico de conglomerados obtenidos mediante algoritmo PAM considerando la distancia de Mahalanobis Geoestadístico, sección S-N.

ANEXO L: ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS MÉTODOS DE AGRUPAMIENTO

1. K-MEDIAS

ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS PARA LEYES POR CONGLOMERADO

Cluster	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	0.28	1.18	2021	1.38	0.00	26.37	0.03
2	0.27	1.18	2087	1.40	0.00	20.59	0.024
3	0.13	0.57	1823	0.33	0.00	14.90	0.0255
4	1.09	4.58	1520	20.94	0.00	103.33	0.19

Tabla 56 Estadísticas descriptivas para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo K-Medias.

Cluster	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	1.05	2.69	2021	7.23	0.10	38.75	0.40
2	0.77	2.16	2087	4.69	0.12	45.80	0.20
3	0.65	1.45	1823	2.10	0.10	29.57	0.35
4	1.46	4.01	1520	16.05	0.06	48.00	0.51

Tabla 57: Estadísticas descriptivas para leyes de Ag por conglomerado, obtenido mediante algoritmo K-Medias.

Cluster	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	5.04	6.36	2021	40.39	0.83	99.00	3.00
2	6.84	54.18	2087	2935.31	2.00	2000.00	3.00
3	5.06	9.05	1823	81.82	0.20	262.00	3.40
4	7.90	29.07	1520	845.03	0.20	714.00	3.90

Tabla 58: Estadísticas descriptivas para leyes de Mo por conglomerado, obtenido mediante algoritmo K-Medias.

Cluster	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	0.02	0.12	2021	0.01	0.01	4.51	0.01
2	0.01	0.01	2087	0.00	0.01	0.25	0.01
3	0.01	0.01	1823	0.00	0.01	0.11	0.01
4	0.02	0.19	1520	0.04	0.01	7.51	0.01

Tabla 59: Estadísticas descriptivas para leyes de Cu por conglomerado, obtenido mediante algoritmo K-Medias.

CONGLOMERADO 1

Litología	Andesita	Pórfido Feldespato-Cuarzo
Media Au[ppm]	0.28	0.19
DevStd Au[ppm]	1.21	0.40
Media Ag[ppm]	1.07	0.71
DevStd Ag[ppm]	2.77	1.18
Media Cu[pc]	0.02	0.01
DevStd Cu[pc]	0.12	0.00
Media MoS2[ppm]	4.83	7.89
DevStd MoS2[ppm]	5.72	11.70
N	1883	138

Tabla 60: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 1, obtenido mediante algoritmo K-Medias.

CONGLOMERADO 2

Litología	Andesita	Pórfido Feldespato-Cuarzo
Media Au[ppm]	0.05	0.41
DevStd Au[ppm]	0.18	1.48
Media Ag[ppm]	0.39	1.00
DevStd Ag[ppm]	0.47	2.70
Media Cu[pc]	0.01	0.01
DevStd Cu[pc]	0.00	0.01
Media MoS2[ppm]	4.98	7.98
DevStd MoS2[ppm]	11.14	68.20
N	792	1295

Tabla 61: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 2, obtenido mediante algoritmo K-Medias.

CONGLOMERADO 3

Litología	Andesita	Pórfido Feldespato-Cuarzo
Media Au[ppm]	0.14	0.08
DevStd Au[ppm]	0.59	0.14
Media Ag[ppm]	0.63	1.08
DevStd Ag[ppm]	1.38	2.49
Media Cu[pc]	0.01	0.01
DevStd Cu[pc]	0.00	0.01
Media MoS2[ppm]	5.03	5.86
DevStd MoS2[ppm]	9.15	6.34
N	1742	81

Tabla 62: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 3, obtenido mediante algoritmo K-Medias.

CONGLOMERADO 4

Litología	Brecha de Cuarzo	Saprolita
Media Au[ppm]	1.46	0.57
DevStd Au[ppm]	5.75	1.73
Media Ag[ppm]	1.93	0.79
DevStd Ag[ppm]	4.98	1.59
Media Cu[pc]	0.02	0.02
DevStd Cu[pc]	0.25	0.03
Media MoS2[ppm]	6.77	9.53
DevStd MoS2[ppm]	13.01	42.65
N	899	621

Tabla 63: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 4, obtenido mediante algoritmo K-Medias.

2. PAM

ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS PARA LEYES POR CONGLOMERADO

Cluster	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	1.13	4.53	1515	20.50	0.00	103.33	0.26
2	0.28	1.42	1620	2.02	0.00	26.24	0.02
3	0.30	1.30	1929	1.68	0.00	26.37	0.03
4	0.12	0.44	2387	0.19	0.00	10.73	0.03

Tabla 64: Estadísticas descriptivas para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo K-Medias.

Cluster	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	1.72	4.26	1515	18.19	0.06	48.00	0.60
2	0.65	1.94	1620	3.78	0.12	40.12	0.20
3	1.07	2.75	1929	7.58	0.10	38.75	0.40
4	0.59	1.23	2387	1.50	0.10	29.57	0.33

Tabla 65: Estadísticas descriptivas para leyes de Ag por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM.

Cluster	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	6.78	12.80	1515	163.74	0.20	272.94	4.00
2	8.90	66.45	1620	4415.67	2.00	2000.00	3.00
3	4.76	5.66	1929	32.08	0.83	99.00	3.00
4	4.95	8.39	2387	70.43	0.20	262.00	3.10

Tabla 66: Estadísticas descriptivas para leyes de Mo por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM.

Cluster	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	0.02	0.19	1515	0.04	0.01	7.51	0.01
2	0.01	0.01	1620	0.00	0.01	0.39	0.01
3	0.02	0.12	1929	0.02	0.01	4.51	0.01
4	0.01	0.00	2387	0.00	0.01	0.06	0.01

Tabla 67: Estadísticas descriptivas para leyes de Cu por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM.

CONGLOMERADO 1

Litología	Pórfido Feldespato-Cuarzo	Brecha de Cuarzo	Saprolita
Media Au[ppm]	1.05	1.39	0.64
DevStd Au[ppm]	2.28	5.83	1.94
Media Ag[ppm]	2.43	1.83	0.91
DevStd Ag[ppm]	4.61	4.84	1.87
Media Cu[pc]	0.01	0.02	0.02
DevStd Cu[pc]	0.01	0.26	0.03
Media MoS2[ppm]	6.12	7.02	6.82
DevStd MoS2[ppm]	10.68	13.56	12.66
N	308	820	387

Tabla 68: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 1, obtenido mediante algoritmo PAM.

CONGLOMERADO 2

Litología	Andesita	Pórfido Feldespato-Cuarzo	Brecha de Cuarzo	Saprolita
Media Au[ppm]	0.05	0.18	2.63	0.50
DevStd Au[ppm]	0.18	0.96	5.18	1.35
Media Ag[ppm]	0.38	0.60	3.54	0.59
DevStd Ag[ppm]	0.42	1.69	6.71	0.99
Media Cu[pc]	0.01	0.01	0.01	0.02
DevStd Cu[pc]	0.00	0.01	0.00	0.03
Media MoS2[ppm]	5.21	9.92	4.65	15.38
DevStd MoS2[ppm]	13.33	85.18	3.40	71.09
N MoS2[ppm]	522	825	64	209

Tabla 69: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 2, obtenido mediante algoritmo PAM.

CONGLOMERADO 3

Litología	Andesita	Pórfido Feldespato-Cuarzo	Brecha de Cuarzo	Saprolita
Media Au[ppm]	0.29	0.45	0.03	0.03
DevStd Au[ppm]	1.29	1.45	0.00	0.03
Media Ag[ppm]	1.11	0.81	1.00	0.55
DevStd Ag[ppm]	2.86	1.26	0.00	0.29
Media Cu[pc]	0.02	0.01	0.01	0.01
DevStd Cu[pc]	0.13	0.00	0.00	0.01
Media MoS2[ppm]	4.69	5.94	2.00	2.51
DevStd MoS2[ppm]	5.27	9.20	0.00	0.45
N MoS2[ppm]	1752	151	1	25

Tabla 70: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 3, obtenido mediante algoritmo PAM.

CONGLOMERADO 4

Litología	Andesita	Pórfido Feldespato-Cuarzo	Brecha de Cuarzo
Media Au[ppm]	0.13	0.07	0.05
DevStd Au[ppm]	0.46	0.15	0.03
Media Ag[ppm]	0.60	0.50	0.37
DevStd Ag[ppm]	1.26	0.86	0.11
Media Cu[pc]	0.01	0.01	0.01
DevStd Cu[pc]	0.00	0.00	0.00
Media MoS2[ppm]	5.06	4.02	2.25
DevStd MoS2[ppm]	8.74	4.12	0.36
N	2143	230	14

Tabla 71: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 4, obtenido mediante algoritmo PAM.

3. CLARA

ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS PARA LEYES POR CONGLOMERADO

Cluster	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	10.19	12.04	154	144.93	0.56	103.33	6.89
2	0.20	0.55	2273	0.30	0.00	5.70	0.03
3	0.26	0.51	2386	0.26	0.00	5.32	0.05
4	0.15	0.38	2638	0.14	0.00	4.36	0.04

Tabla 72: Estadísticas descriptivas para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo CLARA.

Cluster	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	13.68	10.28	154	105.60	2.52	48.00	10.26
2	0.62	1.60	2273	2.55	0.12	40.12	0.20
3	0.82	0.99	2386	0.99	0.06	10.80	0.46
4	0.63	1.12	2638	1.25	0.10	29.57	0.36

Tabla 73: Estadísticas descriptivas para leyes de Ag por conglomerado, obtenido mediante algoritmo CLARA.

Cluster	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	27.83	194.04	154	37650.50	2.00	2000.00	4.64
2	6.95	25.00	2273	624.96	2.00	714.00	3.15
3	5.34	8.66	2386	74.91	0.20	272.94	3.10
4	4.87	8.13	2638	66.08	0.20	262.00	3.05

Tabla 74: Estadísticas descriptivas para leyes de Mo por conglomerado, obtenido mediante algoritmo CLARA.

Cluster	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	0.01	0.04	154	0.00	0.01	0.39	0.01
2	0.01	0.01	2273	0.00	0.01	0.25	0.01
3	0.02	0.11	2386	0.01	0.01	4.51	0.01
4	0.01	0.15	2638	0.02	0.01	7.51	0.01

Tabla 75: Estadísticas descriptivas para leyes de Cu por conglomerado, obtenido mediante algoritmo CLARA.

CONGLOMERADO 1

Litología	Andesita	Pórfido Feldespato-Cuarzo	Brecha de Cuarzo	Saprolita
Media Au[ppm]	7.19	6.48	14.90	9.59
DevStd Au[ppm]	4.84	4.97	17.38	4.77
Media Ag[ppm]	16.23	13.14	14.00	7.11
DevStd Ag[ppm]	10.28	7.93	11.67	6.13
Media Cu[pc]	0.01	0.01	0.01	0.05
DevStd Cu[pc]	0.00	0.00	0.00	0.11
Media MoS2[ppm]	5.66	89.16	7.00	5.34
DevStd MoS2[ppm]	4.30	373.83	8.43	2.48
N	40	40	59	15

Tabla 76: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 1, obtenido mediante algoritmo CLARA.

CONGLOMERADO 2

Litología	Andesita	Pórfido Feldespato-Cuarzo	Brecha de Cuarzo	Saprolita
Media Au[ppm]	0.04	0.17	0.53	0.33
DevStd Au[ppm]	0.17	0.44	0.96	0.75
Media Ag[ppm]	0.37	0.56	1.61	0.57
DevStd Ag[ppm]	0.41	0.88	4.39	0.95
Media Cu[pc]	0.01	0.01	0.01	0.01
DevStd Cu[pc]	0.00	0.01	0.00	0.01
Media MoS2[ppm]	5.38	5.75	7.86	12.47
DevStd MoS2[ppm]	13.00	11.95	12.79	54.96
N	573	1110	221	369

Tabla 77: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 2, obtenido mediante algoritmo CLARA.

CONGLOMERADO 3

Litología	Andesita	Pórfido Feldespato-Cuarzo	Brecha de Cuarzo	Saprolita
Media Au[ppm]	0.16	0.46	0.60	0.36
DevStd Au[ppm]	0.44	0.74	0.58	0.45
Media Ag[ppm]	0.81	1.00	0.86	0.72
DevStd Ag[ppm]	1.01	1.31	0.98	0.52
Media Cu[pc]	0.02	0.01	0.01	0.02
DevStd Cu[pc]	0.13	0.00	0.00	0.04
Media MoS2[ppm]	4.66	6.35	8.67	5.20
DevStd MoS2[ppm]	5.19	10.09	18.77	5.36
N	1677	175	297	237

Tabla 78: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 3, obtenido mediante algoritmo CLARA.

CONGLOMERADO 4

Litología	Andesita	Pórfido Feldespato-Cuarzo	Brecha de Cuarzo
Media Au[ppm]	0.11	0.21	0.42
DevStd Au[ppm]	0.28	0.42	0.66
Media Ag[ppm]	0.56	0.85	0.92
DevStd Ag[ppm]	1.07	1.33	1.22
Media Cu[pc]	0.01	0.01	0.03
DevStd Cu[pc]	0.00	0.01	0.42
Media MoS2[ppm]	5.01	4.41	4.22
DevStd MoS2[ppm]	8.74	6.43	3.38
N	2127	189	322

Tabla 79: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 4, obtenido mediante algoritmo CLARA.

4. PAM CONSIDERANDO LA FUNCIÓN DE DISTANCIA DE MAHALANOBIS GEOESTADÍSTICO

ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS PARA LEYES POR CONGLOMERADO

Cluster	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	0.20	0.78	963	0.60	0.00	13.31	0.03
2	0.64	2.67	2054	7.11	0.00	59.72	0.09
3	0.30	1.40	2215	1.97	0.00	26.24	0.02
4	0.39	2.95	2219	8.72	0.00	103.33	0.05

Tabla 80: Estadísticas descriptivas para leyes de Au por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.

Cluster	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	0.62	0.94	963	0.88	0.20	11.00	0.35
2	1.53	3.87	2054	14.95	0.06	48.00	0.60
3	0.71	2.23	2215	4.98	0.10	40.12	0.20
4	0.81	2.09	2219	4.38	0.20	47.10	0.40

Tabla 81: Estadísticas descriptivas para leyes de Ag por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.

Cluster	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	7.22	11.95	963	142.76	2.00	195.14	4.00
2	4.89	8.06	2054	64.90	0.20	272.94	3.00
3	8.28	57.08	2215	3258.63	2.00	2000.00	3.00
4	4.66	8.04	2219	64.66	0.20	262.00	3.10

Tabla 82: Estadísticas descriptivas para leyes de Mo por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.

Cluster	Media	DevStd	N	Varianza	Min	Max	Mediana
1	0.02	0.17	963	0.03	0.01	4.51	0.01
2	0.01	0.01	2054	0.00	0.01	0.37	0.01
3	0.01	0.01	2215	0.00	0.01	0.39	0.01
4	0.01	0.16	2219	0.03	0.01	7.51	0.01

Tabla 83: Estadísticas descriptivas para leyes de Cu por conglomerado, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.

CONGLOMERADO 1

Litología	Andesita	Pórfido Feldespato-Cuarzo	Brecha de Cuarzo	Saprolita
Media Au[ppm]	0.12	0.06	0.56	0.13
DevStd Au[ppm]	0.51	0.13	1.39	0.20
Media Ag[ppm]	0.53	0.52	1.00	0.43
DevStd Ag[ppm]	0.91	0.48	1.14	0.41
Media Cu[pc]	0.02	0.01	0.01	0.01
DevStd Cu[pc]	0.22	0.00	0.00	0.01
Media MoS2[ppm]	5.72	10.57	9.39	11.33
DevStd MoS2[ppm]	7.65	14.85	14.08	25.31
N	627	72	200	64

Tabla 84: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 1, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.

CONGLOMERADO 2

Litología	Andesita	Pórfido Feldespato-Cuarzo	Brecha de Cuarzo	Saprolita
Media Au[ppm]	0.39	0.75	1.83	0.52
DevStd Au[ppm]	1.55	1.76	6.22	1.82
Media Ag[ppm]	1.45	1.75	2.43	0.90
DevStd Ag[ppm]	3.43	3.86	6.55	2.00
Media Cu[pc]	0.01	0.01	0.01	0.02
DevStd Cu[pc]	0.01	0.00	0.00	0.03
Media MoS2[ppm]	4.25	4.89	8.03	4.83
DevStd MoS2[ppm]	4.04	6.07	19.58	4.54
N	1158	345	241	310

Tabla 85: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 2, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.

CONGLOMERADO 3

Litología	Andesita	Pórfido Feldespato-Cuarzo	Brecha de Cuarzo	Saprolita
Media Au[ppm]	0.06	0.25	2.30	0.68
DevStd Au[ppm]	0.19	1.17	4.58	1.51
Media Ag[ppm]	0.43	0.67	3.99	0.70
DevStd Ag[ppm]	1.05	1.79	7.52	1.01
Media Cu[pc]	0.01	0.01	0.01	0.01
DevStd Cu[pc]	0.00	0.01	0.00	0.03
Media MoS2[ppm]	5.36	10.39	7.22	14.98
DevStd MoS2[ppm]	10.47	87.67	10.89	65.88
N	1085	780	104	246

Tabla 86: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 3, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.

CONGLOMERADO 4

Litología	Andesita	Pórfido Feldespato-Cuarzo	Brecha de Cuarzo	Saprolita
Media Au[ppm]	0.14	0.34	1.46	16.26
DevStd Au[ppm]	0.50	1.45	7.04	0.00
Media Ag[ppm]	0.61	1.00	1.51	8.70
DevStd Ag[ppm]	1.17	2.62	3.80	0.00
Media Cu[pc]	0.01	0.01	0.03	0.01
DevStd Cu[pc]	0.00	0.01	0.40	0.00
Media MoS2[ppm]	4.83	4.24	4.30	8.08
DevStd MoS2[ppm]	9.16	5.50	3.28	0.00
N	1547	317	354	1

Tabla 87: Estadísticas descriptivas por litología en conglomerado 4, obtenido mediante algoritmo PAM considerando la función de distancia de Mahalanobis Geoestadístico.

ANEXO M: ANÁLISIS DE CONTACTOS ENTRE CONGLOMERADOS

1. Algoritmo K-Medias

Contacto entre conglomerado 1 y 2

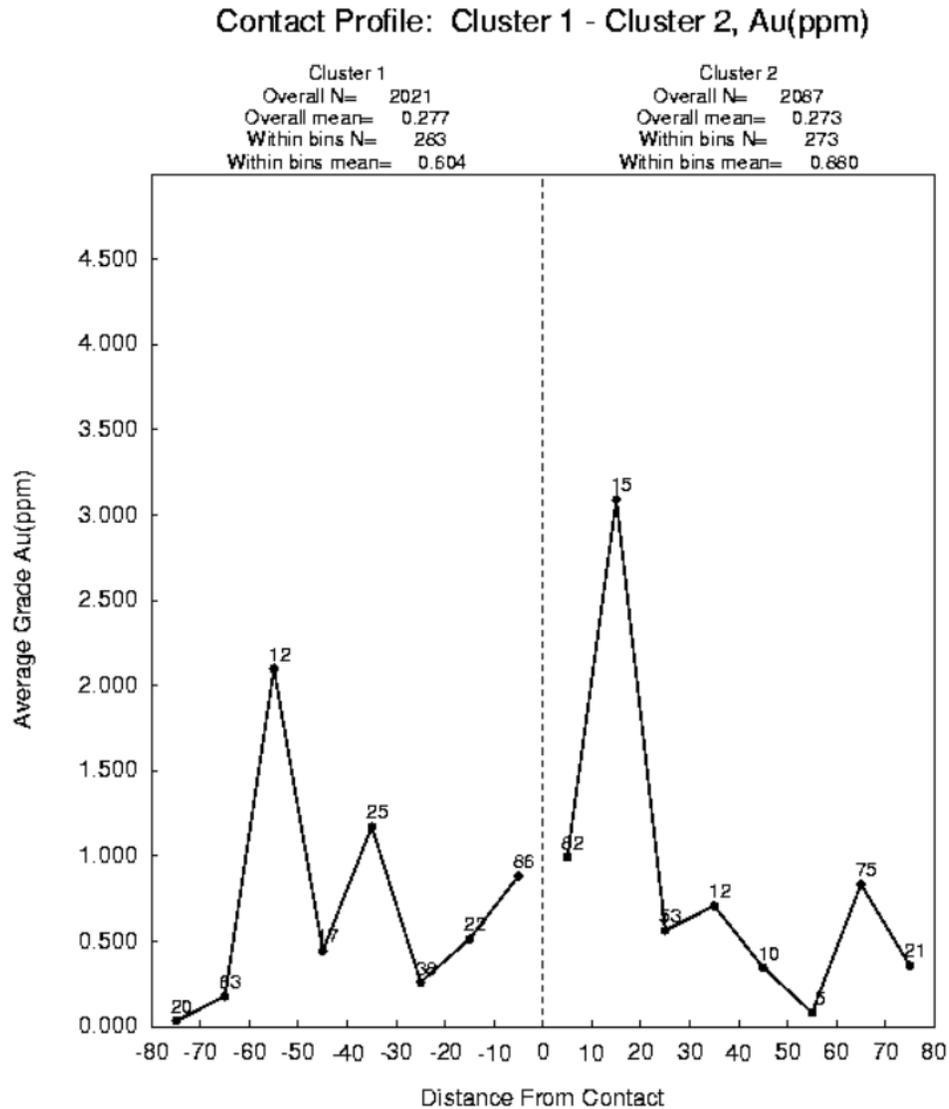


Figura 150: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 2 obtenidos por K-Medias.

Contacto entre conglomerado 1 y 3

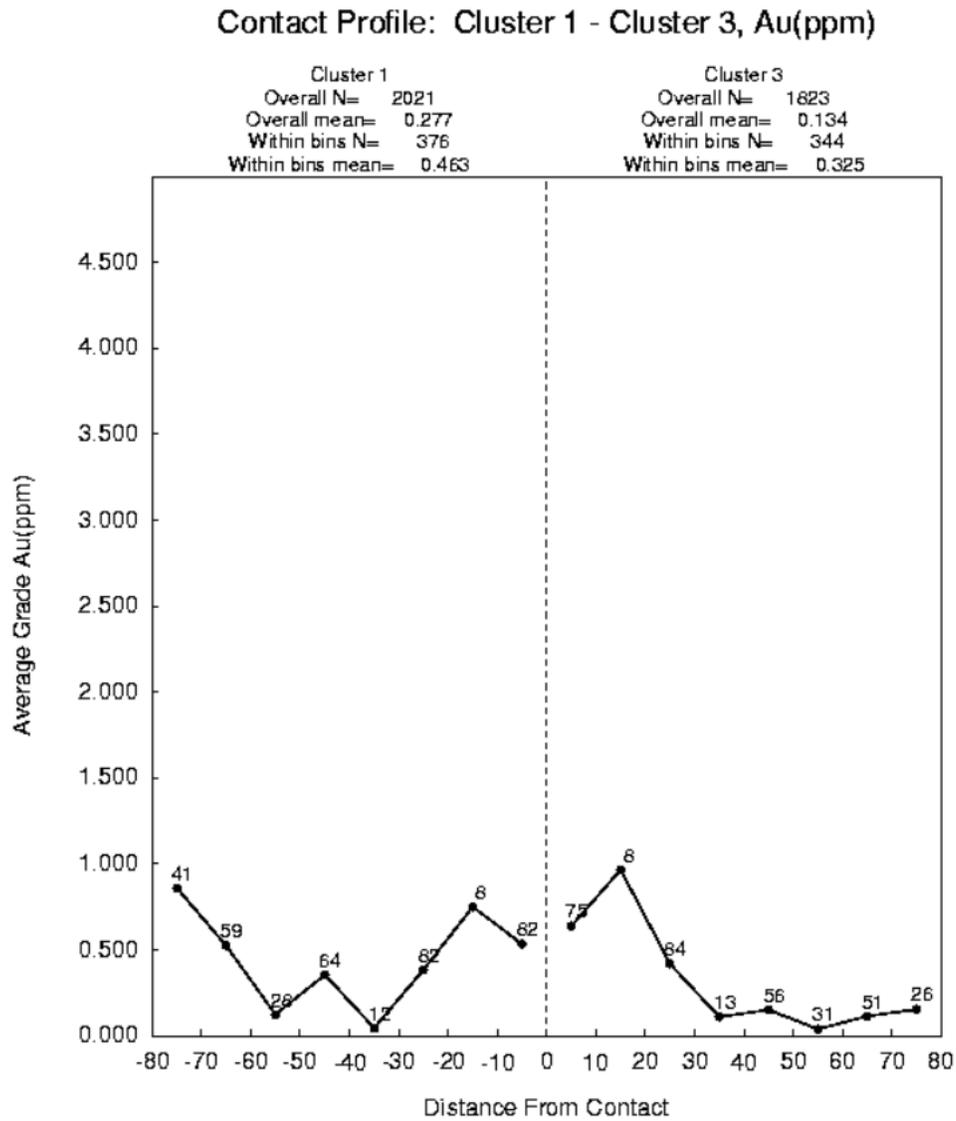


Figura 151: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 3 obtenidos por K-Medias.

Contacto entre conglomerado 1 y 4

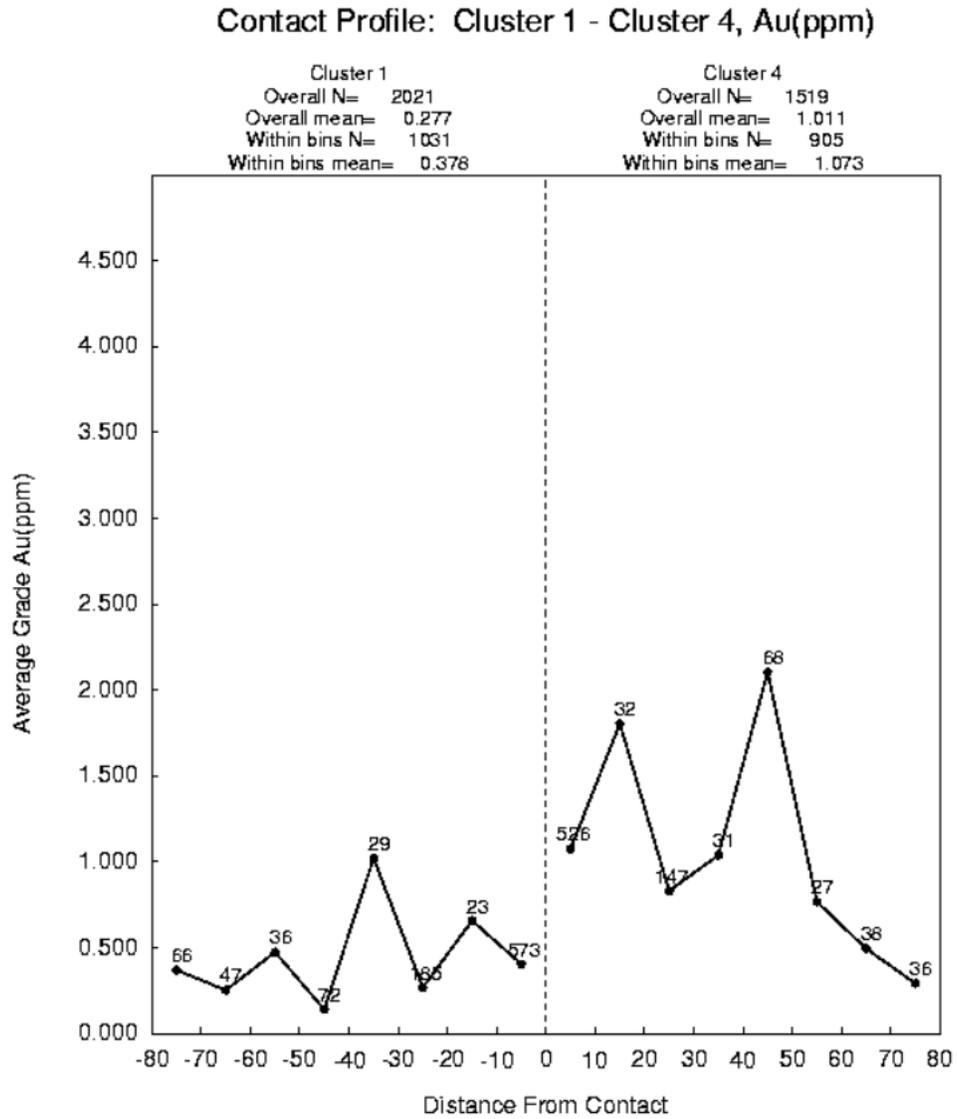


Figura 152: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 4 obtenidos por K-Medias.

Contacto entre conglomerado 2 y 3

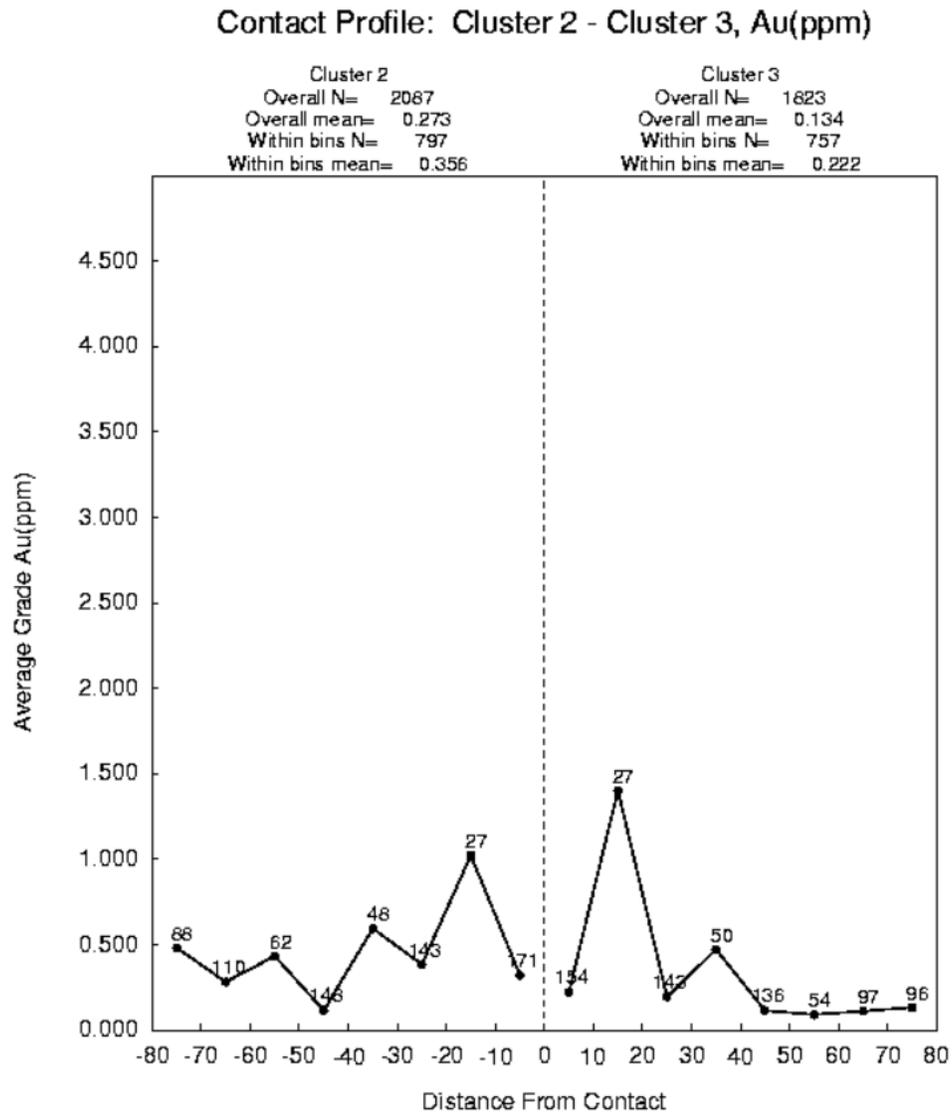


Figura 153: Gráfico de contactos entre conglomerados 2 y 3 obtenidos por K-Medias.

Contacto entre conglomerado 2 y 4

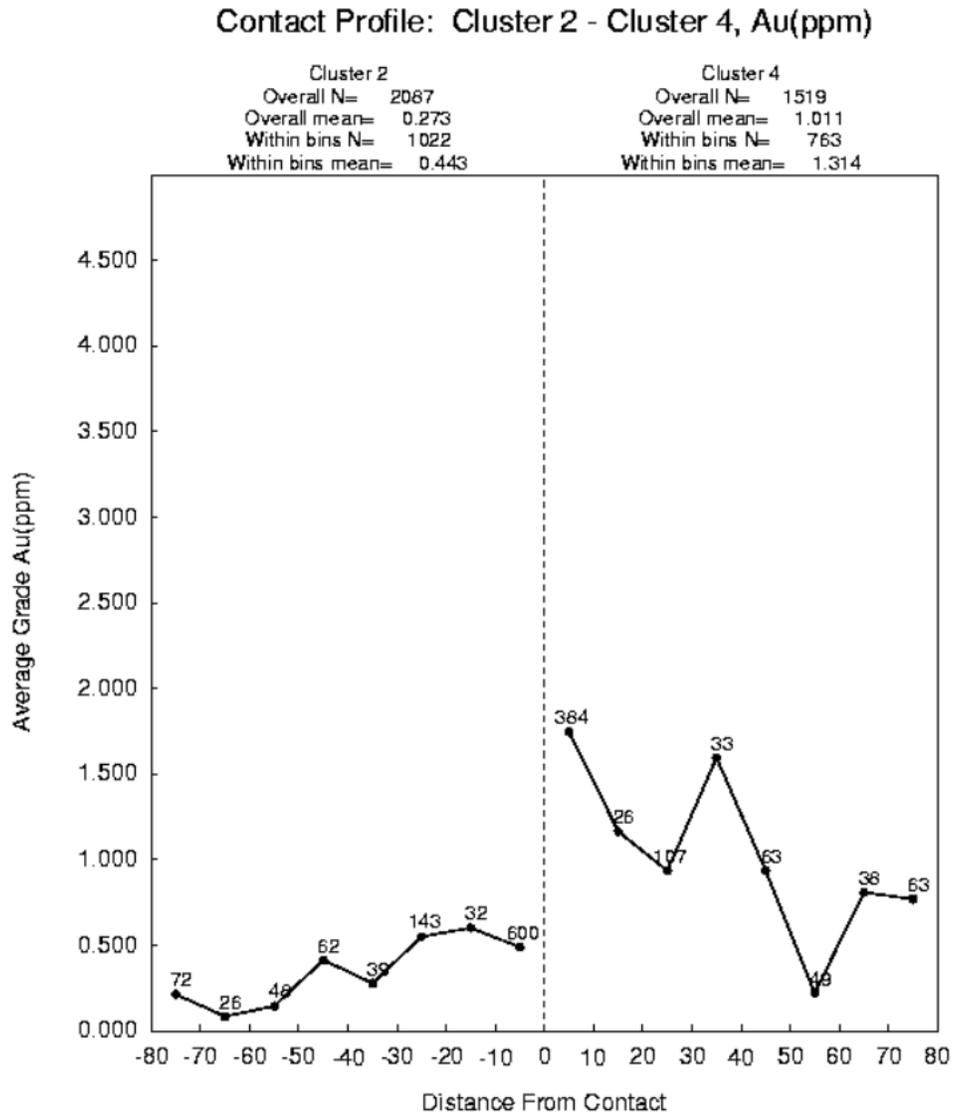


Figura 154: Gráfico de contactos entre conglomerados 2 y 4 obtenidos por K-Medias.

Contacto entre conglomerado 3 y 4

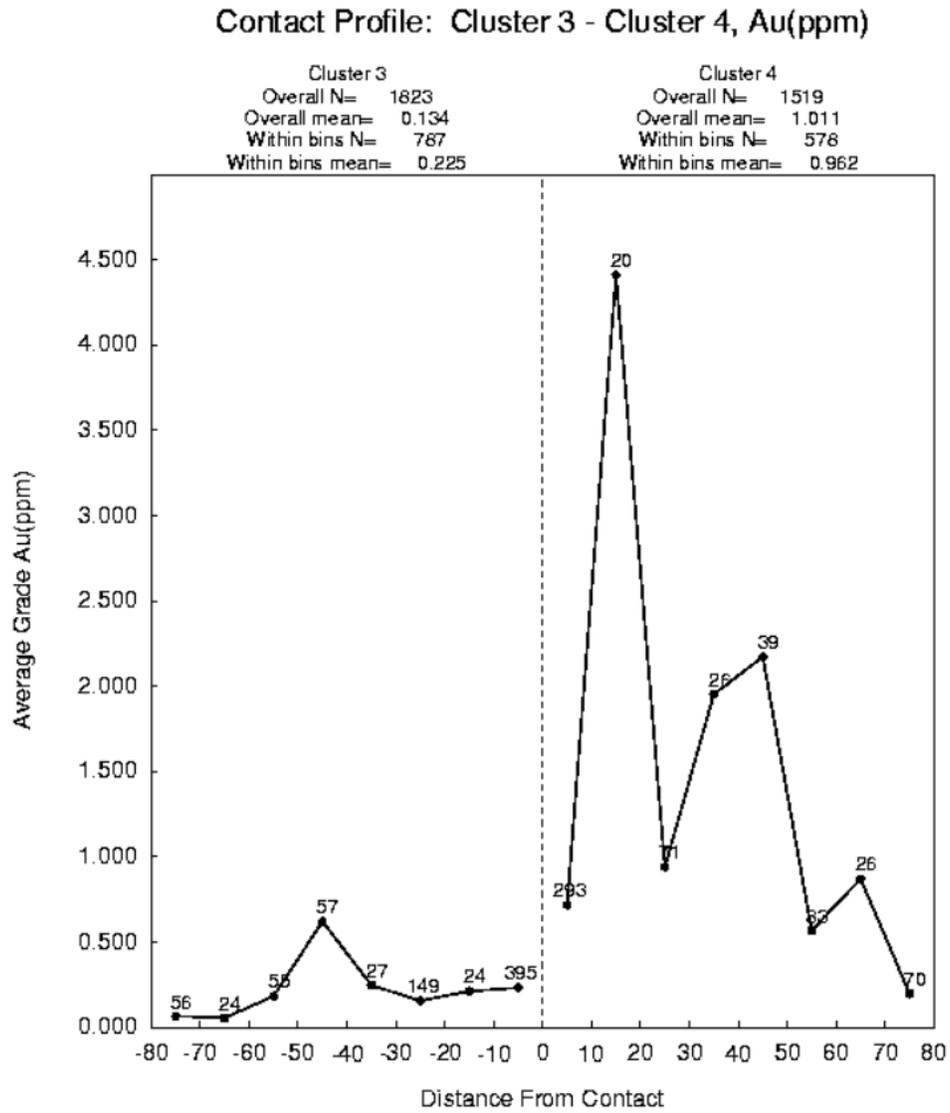


Figura 155: Gráfico de contactos entre conglomerados 3 y 4 obtenidos por K-Medias.

2. Algoritmo PAM

Contacto entre conglomerado 1 y 2

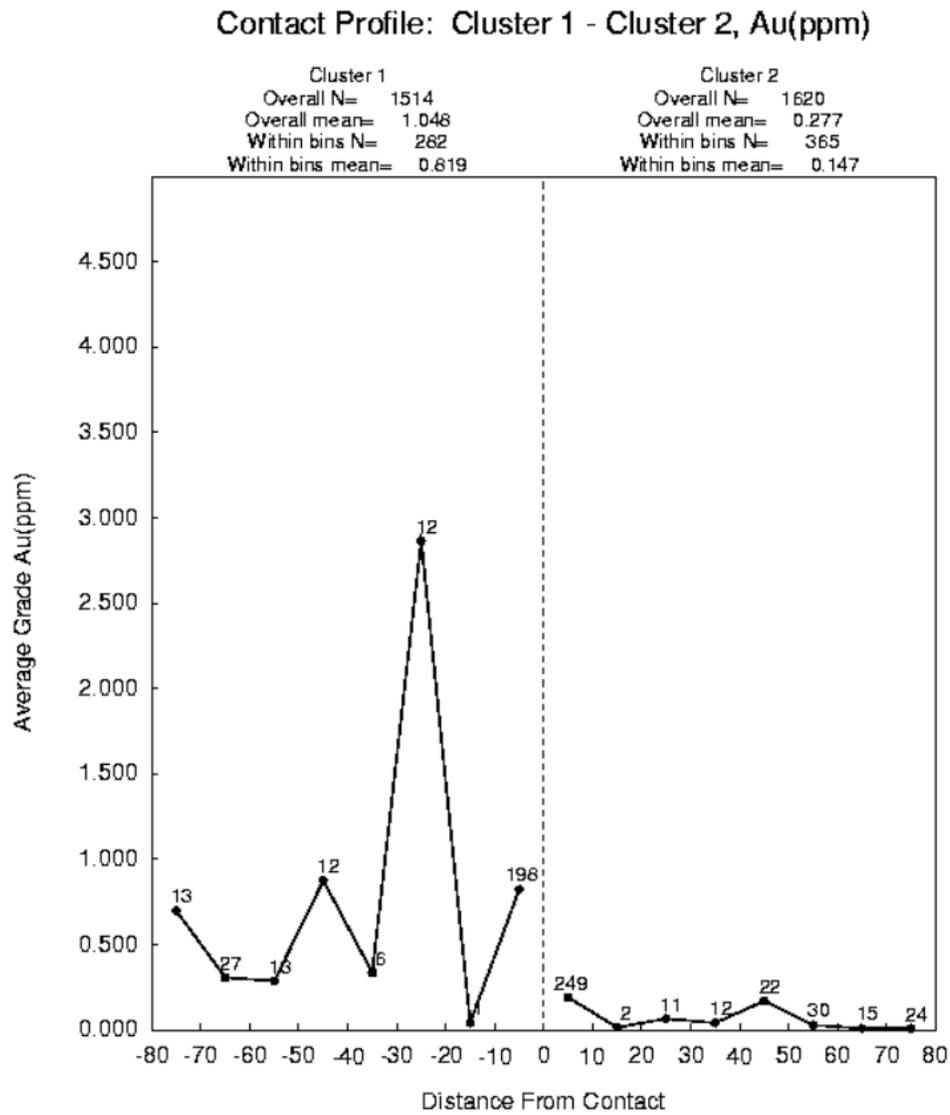


Figura 156: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 2 obtenidos por PAM.

Contacto entre conglomerado 1 y 3

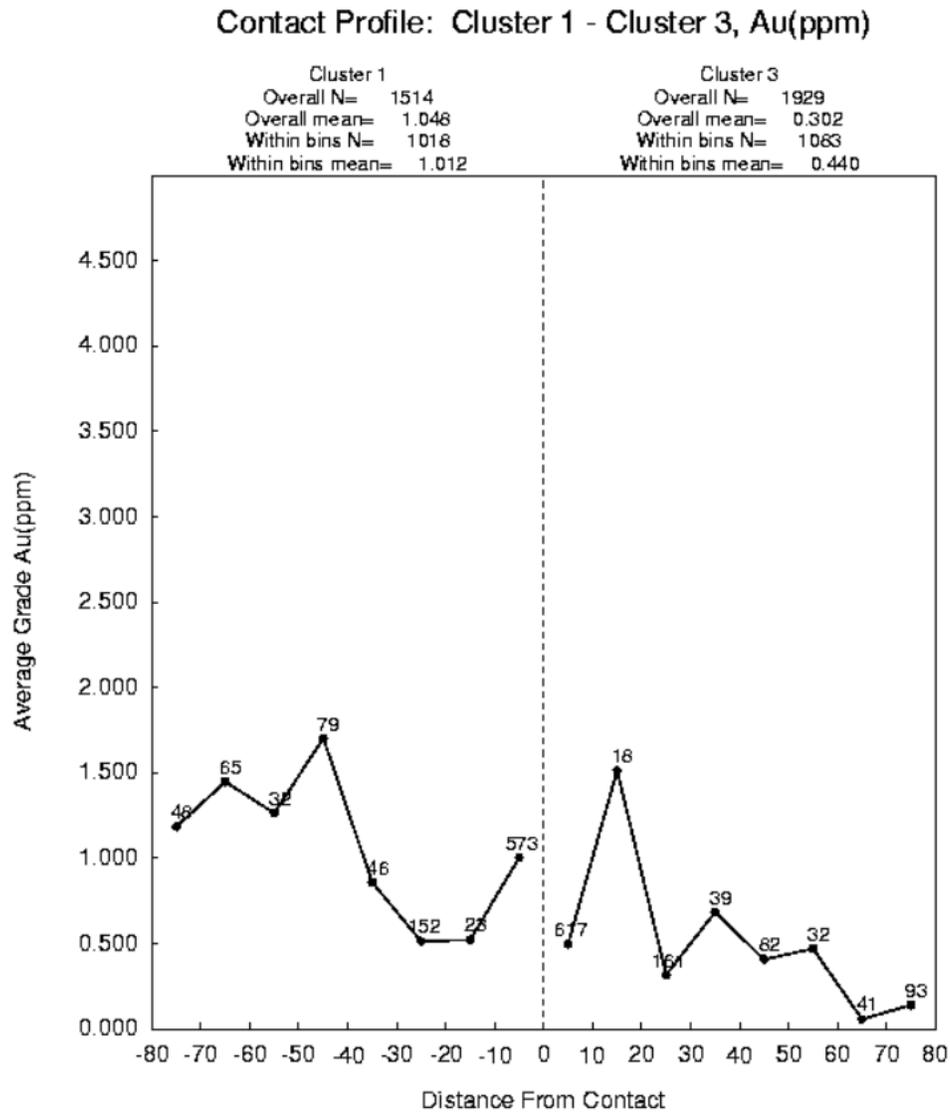


Figura 157: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 3 obtenidos por PAM.

Contacto entre conglomerado 1 y 4

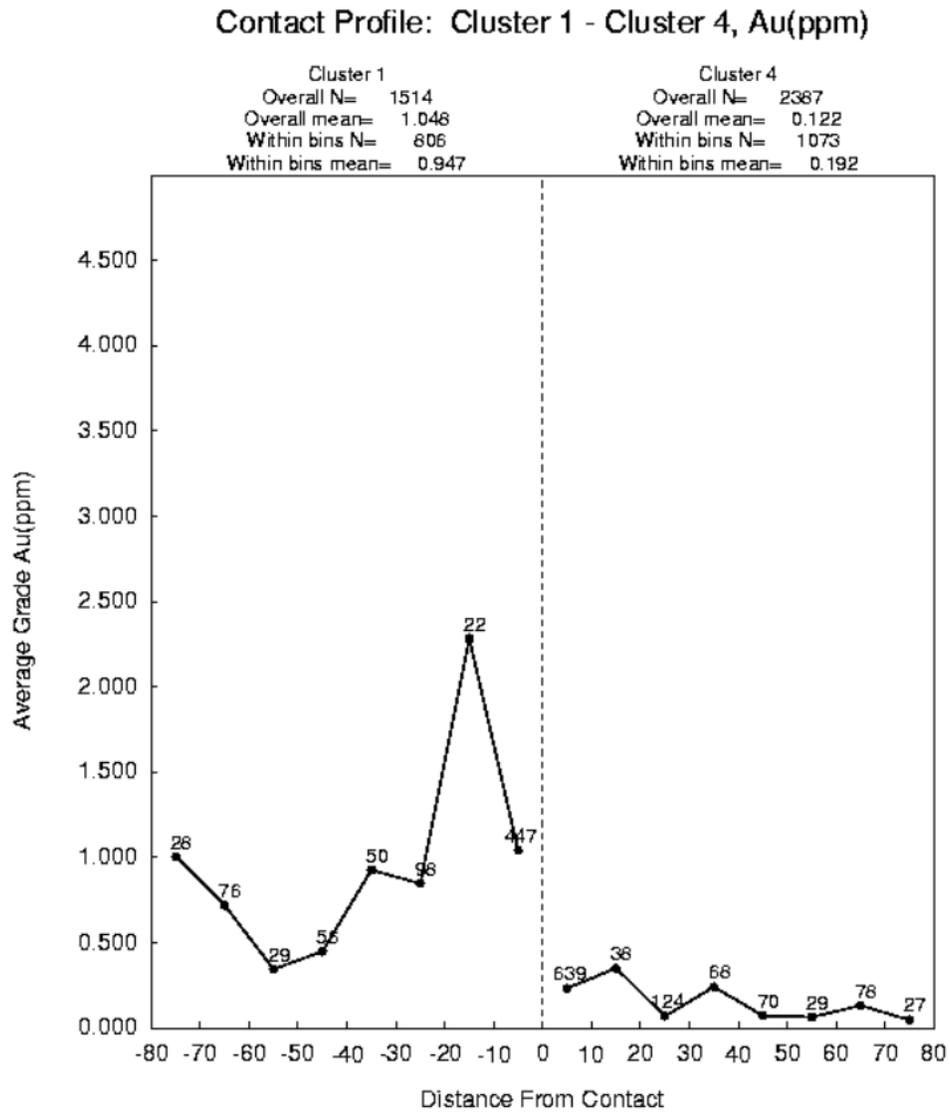


Figura 158: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 4 obtenidos por PAM.

Contacto entre conglomerado 2 y 3

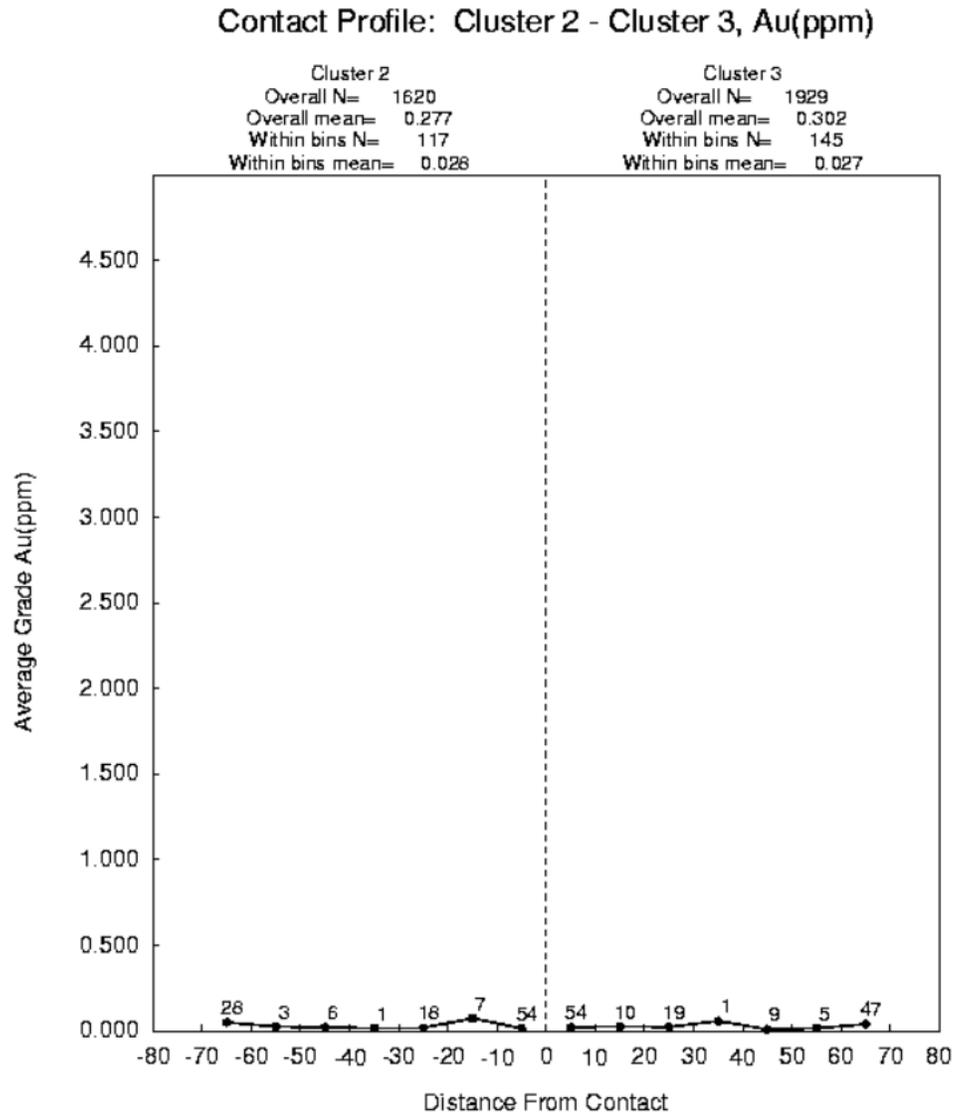


Figura 159: Gráfico de contactos entre conglomerados 2 y 3 obtenidos por PAM.

Contacto entre conglomerado 2 y 4

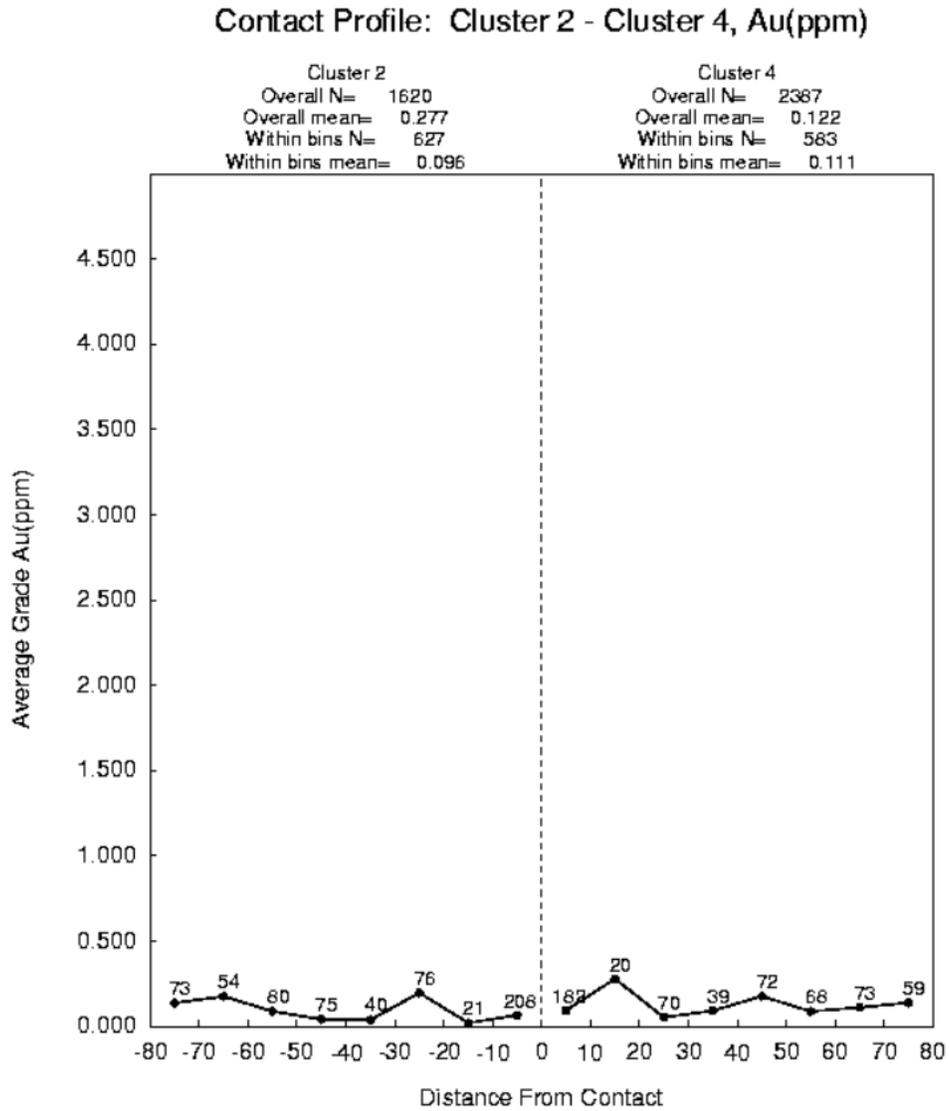


Figura 160: Gráfico de contactos entre conglomerados 2 y 4 obtenidos por PAM.

Contacto entre conglomerado 3 y 4

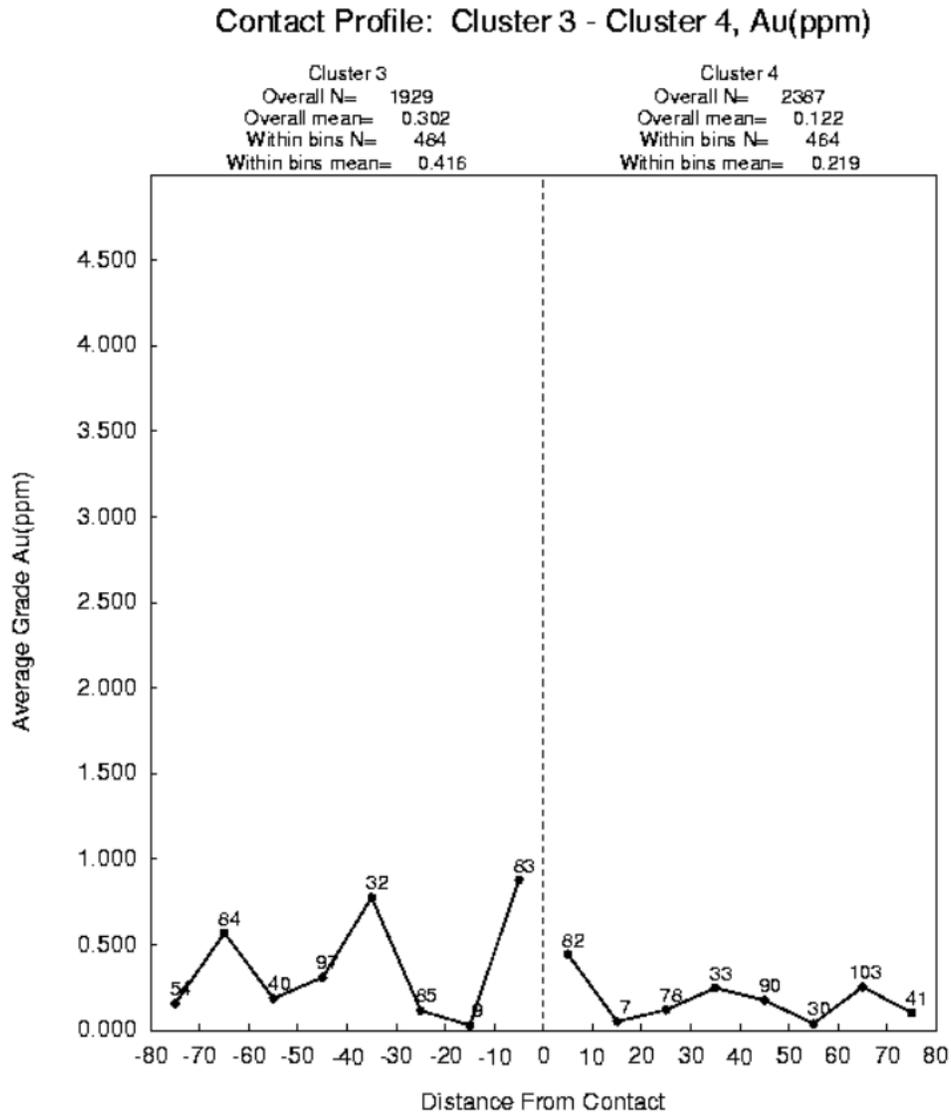


Figura 161: Gráfico de contactos entre conglomerados 3 y 4 obtenidos por PAM.

3. Algoritmo CLARA

Contacto entre conglomerado 1 y 2

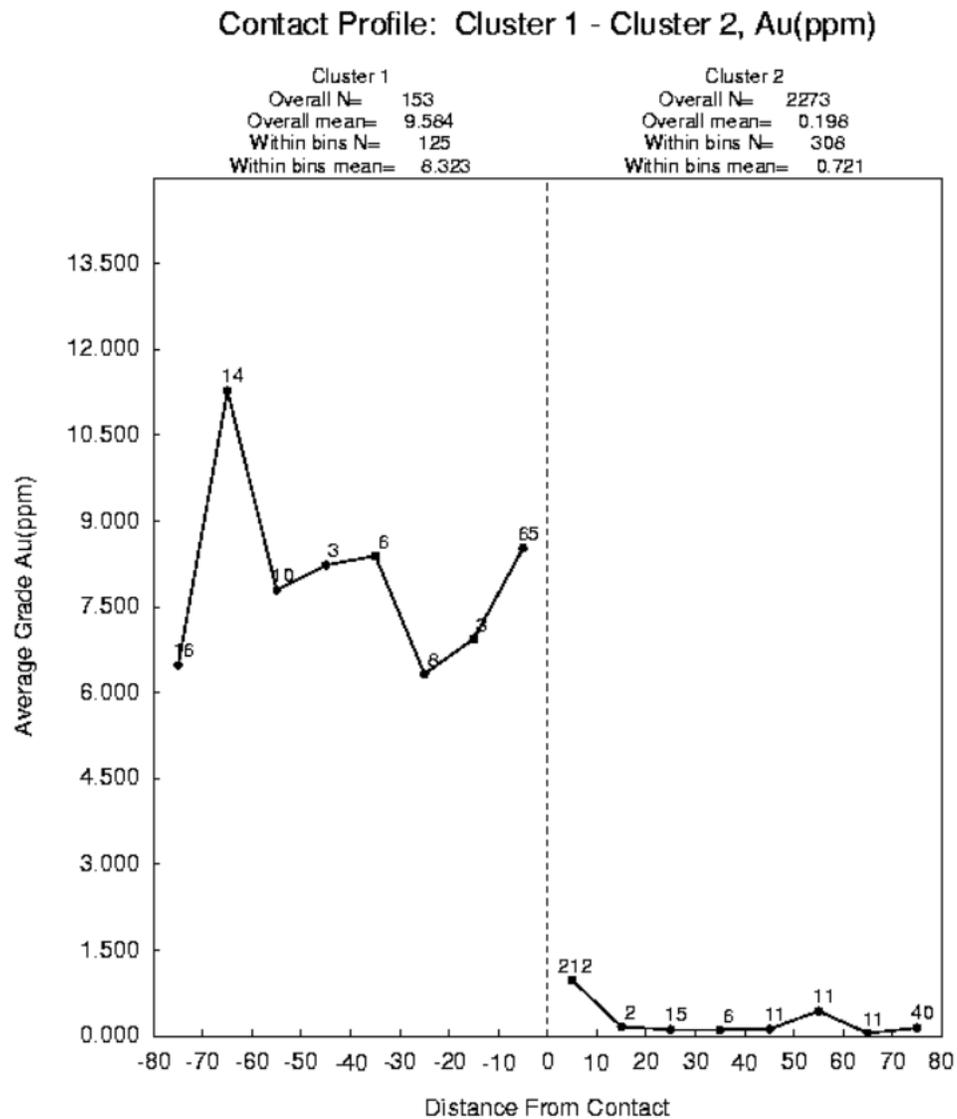


Figura 162: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 2 obtenidos por CLARA.

Contacto entre conglomerado 1 y 3

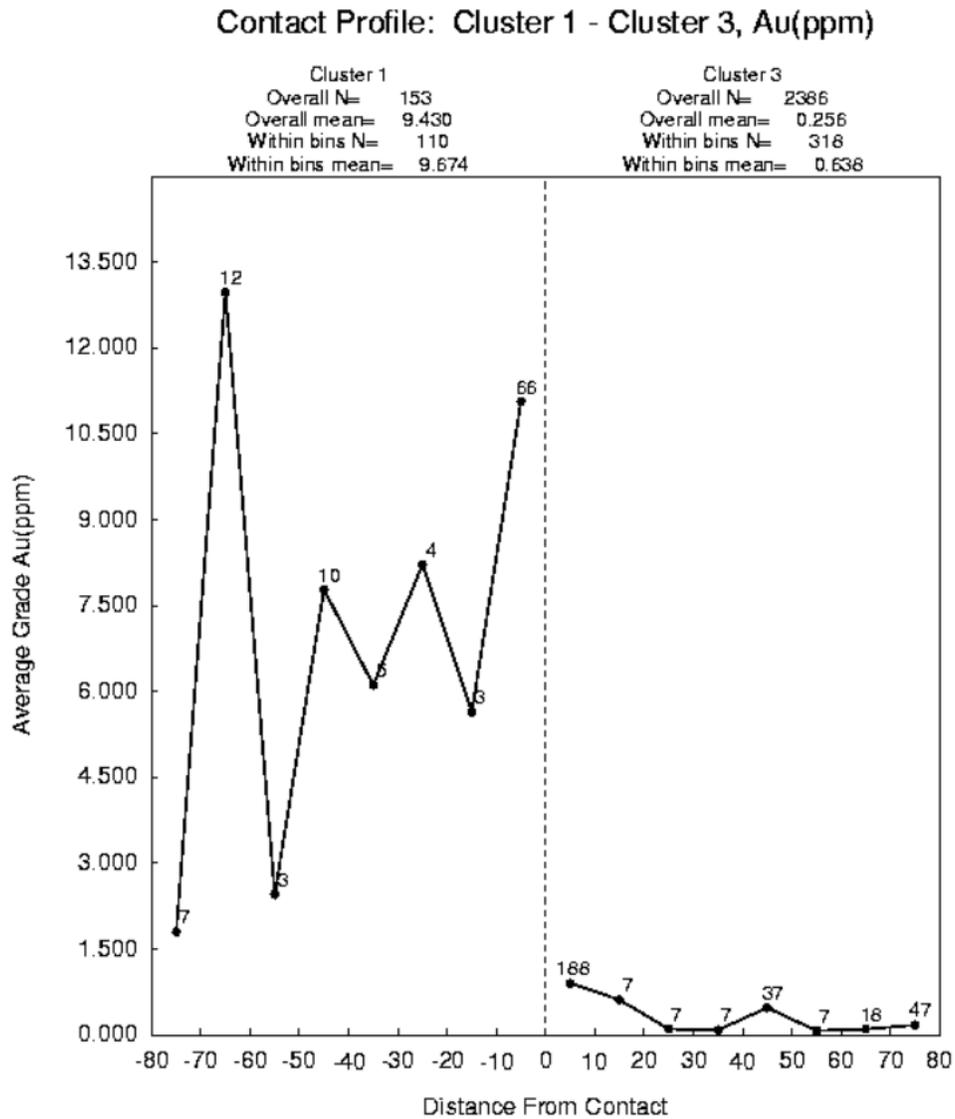


Figura 163: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 3 obtenidos por CLARA.

Contacto entre conglomerado 1 y 4

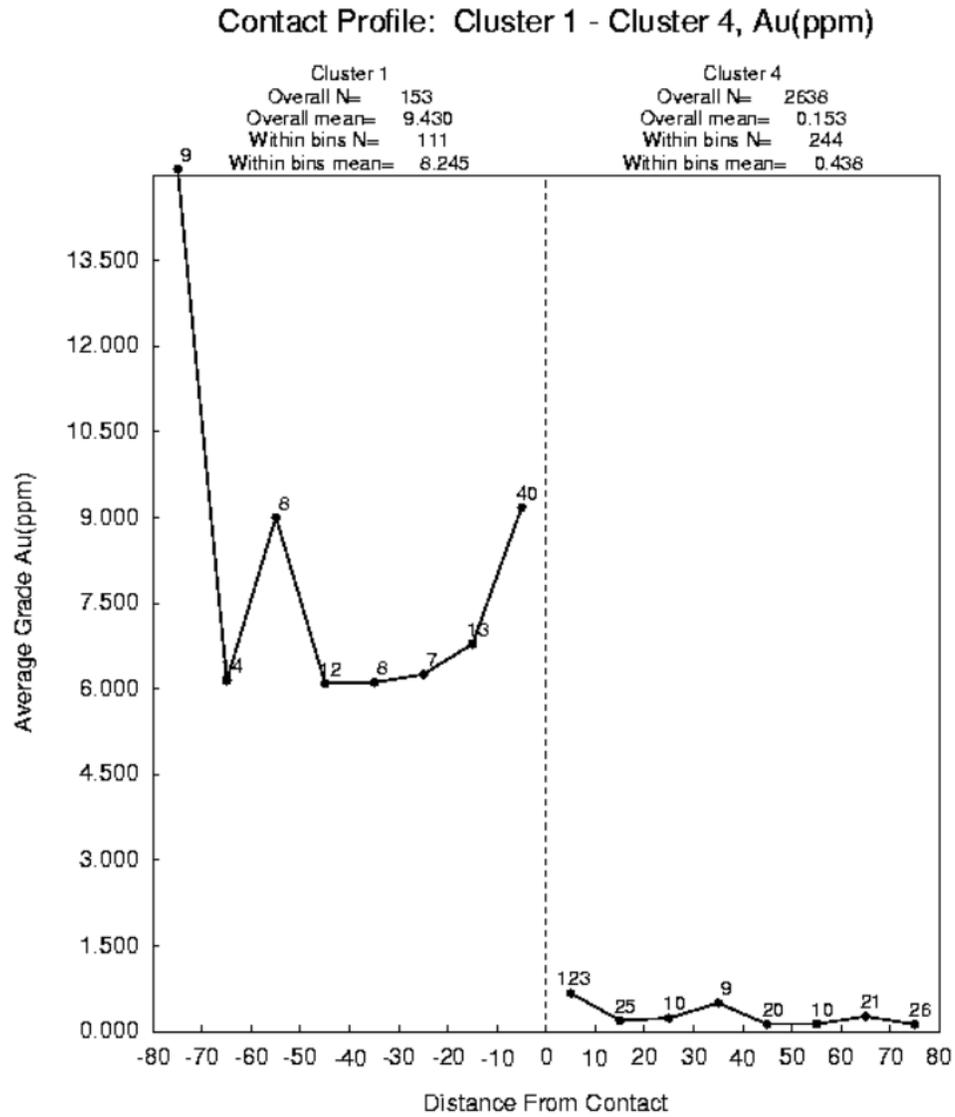


Figura 164: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 4 obtenidos por CLARA.

Contacto entre conglomerado 2 y 3

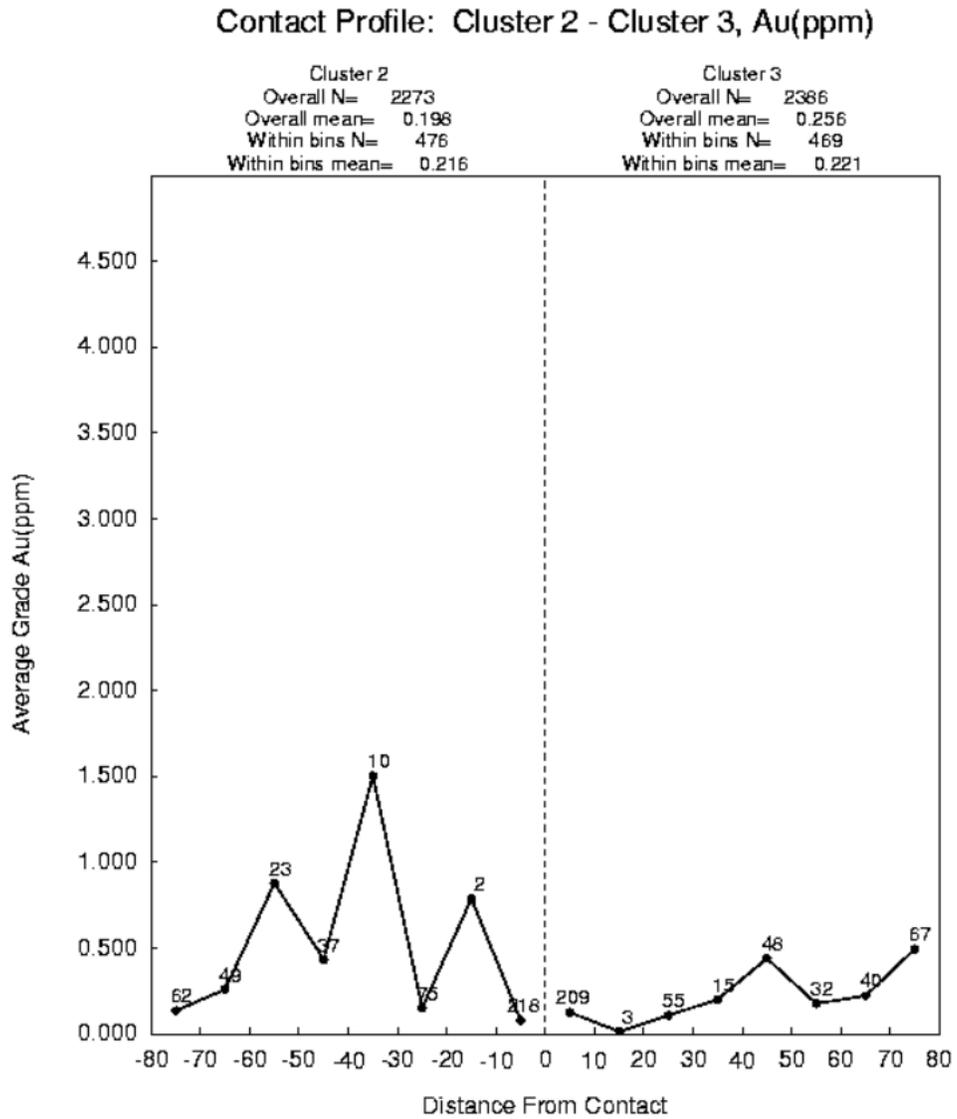


Figura 165: Gráfico de contactos entre conglomerados 2 y 3 obtenidos por CLARA.

Contacto entre conglomerado 2 y 4

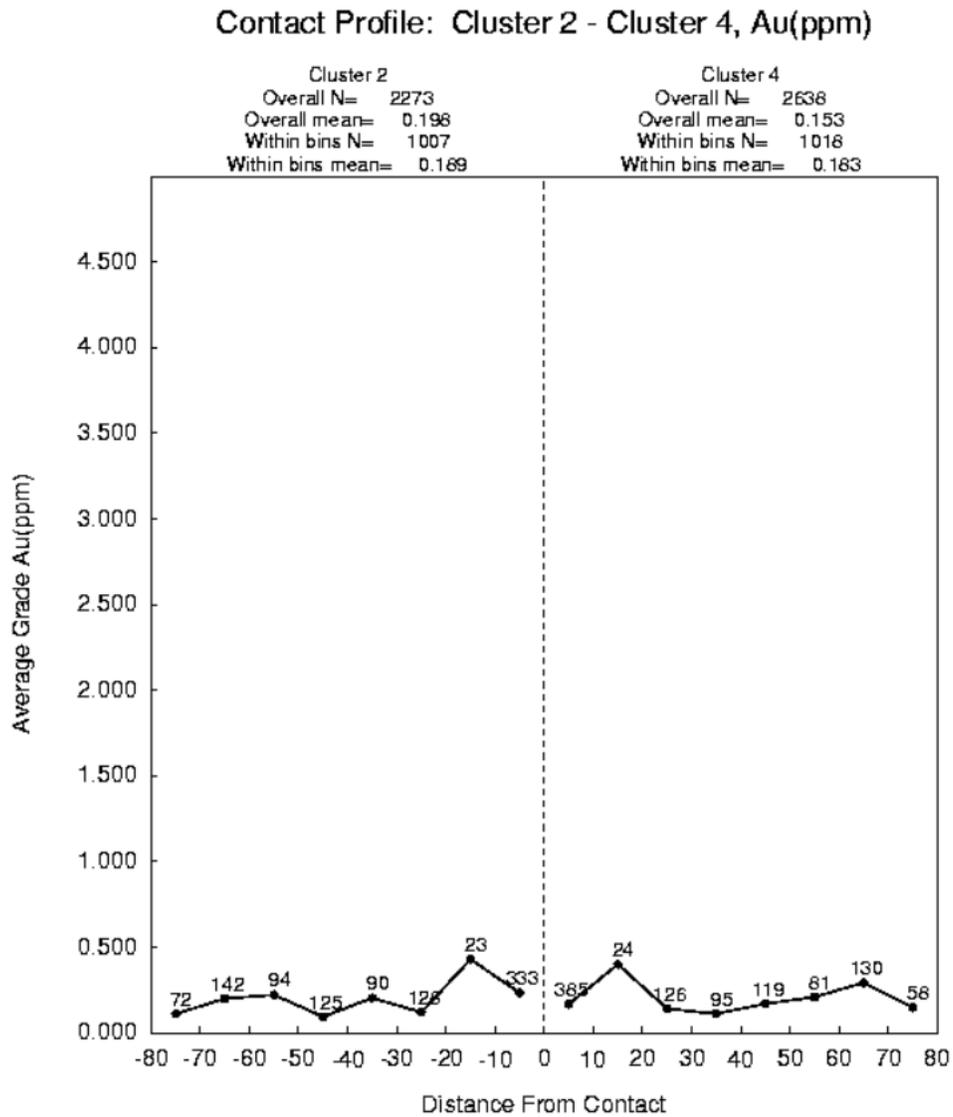


Figura 166: Gráfico de contactos entre conglomerados 2 y 4 obtenidos por CLARA.

Contacto entre conglomerado 3 y 4

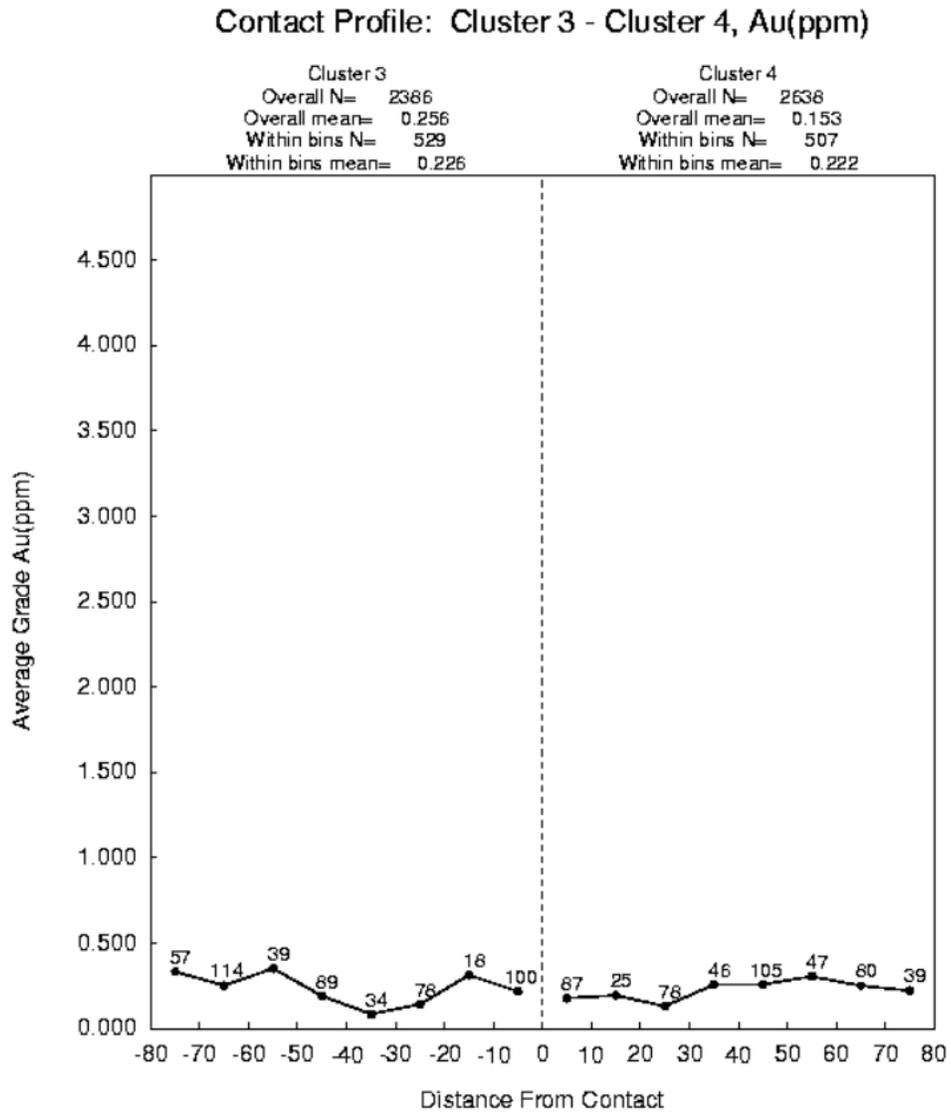


Figura 167: Gráfico de contactos entre conglomerados 3 y 4 obtenidos por CLARA.

4. Algoritmo PAM con función de distancia de Mahalanobis geostatístico

Contacto entre conglomerado 1 y 2

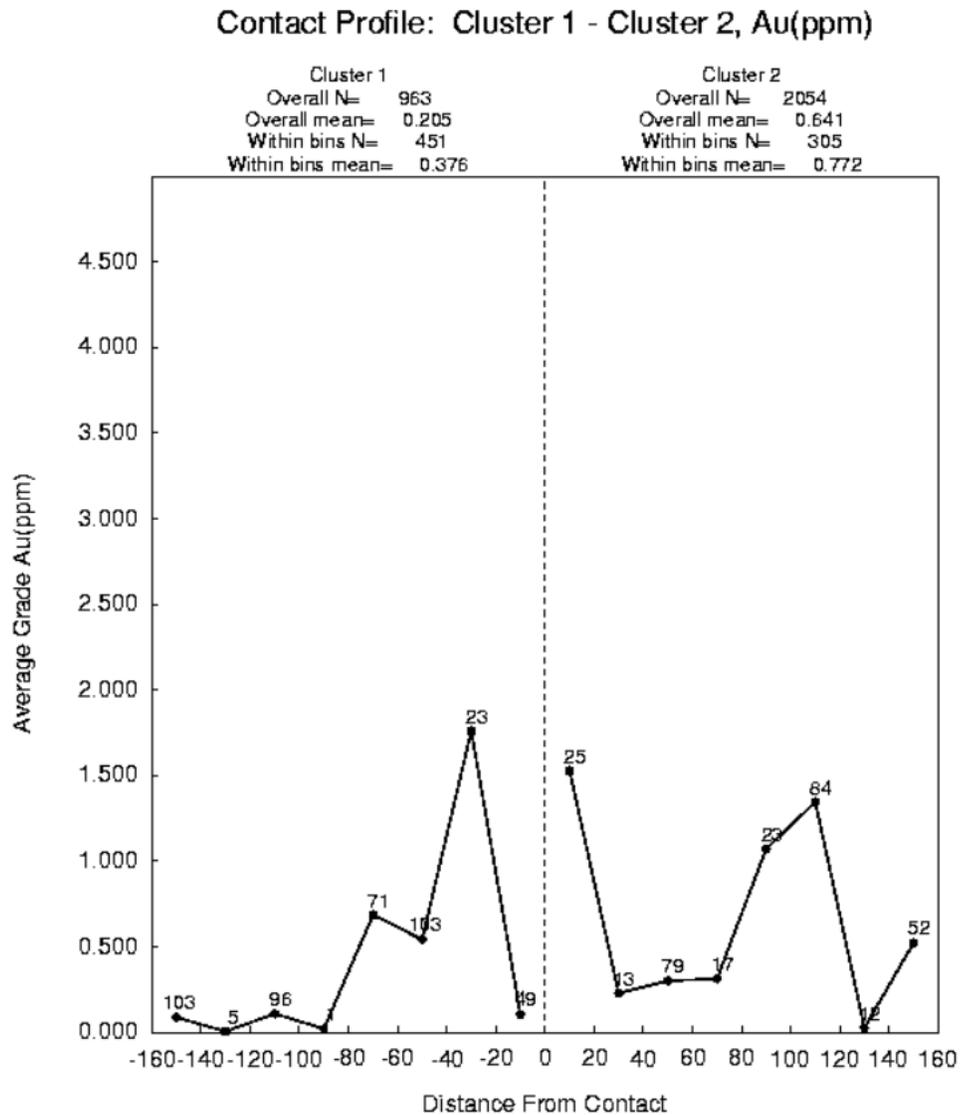


Figura 168: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 2 obtenidos por PAM con función de distancia Mahalanobis Geoestadístico.

Contacto entre conglomerado 1 y 3

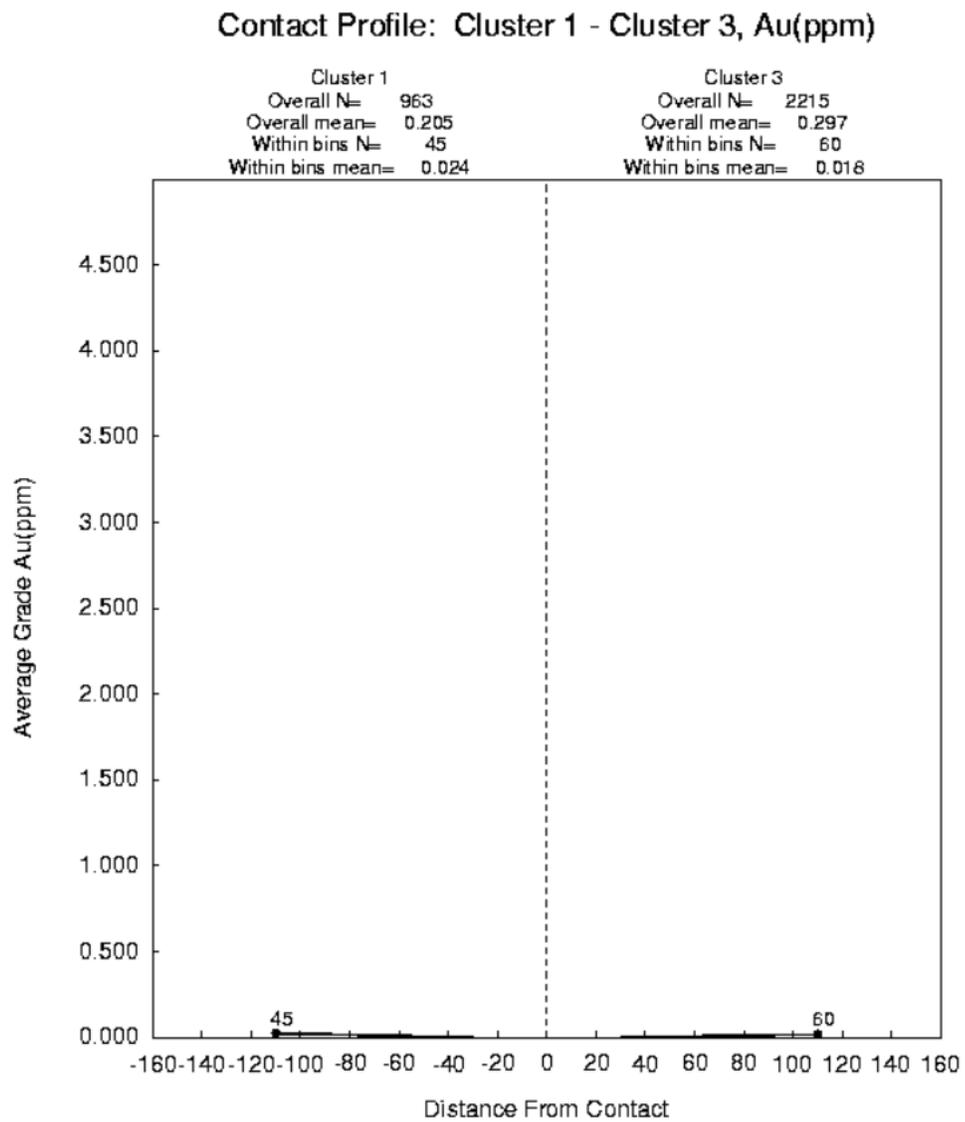


Figura 169: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 3 obtenidos por PAM con función de distancia Mahalanobis Geoestadístico.

Contacto entre conglomerado 1 y 4

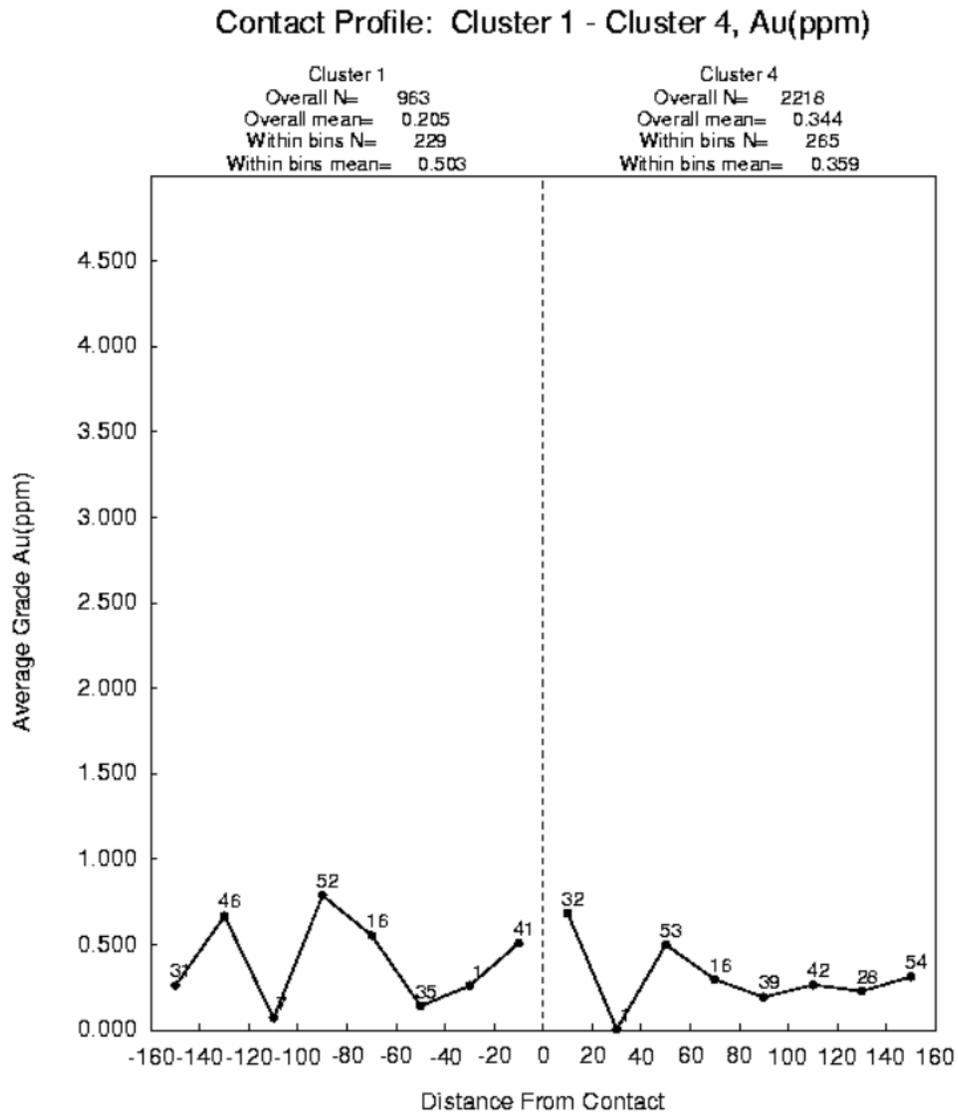


Figura 170: Gráfico de contactos entre conglomerados 1 y 4 obtenidos por PAM con función de distancia Mahalanobis Geoestadístico.

Contacto entre conglomerado 2 y 3

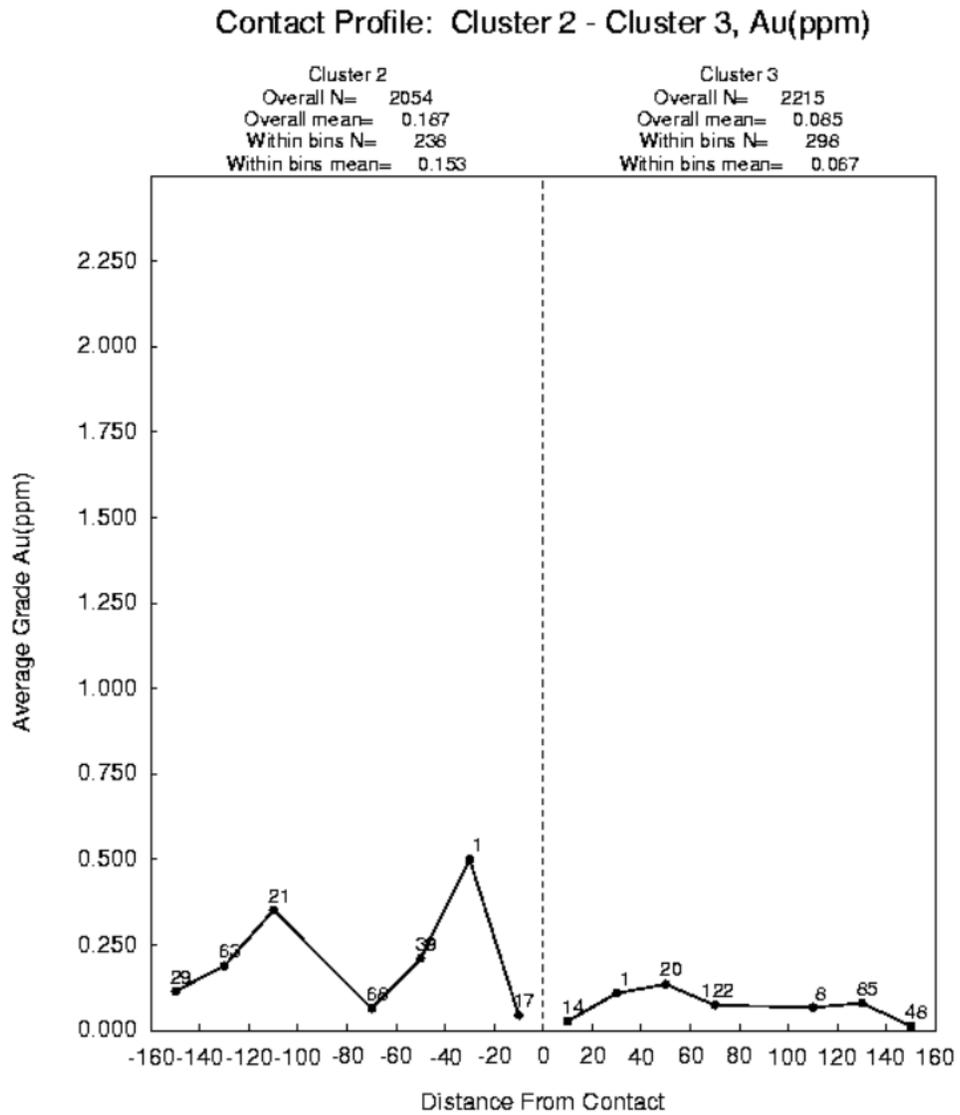


Figura 171: Gráfico de contactos entre conglomerados 2 y 3 obtenidos por PAM con función de distancia Mahalanobis Geoestadístico.

Contacto entre conglomerado 2 y 4

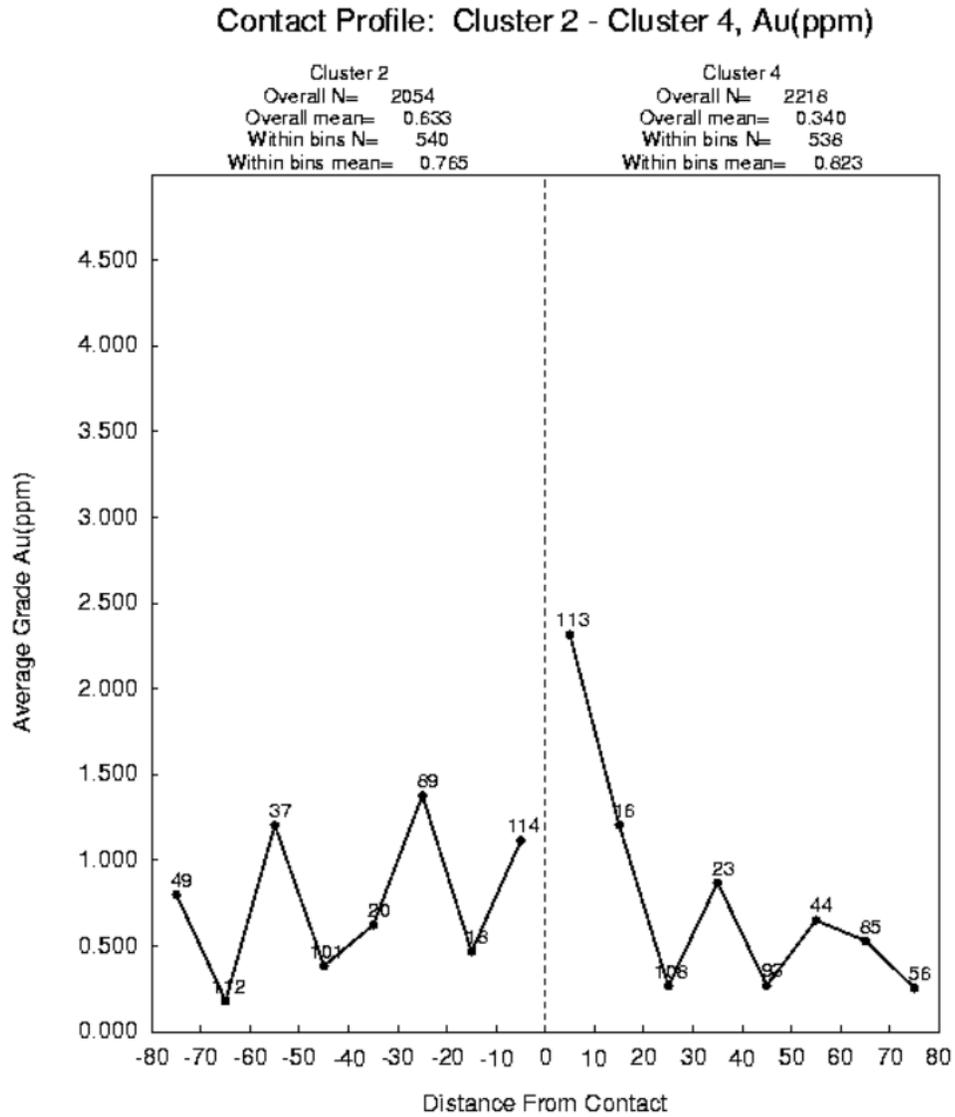


Figura 172: Gráfico de contactos entre conglomerados 2 y 4 obtenidos por PAM con función de distancia Mahalanobis Geoestadístico.

Contacto entre conglomerado 3 y 4

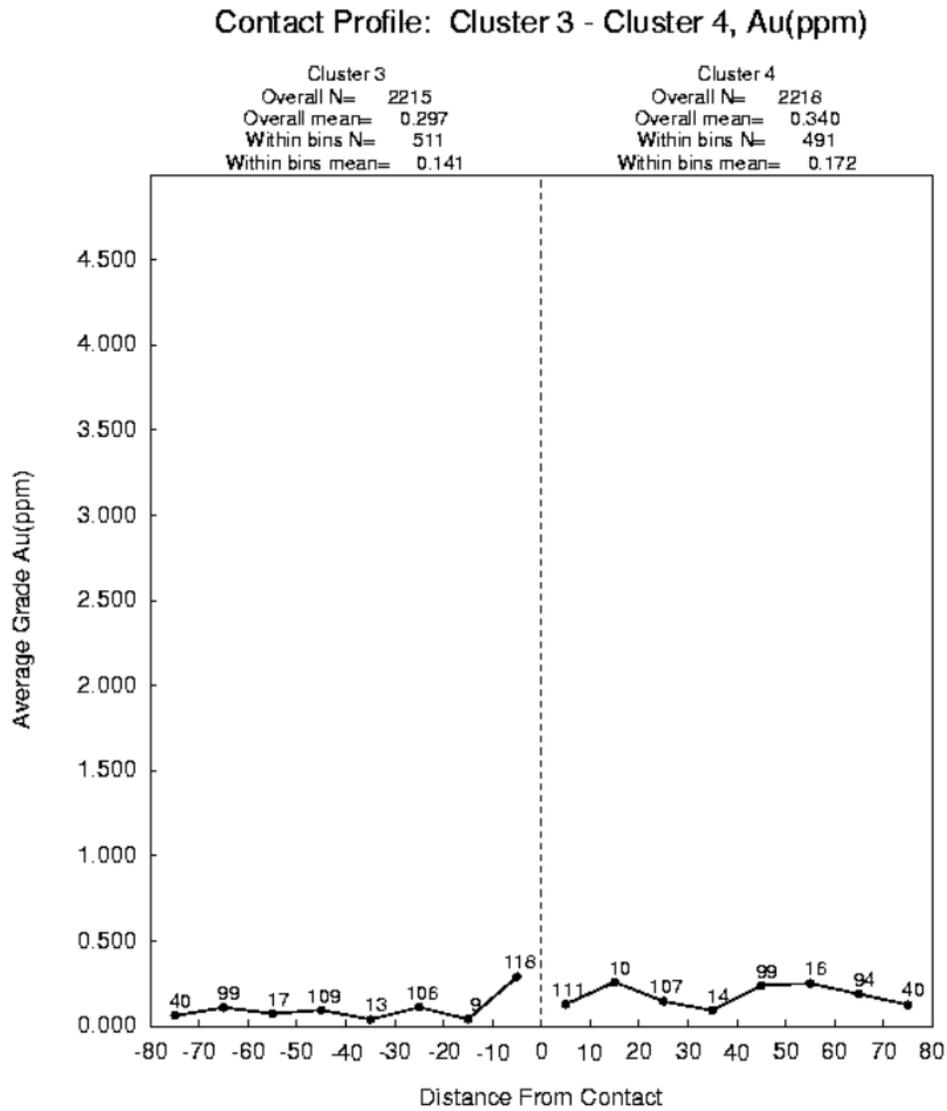


Figura 173: Gráfico de contactos entre conglomerados 3 y 4 obtenidos por PAM con función de distancia Mahalanobis Geoestadístico.