



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA DE MINAS

MODELO ESPACIAL DE DUREZA
MINERA ESCONDIDA

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERA CIVIL DE MINAS

VALENTINA DE LOS ANGELES SMITH ORTIZ

PROFESOR GUÍA:
JULIÁN ORTIZ CABRERA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
ALDO CASALI BACELLI
RODRIGO RIQUELME TAPIA

Proyecto financiado por Laboratorio ALGES Universidad de Chile – BHP Billiton

SANTIAGO DE CHILE

2014

RESUMEN

El presente trabajo se enmarca en un convenio entre el laboratorio ALGES de la Universidad de Chile, en conjunto con la empresa BHP Billiton. Los datos utilizados corresponden a Minera Escondida Ltda., operada por BHP Billiton.

El objetivo principal es la elaboración de un modelo, mediante cokriging, para el sector "Escondida", en el que se caracterice el parámetro "dureza", considerando las tres variables asociadas: SAG Power Index (SPI), Work Index de Bond (BWi) y Ensayo de Carga Puntual (PLT, medido por el índice Is_{50}).

Por una parte, se tiene el modelo de bloques, con información de atributos geológicos. Por otro lado, se tienen los datos de dureza. Existen dos sets de datos: uno corresponde a los índices SPI y BWi, tomados sobre un soporte de 16m; y el otro conjunto de datos corresponde a resultados de PLT, en soporte de 1,5m, y con una densidad de muestreo mayor en profundidad.

Las unidades de estimación para Escondida se definen según las alteraciones, que son tres: Cuarzo-sericita-arcilla (1-QSC), Clorita-sericita-arcilla (2-SCC) y Potásica (3).

Al estudiar la correlación de la variable PLT con las otras dos, los resultados son desfavorables, lo que se ve acentuado por la existencia de datos muy extremos y discontinuidades a pequeña escala, además de ser esperable dado que el ensayo PLT mide respuesta a la compresión, mientras que SPI y BWi miden impacto y abrasión. Se realiza entonces, un cokriging sólo con SPI y BWi, que presentan buena correlación entre sí. PLT se aplica sólo para definir dos dominios, según un valor umbral de 1,8; debido a que en la planta de proceso se ha determinado que esta distinción es importante.

El cokriging se efectúa en base a los datos residuales, los que se calculan sustrayendo la media local, obtenida por kriging de tendencia, a los datos. Se aplica cokriging simple con media cero. Una vez estimados los residuos, se suma la media en cada nodo y se obtiene la estimación final.

La validación del modelo obtenido se hace mediante comparación estadística, gráficos de deriva espacial, y visualizaciones 2D. Se ve que la diferencia entre la media de los bloques estimados y la media de los datos, en general es más baja para el dominio "PLT < 1,8". La menor precisión de los resultados con respecto a los datos para "PLT mayor", se ve también en los gráficos de deriva. Esto puede deberse a que los datos de PLT menores y mayores al umbral están bastante entremezclados, por lo que finalmente hay varios datos de PLT mayor que quedan dentro del dominio "PLT menor". Por el contrario, la tendencia espacial de las variables estimadas es fiel a la de los datos para el dominio de menor PLT. No obstante, en todos los casos se ve que la tendencia a lo largo del eje Z logra ajustarse bastante bien. La principal conclusión, es que los modelos estimados permiten tener una clara noción de cómo varían en el espacio los índices de dureza SPI y BWi, en especial a través de Z. Sin embargo, los resultados son menos confiables en profundidad, dado que, en esta zona, reproducen fundamentalmente los modelos de tendencia. Por otra parte, se pierde información relativa a valores extremos, en especial para SPI, pues el cokriging a partir de residuos tiende a concentrar los resultados en torno a la media. La principal ventaja del trabajo realizado reside en la abundante cantidad de datos; sin embargo, esto se contrasta con poca información en lo que respecta a la caracterización geológica y la comprensión del proceso en la planta.

ABSTRACT

The present work is part of an agreement between ALGES laboratory, which belongs to Universidad de Chile, and BHP Billiton company. The data used is from Minera Escondida Ltda., operated by BHP Billiton.

The main objective is the elaboration of a cokriging model, for the “Escondida” mine, in which the parameter “hardness” is characterized, considering three variables: SAG Power Index (SPI), Bond Work Index (BWi) and Point Load Test (PLT, measured by index Is_{50}).

On one side, there is the block model, containing information of geological attributes. And on the other, there is hardness data base. There are two sets of data: one of them corresponds to indexes SPI and BWi, measured on a support of 16m; the other one corresponds to PLT, on a support of 1.5m, and with a higher sampling density in deep levels.

Estimation units for Escondida are defined according to the three existing alterations: Quartz-sericite-clay (1-QSC), Sericite-chlorite -clay (2-SCC) and Potasic (3).

When studying the correlation between variable PLT and the other two, the results are unfavorable, which can be accentuated by extreme data and short scale discontinuities. Anyhow, this is expected, given that PLT measures a response to compression, while SPI and BWi indexes are referred to impact and abrasion. Consequently, a cokriging is performed, using only variables SPI and BWi, which have a positive correlation. PLT is only used to define two domains, according to a threshold value of 1.8; this is due to previous studies that have determined that this distinction is important to the process plant.

Cokriging is performed with residual data, which are obtained by subtracting local mean, calculated by trend kriging, from the original data. Simple cokriging, with a mean equal to zero, is used. Once the residues have been estimated, the local mean is added at each node, obtaining the final estimated values.

Validation of the estimated model is made through statistical comparison, spatial drifts and 2D visualizations. It is observed that the difference between the mean of the estimated blocks, and the mean of the data, is in general lower for the domain of $Is_{50} < 1,8$. The lower precision of the results respecting to the data, for the higher Is_{50} domain, is also evident in the drift curves. This can be caused by the fact that PLT data under and above the threshold are very mixed together in the space; and in the end, many data from higher Is_{50} is classified in the lower Is_{50} domain. On the other hand, spatial trend of the estimated variables is faithful to the data trend, for the lower Is_{50} domain. Overall, the trend across Z coordinate is well reproduced in most cases. The main conclusion is that the estimated models allow for a clear notion of how the hardness indexes SPI and BWi vary across the space, especially across Z. However, the results are less trustworthy in deeper levels, given that in this area, there are few data and the trend models are reproduced. Additionally, information related to extreme values is lost, in particular for SPI, because residual cokriging tends to concentrate the results around the mean. The main advantage of this work is the abundant data, which contrasts with the lack of information concerning geological characterization and understanding of the plant processing.

AGRADECIMIENTOS

Gracias a mis padres, que siempre me han dado todo, desde lo material, hasta la compañía, el respaldo y las palabras que me hicieron seguir siempre adelante. No podría pedirles más, nunca me ha faltado nada y han sido el pilar de mi vida, en todos los aspectos. A mi hermana, que me ha apoyado como mamá y amiga a la vez.

A mi pololo Nicolás, que en estos años ha estado incondicionalmente en los momentos felices y en los difíciles, dándome el ánimo que necesitaba. Sin tu ayuda el camino habría sido infinitamente más complejo, y gracias por apoyar todas mis decisiones.

A todos mis profesores, que a lo largo de la carrera me han enseñado todo lo que necesito para ser ingeniera. Al profesor Julián Ortiz, que ha sido un excelente guía y mentor. Al profesor Aldo Casali, por sus valiosos consejos y su gran disposición. Al profesor Rodrigo Riquelme, por su exhaustiva revisión de este trabajo.

A mis amigos de universidad, que convirtieron estos largos años de estudio en años de hermosos recuerdos, que estoy segura me sacarán sonrisas mientras tenga memoria.

Agradecimientos especiales a la compañía BHP Billiton y Minera Escondida Ltda., que proporcionó los datos y la información necesaria, y al laboratorio ALGES de la Universidad, que respaldó el presente trabajo.

TABLA DE CONTENIDO

1 INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 Objetivos.....	1
1.1.1 Objetivo general.....	1
1.1.2 Objetivos específicos.....	1
1.2 Alcances.....	1
2 ANTECEDENTES.....	3
2.1 Datos disponibles.....	3
2.2 Pruebas asociadas a los datos.....	4
2.2.1 Caracterización de la dureza.....	4
2.2.2 Ensayo de carga puntual PLT.....	5
2.2.3 Protocolo de medición SPI y Work Index.....	6
2.3 Metodologías de estimación.....	7
2.3.1 Kriging.....	7
2.3.2 Cokriging.....	8
2.3.3 Cokriging simple.....	9
2.3.4 Residuo y tendencia.....	10
2.3.5 Kriging de la tendencia.....	11
2.3.6 Cokriging de residuos.....	11
2.3.7 Kriging de indicadores.....	12
2.4 Antecedentes geológicos.....	13
2.4.1 Alteraciones.....	15
2.4.2 Zonas mineralógicas.....	16
2.5 Dureza y alteración.....	17
2.6 Revisión bibliográfica: relevancia del trabajo.....	18
2.7 Contribución de la Memoria:.....	20
3 METODOLOGÍA.....	21
4 CASO DE ESTUDIO.....	25
4.1 Estudio estadístico – Escondida.....	25
4.1.1 Estadísticas numéricas.....	25
4.1.2 Histogramas.....	30
4.1.3 Visualizaciones espaciales.....	31
4.1.4 Gráficos de deriva y proporciones de atributos geológicos.....	35
4.1.5 Análisis en función de minzones.....	39

4.1.6 Estudio de correlaciones.....	43
4.1.7 Correlaciones con cambios de escala de las variables - Escondida.....	46
4.1.8 Definición de dominios de estimación - Escondida.....	47
4.2 Modelos de tendencia	48
4.2.1 Estadísticas modelos de tendencia	54
4.3 Correlación de las medias	56
4.4 Suavizamiento de unidades de estimación.....	57
4.4.1 Variografía de indicadores	57
4.4.2 Kriging de indicador	61
4.4.3 Suavizamiento alteraciones	64
4.5 Separación de los datos según umbral de PLT	65
4.6 Modelos residuales	71
4.7 Variografía de residuos	72
4.8 Estimación de SPI y BWi.....	78
4.8.1 Cokriging de residuos	78
4.8.2 Visualizaciones resultados cokriging.....	80
4.9 Validación.....	83
4.9.1 Validación estadística	84
4.9.2 Derivas espaciales.....	92
4.9.3 Validación visual	97
5 DISCUSIONES	110
6 CONCLUSIONES	115
BIBLIOGRAFÍA.....	119
ANEXOS.....	121
A.1 Histogramas por litología/alteración	122
A.1.1 Escondida – Histogramas Por Litología	122
A.1.2 Escondida – Histogramas por Alteración	126
A.1.3 Escondida – Boxplots por Alteración	129
A.1.4 Escondida – Boxplots por Litología.....	131
A.1.5 Escondida – Boxplots por Minzone.....	133
A.2 Nubes de correlación Escondida.....	135
A.2.1 Nubes de correlación globales.....	135
A.2.2 Nubes de correlación por alteración	136
A.3 Estadísticas datos escala logarítmica	139

A.4 Vistas 2D modelos de tendencia	141
A.4.1 Modelos de tendencia globales	141
A.4.2 Modelos de tendencia por alteración	143
A.5 Histogramas modelos de tendencia	146
A.6 Datos base modelos de tendencia	150
A.7 Suavizamiento dominios de estimación (alteraciones) vs modelo de bloques.....	158
A.8 Estadísticas datos, tendencia y residuos para estimación.....	164
A.9 Histogramas datos base cokriging	168
A.10 Mapas variográficos residuos.....	184
A.11 Visualizaciones datos originales separados por PLT y por alteración	192
A.12 Histogramas resultados cokriging	198
A.13 Histogramas residuos estimados	208
A.14 Validación – derivas por alteración.....	217

Indice de Figuras

Figura 1: Ensayo de carga puntual.	5
Figura 2: Media (azul) y número de datos (rojo) en función de litología. SPI, BWi y PLT Escondida.	28
Figura 3: Media (azul) y número de datos (rojo) en función de alteración. SPI, BWi y PLT Escondida.	29
Figura 4: Histograma SPI Global Escondida.	30
Figura 5: Histograma Work Index de Bond Global Escondida.	30
Figura 6: Histograma PLT Global Escondida.	31
Figura 7: Litologías en el espacio. Fuente: base de datos SPI/BWi. Escondida.	32
Figura 8: Litologías en el espacio. Fuente: base de datos PLT. Escondida.	32
Figura 9: Alteraciones en el espacio. Fuente: base de datos SPI/BWi. Escondida.	33
Figura 10: Alteraciones en el espacio. Fuente: base de datos PLT. Escondida.	33
Figura 11: SPI en el espacio. Escondida.	34
Figura 12: Work Index de Bond en el espacio. Escondida.	34
Figura 13: PLT en el espacio. Escondida.	35
Figura 14: Derivas SPI y proporciones litología. Escondida.	36
Figura 15: Derivas BWi y proporciones litología. Escondida.	36
Figura 16: Derivas PLT y proporciones litología. Escondida.	37
Figura 17: Derivas SPI y proporciones alteración. Escondida.	37
Figura 18: Derivas BWi y proporciones alteración. Escondida.	38
Figura 19: Derivas PLT y proporciones alteración. Escondida.	38
Figura 20: Media (azul) y número de datos (rojo) en función de minzone. SPI, BWi y PLT Escondida.	40
Figura 21: Minzones en el espacio. Escondida. Base de datos PLT.	42
Figura 22: Variación del coeficiente de correlación PLT – SPI en función del radio de búsqueda.	43
Figura 23: Variación del coeficiente de correlación PLT – BWi en función del radio de búsqueda.	44
Figura 24: Histograma PLT tendencia global. Puntos estimados a menos de 1 m de distancia de datos SPI/BWi.	49
Figura 25: Histograma PLT datos. Puntos estimados a menos de 1 m de distancia de datos SPI/BWi.	49
Figura 26: Visualizaciones 3D. Izquierda: modelo tendencia. Derecha: Datos originales.	50

Figura 27: Vistas XY. Izquierda: modelo tendencia. Derecha: Datos originales.	51
Figura 28: Vistas YZ. Superior: modelo tendencia. Inferior: Datos originales.	51
Figura 29: Vistas XZ. Superior: modelo tendencia. Inferior: Datos originales.	52
Figura 30: Mapas variográficos Alteración 1.	58
Figura 31: Mapas variográficos Alteración 2.	58
Figura 32: Mapas variográficos Alteración 3.	59
Figura 33: Variograma experimental (puntos) y modelado (líneas) Alteración 1.	60
Figura 34: Variograma experimental (puntos) y modelado (líneas) Alteración 2.	61
Figura 35: Variograma experimental (puntos) y modelado (líneas) Alteración 3.	61
Figura 36: Resultados kriging indicador Alteración 1.	62
Figura 37: Resultados kriging indicador Alteración 2.	63
Figura 38: Resultados kriging indicador Alteración 3.	63
Figura 39: Resultados suavizamiento de unidades de estimación, dadas por las alteraciones.	65
Figura 40: Mapas variográficos variable indicador PLT menor (idénticos a PLT mayor).	66
Figura 41: Variograma experimental (puntos) junto a variograma modelado (líneas) variable indicador PLT menor. Rojo: vertical. Verde: Omnihorizontal.	67
Figura 42: Vistas 2D resultados kriging de indicador $PLT < 1,8$	68
Figura 43: Vistas 2D resultados kriging de indicador $PLT \geq 1,8$	69
Figura 44: Resultados definición de dominios PLT. Rojo: $Is_{50} < 1,8$; Azul: $Is_{50} \geq 1,8$	70
Figura 45: Vistas 2D y 3D datos PLT Escondida clasificados según umbral. Azul: $Is_{50} < 1,8$; Rojo: $Is_{50} \geq 1,8$	71
Figura 46: Variogramas experimentales (puntos) y modelados (líneas). PLT menor. Global. Rojo: vertical, Verde: omnihorizontal.	73
Figura 47: Variogramas experimentales (puntos) y modelados (líneas). PLT menor. Alteración 1 QSC. Verde: vertical, Rojo: omnihorizontal.	74
Figura 48: Variogramas experimentales (puntos) y modelados (líneas). PLT menor. Alteración 2 SCC. Rojo: vertical, Verde: omnihorizontal.	74
Figura 49: Variogramas experimentales (puntos) y modelados (líneas). PLT menor. Alteración 3 Potásica. Rojo: Omnidireccional.	75
Figura 50: Variogramas experimentales (puntos) y modelados (líneas). PLT mayor. Global. Verde: vertical, Rojo: omnihorizontal.	75
Figura 51: Variogramas experimentales (puntos) y modelados (líneas). PLT mayor. Alteración 1 QSC. Verde: vertical, Rojo: omnihorizontal.	76
Figura 52: Variogramas experimentales (puntos) y modelados (líneas). PLT mayor. Alteración 2 SCC. Rojo: omnihorizontal, Verde: vertical.	76
Figura 53: Variogramas experimentales (puntos) y modelados (líneas). PLT mayor. Alteración 3 Potásica. Rojo: Omnidireccional.	77
Figura 54: Modelo final estimado SPI. Estimación sin separación por alteración.	80
Figura 55: Modelo final estimado BWi. Estimación sin separación por alteración.	81
Figura 56: Modelo final estimado SPI. Estimación separando por alteración.	82
Figura 57: Modelo final estimado BWi. Estimación separando por alteración.	83
Figura 58: Derivas SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global.	93
Figura 59: Derivas BWi. $Is_{50} < 1,8$. Estimación global.	93
Figura 60: Derivas SPI. $Is_{50} < 1,8$. Estimación separando por alteración. Modelo completo.	94
Figura 61: Derivas BWi. $Is_{50} < 1,8$. Estimación separando por alteración. Modelo completo.	94
Figura 62: Derivas SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.	95
Figura 63: Derivas BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.	95
Figura 64: Derivas SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Estimación separando por alteración. Modelo completo.	96
Figura 65: Derivas BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Estimación separando por alteración. Modelo completo.	96
Figura 66: Vista SPI XY. Z: 1.400-1.600. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	97
Figura 67: Vista SPI XY. Z: 1.600-1.800. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	98

Figura 68: Vista SPI XY. Z: 1.800-2.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	98
Figura 69: Vista SPI XY. Z: 2.000-2.200. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	98
Figura 70: Vista SPI XY. Z: 2.200-2.400. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	99
Figura 71: Vista SPI XY. Z: 2.400-2.600. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	99
Figura 72: Vista SPI XY. Z: 2.600-2.800. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	99
Figura 73: Vista SPI XY. Z: 2.800-3.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	100
Figura 74: Vista SPI XZ. Y: 106.500-107.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	100
Figura 75: Vista SPI XZ. Y: 107.000-107.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	100
Figura 76: Vista SPI XZ. Y: 107.500-108.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	100
Figura 77: Vista SPI XZ. Y: 108.000-108.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	101
Figura 78: Vista SPI XZ. Y: 108.500-109.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	101
Figura 79: Vista SPI XZ. Y: 109.000-109.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	101
Figura 80: Vista SPI XZ. Y: 109.500-110.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	101
Figura 81: Vista SPI YZ. X: 15.000-15.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	101
Figura 82: Vista SPI YZ. X: 15.500-16.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	102
Figura 83: Vista SPI YZ. X: 16.000-16.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	102
Figura 84: Vista SPI YZ. X: 16.500-17.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	102
Figura 85: Vista SPI YZ. X: 17.000-17.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	102
Figura 86: Vista SPI YZ. X: 17.500-18.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	102
Figura 87: Vista BWi XY. Z: 1.400-1.600. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	103
Figura 88: Vista BWi XY. Z: 1.600-1.800. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	103
Figura 89: Vista BWi XY. Z: 1.800-2.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	103
Figura 90: Vista BWi XY. Z: 2.000-2.200. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	104
Figura 91: Vista BWi XY. Z: 2.200-2.400. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	104
Figura 92: Vista BWi XY. Z: 2.400-2.600. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	105
Figura 93: Vista BWi XY. Z: 2.600-2.800. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	105
Figura 94: Vista BWi XY. Z: 2.800-3.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	106
Figura 95: Vista BWi XZ. Y: 106.500-107.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	106
Figura 96: Vista BWi XZ. Y: 107.000-107.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	106
Figura 97: Vista BWi XZ. Y: 107.500-108.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	106
Figura 98: Vista BWi XZ. Y: 108.000-108.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	107
Figura 99: Vista BWi XZ. Y: 108.500-109.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	107
Figura 100: Vista BWi XZ. Y: 109.000-109.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	107
Figura 101: Vista BWi XZ. Y: 109.500-110.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	107
Figura 102: Vista BWi YZ. X: 15.000-15.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	108
Figura 103: Vista BWi YZ. X: 15.500-16.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	108
Figura 104: Vista BWi YZ. X: 16.000-16.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	108
Figura 105: Vista BWi YZ. X: 16.500-17.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	108
Figura 106: Vista BWi YZ. X: 17.000-17.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	108
Figura 107: Vista BWi YZ. X: 17.500-18.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.	109
Figura A 1: SPI – Litología 1. Escondida.	122
Figura A 2: SPI – Litología 2. Escondida.	122
Figura A 3: SPI – Litología 3. Escondida.	122
Figura A 4: SPI – Litología 4. Escondida.	123
Figura A 5: BWi – Litología 1. Escondida.	123
Figura A 6: BWi – Litología 2. Escondida.	123
Figura A 7: BWi – Litología 3. Escondida.	124
Figura A 8: BWi – Litología 4. Escondida.	124
Figura A 9: PLT – Litología 1. Escondida.	124

Figura A 10: PLT – Litología 2. Escondida.....	125
Figura A 11: PLT – Litología 3. Escondida.....	125
Figura A 12: PLT – Litología 4. Escondida.....	125
Figura A 13: SPI – Alteración 1. Escondida.....	126
Figura A 14: SPI – Alteración 2. Escondida.....	126
Figura A 15: SPI – Alteración 3. Escondida.....	126
Figura A 16: BWi – Alteración 1. Escondida.....	127
Figura A 17: BWi – Alteración 2. Escondida.....	127
Figura A 18: BWi – Alteración 3. Escondida.....	127
Figura A 19: PLT – Alteración 1. Escondida.....	128
Figura A 20: PLT – Alteración 2. Escondida.....	128
Figura A 21: PLT – Alteración 3. Escondida.....	128
Figura A 22: Boxplot SPI por alteración. Escondida.....	129
Figura A 23: Boxplot BWi por alteración. Escondida.....	129
Figura A 24: Boxplot PLT por alteración. Escondida.....	130
Figura A 25: Boxplot SPI por alteración (escala logarítmica). Escondida.....	130
Figura A 26: Boxplot SPI por litología. Escondida.....	131
Figura A 27: Boxplot BWi por litología. Escondida.....	131
Figura A 28: Boxplot PLT por litología. Escondida.....	132
Figura A 29: Boxplot PLT por litología (escala logarítmica). Escondida.....	132
Figura A 30: Boxplot SPI por minzone. Escondida.....	133
Figura A 31: Boxplot BWi por minzone. Escondida.....	133
Figura A 32: Boxplot PLT por minzone. Escondida.....	134
Figura A 33: Boxplot PLT por minzone (escala logarítmica). Escondida.....	134
Figura A 34: Nube de correlación global SPI/BWi. Escondida.....	135
Figura A 35: Nube de correlación global PLT/SPI. Escondida.....	135
Figura A 36: Nube de correlación global PLT/BWi. Escondida.....	136
Figura A 37: Nube de correlación SPI/BWi. Alteración 1. Escondida.....	136
Figura A 38: Nube de correlación SPI/BWi. Alteración 2. Escondida.....	136
Figura A 39: Nube de correlación SPI/BWi. Alteración 3. Escondida.....	137
Figura A 40: Nube de correlación PLT/SPI. Alteración 1. Escondida.....	137
Figura A 41: Nube de correlación PLT/SPI. Alteración 2. Escondida.....	137
Figura A 42: Nube de correlación PLT/SPI. Alteración 3. Escondida.....	138
Figura A 43: Nube de correlación PLT/BWi. Alteración 1. Escondida.....	138
Figura A 44: Nube de correlación PLT/BWi. Alteración 2. Escondida.....	138
Figura A 45: Nube de correlación PLT/BWi. Alteración 3. Escondida.....	139
Figura A 46: Modelo tendencia SPI. Vistas 2D. Global.....	141
Figura A 47: Modelo tendencia WI. Vistas 2D. Global.....	142
Figura A 48: Modelo tendencia PLT. Vistas 2D. Global.....	142
Figura A 49: Modelo tendencia SPI. Vistas 2D. Alteración 1 QSC.....	143
Figura A 50: Modelo tendencia WI. Vistas 2D. Alteración 1 QSC.....	144
Figura A 51: Modelo tendencia PLT. Vistas 2D. Alteración 1 QSC.....	144
Figura A 52: Modelo tendencia SPI. Vistas 2D. Alteración 2 SCC.....	145
Figura A 53: Modelo tendencia WI. Vistas 2D. Alteración 2 SCC.....	145
Figura A 54: Modelo tendencia PLT. Vistas 2D. Alteración 2 SCC.....	146
Figura A 55: Histograma bloques estimados tendencia PLT. Global.....	146
Figura A 56: Histograma bloques estimados tendencia SPI. Global.....	147
Figura A 57: Histograma bloques estimados tendencia BWi. Global.....	147
Figura A 58: Histograma bloques estimados tendencia PLT. Alteración 1 (QSC).....	147
Figura A 59: Histograma bloques estimados tendencia SPI. Alteración 1 (QSC).....	148
Figura A 60: Histograma bloques estimados tendencia BWi. Alteración 1 (QSC).....	148

Figura A 61: Histograma bloques estimados tendencia PLT. Alteración 2 (SCC).....	148
Figura A 62: Histograma bloques estimados tendencia SPI. Alteración 2 (SCC).	149
Figura A 63: Histograma bloques estimados tendencia BWi. Alteración 2 (SCC).....	149
Figura A 64: Histograma bloques estimados tendencia PLT. Alteración 3 (Potásica).	149
Figura A 65: Histograma bloques estimados tendencia SPI. Alteración 3 (Potásica).	150
Figura A 66: Histograma bloques estimados tendencia BWi. Alteración 3 (Potásica).	150
Figura A 67: Datos SPI. Vistas 2D. Global.....	151
Figura A 68: Datos BWi. Vistas 2D. Global.....	151
Figura A 69: Datos PLT. Vistas 2D. Global. Superior izq.: XY, superior der.: XZ, inferior: YZ.	152
Figura A 70: Datos SPI. Vistas 2D. Alteración 1.	152
Figura A 71: Datos BWi. Vistas 2D. Alteración 1.	153
Figura A 72: Datos PLT. Vistas 2D. Alteración 1. Superior izq.: XY, superior der.: XZ, inferior: YZ.	153
Figura A 73: Datos SPI. Vistas 2D. Alteración 2.	154
Figura A 74: Datos BWi. Vistas 2D. Alteración 2.	154
Figura A 75: Datos PLT. Vistas 2D. Alteración 2. Superior izq.: XY, superior der.: XZ, inferior: YZ.	155
Figura A 76: Datos SPI. Vistas 2D. Alteración 3.	155
Figura A 77: Datos BWi. Vistas 2D. Alteración 3.	156
Figura A 78: Datos PLT. Vistas 2D. Alteración 3. Superior izq.: XY, superior der.: XZ, inferior: YZ.	156
Figura A 79: Modelo tendencia SPI. Vistas 2D. Alteración 3 Potásica.	157
Figura A 80: Modelo tendencia WI. Vistas 2D. Alteración 3 Potásica.	157
Figura A 81: Modelo tendencia PLT. Vistas 2D. Alteración 3 Potásica.	158
Figura A 82: Vista XY alteraciones. Z: 1.400-1.600. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	158
Figura A 83: Vista XY alteraciones. Z: 1.600-1.800. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	159
Figura A 84: Vista XY alteraciones. Z: 1.800-2.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	159
Figura A 85: Vista XY alteraciones. Z: 2.000-2.200. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	159
Figura A 86: Vista XY alteraciones. Z: 2.200-2.400. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	160
Figura A 87: Vista XY alteraciones. Z: 2.400-2.600. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	160
Figura A 88: Vista XY alteraciones. Z: 2.600-2.800. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	160
Figura A 89: Vista XY alteraciones. Z: 2.800-3.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	161
Figura A 90: Vista XZ alteraciones. Y: 106.500-107.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	161
Figura A 91: Vista XZ alteraciones. Y: 107.000-107.500. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	161
Figura A 92: Vista XZ alteraciones. Y: 107.500-108.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	161
Figura A 93: Vista XZ alteraciones. Y: 108.000-108.500. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	162
Figura A 94: Vista XZ alteraciones. Y: 108.500-109.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	162
Figura A 95: Vista XZ alteraciones. Y: 109.000-109.500. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	162
Figura A 96: Vista XZ alteraciones. Y: 109.500-110.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	162

Figura A 97: Vista YZ alteraciones. X: 15.000-15.500. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	163
Figura A 98: Vista YZ alteraciones. X: 15.500-16.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	163
Figura A 99: Vista YZ alteraciones. X: 16.000-16.500. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	163
Figura A 100: Vista YZ alteraciones. X: 16.500-17.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	163
Figura A 101: Vista YZ alteraciones. X: 17.000-17.500. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	163
Figura A 102: Vista YZ alteraciones. X: 17.500-18.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.....	163
Figura A 103: Histograma datos SPI para cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Global.....	168
Figura A 104: Histograma valores de tendencia asociados con datos SPI. $I_{s_{50}} < 1,8$. Global.....	168
Figura A 105: Histograma residuos SPI para cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Global.....	168
Figura A 106: Histograma datos BWi para cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Global.....	169
Figura A 107: Histograma valores de tendencia asociados con datos BWi. $I_{s_{50}} < 1,8$. Global.....	169
Figura A 108: Histograma residuos BWi para cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Global.....	169
Figura A 109: Histograma datos SPI para cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).....	170
Figura A 110: Histograma valores de tendencia asociados con datos SPI. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).	170
Figura A 111: Histograma residuos SPI para cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).....	170
Figura A 112: Histograma datos BWi para cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).....	171
Figura A 113: Histograma valores de tendencia asociados con datos BWi. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).	171
Figura A 114: Histograma residuos BWi para cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).....	171
Figura A 115: Histograma datos SPI para cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).....	172
Figura A 116: Histograma valores de tendencia asociados con datos SPI. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).	172
Figura A 117: Histograma residuos SPI para cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).....	172
Figura A 118: Histograma datos BWi para cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).....	173
Figura A 119: Histograma valores de tendencia asociados con datos BWi. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).	173
Figura A 120: Histograma residuos BWi para cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).....	173
Figura A 121: Histograma datos SPI para cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).....	174
Figura A 122: Histograma valores de tendencia asociados con datos SPI. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	174
Figura A 123: Histograma residuos SPI para cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).....	174
Figura A 124: Histograma datos BWi para cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).....	175
Figura A 125: Histograma valores de tendencia asociados con datos BWi. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	175
Figura A 126: Histograma residuos BWi para cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).....	175
Figura A 127: Histograma datos SPI para cokriging. $I_{s_{50}} \geq 1,8$. Global.....	176
Figura A 128: Histograma valores de tendencia asociados con datos SPI. $I_{s_{50}} \geq 1,8$. Global.....	176
Figura A 129: Histograma residuos SPI para cokriging. $I_{s_{50}} \geq 1,8$. Global.....	176
Figura A 130: Histograma datos BWi para cokriging. $I_{s_{50}} \geq 1,8$. Global.....	177
Figura A 131: Histograma valores de tendencia asociados con datos BWi. $I_{s_{50}} \geq 1,8$. Global.....	177
Figura A 132: Histograma residuos BWi para cokriging. $I_{s_{50}} \geq 1,8$. Global.....	177
Figura A 133: Histograma datos SPI para cokriging. $I_{s_{50}} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).....	178

Figura A 134: Histograma valores de tendencia asociados con datos SPI. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).	178
Figura A 135: Histograma residuos SPI para cokriging. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).	178
Figura A 136: Histograma datos BWi para cokriging. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).	179
Figura A 137: Histograma valores de tendencia asociados con datos BWi. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).	179
Figura A 138: Histograma residuos BWi para cokriging. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).	179
Figura A 139: Histograma datos SPI para cokriging. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).	180
Figura A 140: Histograma valores de tendencia asociados con datos SPI. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).	180
Figura A 141: Histograma residuos SPI para cokriging. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).	180
Figura A 142: Histograma datos BWi para cokriging. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).	181
Figura A 143: Histograma valores de tendencia asociados con datos BWi. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).	181
Figura A 144: Histograma residuos BWi para cokriging. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).	181
Figura A 145: Histograma datos SPI para cokriging. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	182
Figura A 146: Histograma datos SPI para cokriging. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	182
Figura A 147: Histograma residuos SPI para cokriging. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	182
Figura A 148: Histograma datos BWi para cokriging. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	183
Figura A 149: Histograma datos BWi para cokriging. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	183
Figura A 150: Histograma residuos BWi para cokriging. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	183
Figura A 151: Mapas variográficos residuos SPI. $I_{50} < 1,8$. Global.	184
Figura A 152: Mapas variográficos cruzados residuos SPI/BWi. $I_{50} < 1,8$. Global.	184
Figura A 153: Mapas variográficos residuos BWi. $I_{50} < 1,8$. Global.	185
Figura A 154: Mapas variográficos residuos SPI. $I_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).	185
Figura A 155: Mapas variográficos cruzados residuos SPI/BWi. $I_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).	185
Figura A 156: Mapas variográficos residuos BWi. $I_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).	186
Figura A 157: Mapas variográficos residuos SPI. $I_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).	186
Figura A 158: Mapas variográficos cruzados residuos SPI/BWi. $I_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).	186
Figura A 159: Mapas variográficos residuos BWi. $I_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).	187
Figura A 160: Mapas variográficos residuos SPI. $I_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	187
Figura A 161: Mapas variográficos cruzados residuos SPI/BWi. $I_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	187
Figura A 162: Mapas variográficos residuos BWi. $I_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	188
Figura A 163: Mapas variográficos residuos SPI. $I_{50} \geq 1,8$. Global.	188
Figura A 164: Mapas variográficos cruzados residuos SPI/BWi. $I_{50} \geq 1,8$. Global.	188
Figura A 165: Mapas variográficos residuos BWi. $I_{50} \geq 1,8$. Global.	189
Figura A 166: Mapas variográficos residuos SPI. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).	189
Figura A 167: Mapas variográficos cruzados residuos SPI/BWi. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).	189
Figura A 168: Mapas variográficos residuos BWi. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).	190
Figura A 169: Mapas variográficos residuos SPI. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).	190
Figura A 170: Mapas variográficos cruzados residuos SPI/BWi. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).	190
Figura A 171: Mapas variográficos residuos BWi. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).	191
Figura A 172: Mapas variográficos residuos SPI. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	191
Figura A 173: Mapas variográficos cruzados residuos SPI/BWi. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	191
Figura A 174: Mapas variográficos residuos BWi. $I_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	192
Figura A 175: Vistas espaciales SPI. $I_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).	192
Figura A 176: Vistas espaciales BWi. $I_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).	193
Figura A 177: Vistas espaciales SPI. $I_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).	193
Figura A 178: Vistas espaciales BWi. $I_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).	194
Figura A 179: Vistas espaciales SPI. $I_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	194

Figura A 180: Vistas espaciales BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	195
Figura A 181: Vistas espaciales SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).	195
Figura A 182: Vistas espaciales BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).	196
Figura A 183: Vistas espaciales SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).	196
Figura A 184: Vistas espaciales BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).	197
Figura A 185: Vistas espaciales SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	197
Figura A 186: Vistas espaciales BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	198
Figura A 187: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global.	198
Figura A 188: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global.	199
Figura A 189: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).	199
Figura A 190: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).	199
Figura A 191: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).	200
Figura A 192: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).	200
Figura A 193: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).	200
Figura A 194: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).	201
Figura A 195: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).	201
Figura A 196: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).	201
Figura A 197: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).	202
Figura A 198: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).	202
Figura A 199: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	202
Figura A 200: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	203
Figura A 201: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.	203
Figura A 202: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.	203
Figura A 203: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).	204
Figura A 204: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).	204
Figura A 205: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).	204
Figura A 206: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).	205
Figura A 207: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).	205
Figura A 208: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).	205
Figura A 209: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).	206
Figura A 210: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).	206
Figura A 211: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).	206
Figura A 212: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).	207
Figura A 213: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	207
Figura A 214: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	207
Figura A 215: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global.	208
Figura A 216: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global.	208
Figura A 217: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).	208
Figura A 218: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).	209
Figura A 219: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).	209
Figura A 220: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).	209
Figura A 221: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).	210
Figura A 222: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).	210
Figura A 223: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).	210
Figura A 224: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).	211
Figura A 225: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).	211
Figura A 226: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).	211
Figura A 227: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	212
Figura A 228: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	212
Figura A 229: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.	212

Figura A 230: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.....	213
Figura A 231: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).....	213
Figura A 232: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).....	213
Figura A 233: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).....	214
Figura A 234: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).....	214
Figura A 235: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).....	214
Figura A 236: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).....	215
Figura A 237: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).....	215
Figura A 238: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).....	215
Figura A 239: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).....	216
Figura A 240: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).....	216
Figura A 241: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).....	216
Figura A 242: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).....	217
Figura A 243: Derivas SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).....	217
Figura A 244: Derivas BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).....	218
Figura A 245: Derivas SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).....	218
Figura A 246: Derivas BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).....	219
Figura A 247: Derivas SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).....	219
Figura A 248: Derivas BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).....	220
Figura A 249: Derivas SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).....	220
Figura A 250: Derivas BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).....	221
Figura A 251: Derivas SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).....	221
Figura A 252: Derivas BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).....	222
Figura A 253: Derivas SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).....	222
Figura A 254: Derivas BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).....	223
Figura A 255: Derivas SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).....	223
Figura A 256: Derivas BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).....	224
Figura A 257: Derivas SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).....	224
Figura A 258: Derivas BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).....	225
Figura A 259: Derivas SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).....	225
Figura A 260: Derivas BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).....	226
Figura A 261: Derivas SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).....	226
Figura A 262: Derivas BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).....	227
Figura A 263: Derivas SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).....	227
Figura A 264: Derivas BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).....	228
Figura A 265: Derivas SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).....	228
Figura A 266: Derivas BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).....	229

Indice de Tablas

Tabla 1: Datos disponibles.....	4
Tabla 2: Nombres de alteraciones correspondientes a cada código. Escondida.....	13
Tabla 3: Nombres de litologías por código. Escondida.....	13
Tabla 4: Nombres de zonas minerales por código. Escondida.....	14
Tabla 5: Estadísticas SPI Escondida.....	25
Tabla 6: Estadísticas Work Index de Bond Escondida.....	26
Tabla 7: Estadísticas PLT Escondida.....	26
Tabla 8: Medias litología/alteración SPI Escondida.....	26

Tabla 9: Medias litología/alteración Work Index de Bond Escondida.	27
Tabla 10: Medias litología/alteración PLT Escondida.	27
Tabla 11: Medias minzone/litología. SPI. Escondida.	41
Tabla 12: Medias minzone/alteración. SPI. Escondida.	41
Tabla 13: Medias minzone/litología. BWi. Escondida.	41
Tabla 14: Medias minzone/alteración. BWi. Escondida.	41
Tabla 15: Distribución de la matriz de correlación.	44
Tabla 16: Matriz de correlación global. Escondida.	45
Tabla 17: Matrices de correlación por litología. Escondida.	45
Tabla 18: Matrices de correlación por alteración. Escondida.	45
Tabla 19: Matrices de correlación – variables en escala logarítmica.	46
Tabla 20: Grilla de estimación.	48
Tabla 21: Parámetros entrada kriging de indicador.	48
Tabla 22: Comparación estadísticas PLT tendencia global-datos.	50
Tabla 23: Matrices de correlación al suavizar PLT mediante estimación de la media.	53
Tabla 24: Estadísticas resultados modelos tendencia. Global.	54
Tabla 25: Estadísticas resultados modelos tendencia. Alteración 1 (QSC).	54
Tabla 26: Estadísticas resultados modelos tendencia. Alteración 2 (SCC).	55
Tabla 27: Estadísticas resultados modelos tendencia. Alteración 3 (Potásica).	55
Tabla 28: Matrices de correlación tendencias SPI/BWi/PLT por alteración y global.	56
Tabla 29: Parámetros para cálculo de mapas variográficos de indicadores.	57
Tabla 30: Parámetros de input variogramas experimentales.	59
Tabla 31: Variogramas modelados por alteración.	60
Tabla 32: Parámetros input kriging de indicador.	62
Tabla 33: Proporciones globales alteraciones.	64
Tabla 34: Parámetros para definir protocolo de suavizamiento.	64
Tabla 35: Umbral de PLT.	66
Tabla 36: Parámetros de entrada variogramas experimentales residuos.	73
Tabla 37: Modelos variográficos residuos.	78
Tabla 38: Parámetros input cokriging de residuos.	79
Tabla 39: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} < 1,8$. Global.	84
Tabla 40: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).	84
Tabla 41: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).	85
Tabla 42: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).	85
Tabla 43: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).	86
Tabla 44: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).	86
Tabla 45: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	87
Tabla 46: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.	87
Tabla 47: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).	88
Tabla 48: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).	88
Tabla 49: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).	89
Tabla 50: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).	89
Tabla 51: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).	90
Tabla 52: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	90
Tabla 53: Resumen validación estadística.	91
Tabla A 1: Estadísticas datos correlacionados SPI/PLT con cambio a escala logarítmica.	139
Tabla A 2: Estadísticas datos correlacionados SPI/BWi con cambio a escala logarítmica.	140
Tabla A 3: Estadísticas datos correlacionados BWi/PLT con cambio a escala logarítmica.	140
Tabla A 4: Estadísticas datos, tendencia asociada y residuos para cokriging. $Is_{50} < 1,8$. Global.	164

Tabla A 5: Estadísticas datos, tendencia asociada y residuos para cokriging. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).	164
Tabla A 6: Estadísticas datos, tendencia asociada y residuos para cokriging. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).	165
Tabla A 7: Estadísticas datos, tendencia asociada y residuos para cokriging. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	165
Tabla A 8: Estadísticas datos, tendencia asociada y residuos para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.	166
Tabla A 9: Estadísticas datos, tendencia asociada y residuos para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).	166
Tabla A 10: Estadísticas datos, tendencia asociada y residuos para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).	167
Tabla A 11: Estadísticas datos, tendencia asociada y residuos para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).	167

1 INTRODUCCIÓN

1.1 Objetivos

El presente trabajo de título está dirigido a los objetivos que se describen a continuación.

1.1.1 Objetivo general

El objetivo general que se persigue, es la elaboración de un modelo de bloques para el sector del yacimiento “Escondida”, en el que se caracterice el parámetro “dureza”, considerando las tres variables asociadas a ensayos: SAG Power Index (SPI), Work Index de Bond (BWi) y Ensayo de Carga Puntual (PLT).

Paralelamente, se busca estudiar la correlación entre estos tres índices, para establecer modelos multivariantes en caso de ser factible.

1.1.2 Objetivos específicos

Como objetivos específicos se tiene:

- Efectuar una estimación de tipo puntual de las variables, SPI, Work Index y PLT; aplicando herramientas de carácter multivariable, si es que la existencia de correlación entre ellas lo permite.
- Estudiar la posibilidad de predecir las variables SPI y Work Index, directamente relacionadas con la molienda, a partir de la variable PLT, en sitios en que esta última está más densamente muestreada que las anteriores. Esto ocurre particularmente en profundidad.
- Incorporar a la estimación la influencia de atributos geológicos entregados por el modelo de bloques base del yacimiento: litología, alteración y zona mineral; estudiando cómo varía el comportamiento de las variables según dominio geológico o combinación de éstos.

1.2 Alcances

El trabajo de título contempla un estudio de carácter geoestadístico de los datos de ensayos SPI, Work Index y PLT proporcionados por Minera Escondida.

La metodología abarca la revisión de los datos y el filtro de éstos en caso de que el estudio así lo requiera; no incluyendo la participación en la elaboración de dicha base de datos. Los protocolos de muestreo y de las pruebas asociadas a los ensayos se consideran como antecedentes del análisis, pero no se busca proponer modificaciones a éstos.

Se contempla referenciar los sondajes ensayados al modelo de bloques base de los sectores de la mina; para así establecer su correspondencia con variables geológicas.

La estimación de tipo puntual a efectuar considera herramientas asociadas a kriging (simple u ordinario), univariable o multivariable. Se descarta la aplicación de simulaciones.

Se propone la generación de un modelo de bloques de las variables de dureza, en el cual pueda reflejarse la información proporcionada por todas ellas, incorporando la influencia de las coordenadas espaciales y los atributos de litología y/o alteración.

2 ANTECEDENTES

2.1 Datos disponibles

La base de datos con la que se cuenta, contiene datos pertenecientes al sector de la mina "Escondida". Se tiene lo siguiente:

- Modelo de bloques: Bloques de 25x25x15, cada bloque ligado a atributos geológicos equivalentes a:

- Minzone
- Alteración
- Litología
- Codmat
- Densidad
- PLT estimado
- Cota piso banco

- Datos dureza: corresponde a ensayos sobre muestras de sondajes de diamantina de 16 m de largo, cada una con información de:

- Código sondaje
- Coordenadas punto medio muestra X, Y y Z
- SPI
- Work Index Bond

- Datos Ensayo Carga Puntual: asociados a muestras de sondajes de diamantina de 1,5 m largo; contiene información de:

- Código sondaje
- Coordenadas punto medio muestra X, Y y Z
- IS_{50} (PLT estandarizado a diámetro equivalente 50 mm).

En la Tabla 1, se muestra la cantidad de datos asociada a cada uno de los archivos descritos, para Escondida.

Tabla 1: Datos disponibles.

	Modelos de bloques	SPI/Work Index	Ensayo Carga Puntual
Sector	N° datos		
Escondida	4.320.291	5.316	169.104

2.2 Pruebas asociadas a los datos

2.2.1 Caracterización de la dureza

Las variables que se describen en el presente trabajo, se asocian a la resistencia de la roca ante esfuerzos. Se establece que los ensayos a partir de los cuales fueron medidas dichas variables tienen por objetivo cuantificar la “dureza” del material, entendida en este caso como la resistencia que presenta éste para ser reducido de tamaño. Durante el proceso de molienda, el mineral es sometido a fenómenos de impacto y abrasión, y su “dureza” determina la energía necesaria para lograr la granulometría y grado de liberación del mineral requeridos.

El Ensayo de Carga Puntual, constituye una de las metodologías indirectas para medir la resistencia a la compresión uniaxial (UCS) de un testigo de roca. El parámetro Is_{50} , mediante el cual se mide el resultado de un Ensayo de Carga Puntual, se relaciona linealmente con el valor de UCS. Diversos autores proponen modelos de ajuste lineal entre ambos parámetros, y se tiende a establecer una diferenciación según el tipo de roca [Vallejos, 2011].

El principal inconveniente que presenta el Ensayo de Carga Puntual (PLT) es la presencia de estructuras geológicas en el testigo ensayado, a través de las cuales se puede producir una falla preferencial, lo que afecta la representatividad de la prueba para medir la resistencia de la roca a la compresión.

Por otra parte, los índices SAG Power Index (SPI) y Work Index de Bond (Wi), se asocian a pruebas de molienda. En consecuencia, miden la energía que se requiere aplicar según la respuesta de la roca ante dos mecanismos de ruptura, que son el impacto y la abrasión. El impacto se asocia a un alto nivel de energía, mientras que la abrasión a una baja energía. [Casali, 2010]. Ambos contribuyen a la reducción de tamaño de las partículas que ingresan al molino.

2.2.2 Ensayo de carga puntual PLT

El ensayo de carga puntual se aplica a un espécimen de roca, de la forma en que muestra la Figura 1: la muestra es comprimida entre dos platinas cónicas de acero, hasta que ocurre falla [Vallejos, 2011].

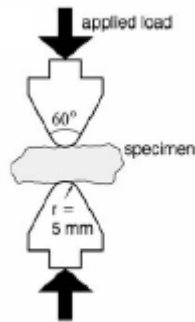


Figura 1: Ensayo de carga puntual.

El testigo de roca sobre el cual se efectúa el ensayo, es idealmente cilíndrico, y la carga debe ser aplicada en sentido diametral (de manera que el diámetro del testigo sea igual a la distancia entre los puntos de carga). Si es que la compresión se realiza en sentido axial, entonces se procede a calcular un diámetro equivalente. Lo mismo debe hacerse en caso de ensayar un bloque o un trozo irregular de roca, mediante la fórmula que indica la Ecuación [1].

$$D_e = \sqrt{\frac{4A}{\pi}}$$

[1]

Donde A corresponde al área del plano en el que ocurre la falla.

El resultado del ensayo puede dimensionarse mediante el índice I_s , dado por la Ecuación [2].

$$I_s = \frac{P}{D_e^2}$$

[2]

Donde,

P = carga al momento de la falla [kN]

D_e = distancia equivalente entre puntos de carga al momento de la falla [mm]

Para estandarizar el resultado, I_s debe ser corregido a un diámetro equivalente de 50 mm.

$$I_{s50} = F \times I_s$$

$$F = \left(\frac{D_e}{50}\right)^{0,45}$$

[3]

Así, se obtiene el índice I_{s50} ; que es el que caracteriza a la variable PLT en el presente trabajo.

2.2.3 Protocolo de medición SPI y Work Index

A continuación se describe el proceso mediante el cual Minera Escondida obtiene los datos de dureza en base a los cuales se desarrolla el presente trabajo.

Las muestras testeadas provienen de sondajes de diamantina, un cuarto del sondaje es enviado a laboratorio, lo que equivale a masas entre 10 a 35 kg. El tamaño de la muestra es reducido en dos etapas de chancado, de modo que la totalidad de la muestra alcance tamaños 100% - $\frac{3}{4}$ " y 80% - $\frac{1}{2}$ ".

Para la obtención del Sag Power Index (SPI), asociado a la molienda SAG, se realiza la denominada prueba "SPI Full", en que una muestra de 2kg, con 400g bajo $\frac{3}{4}$ " y 1600g bajo $\frac{1}{2}$ ", se ingresa a un "molino full", de dimensiones 12" x 4" (diámetro x largo), con 6 levantadores internos, con una carga de 39 bolas de 1 $\frac{1}{4}$ ", equivalente a 5kg. El equipo gira a una velocidad constante de 54rpm; utilizando un 15% de volumen en mineral y un 15% de volumen en bolas de acero [Starkey,1997]. La prueba consiste en realizar una cinética de molienda con tiempo inicial de 10 minutos; al final de cada ciclo se efectúa un pesaje del producto sobre 10#, y se estima el tiempo de molienda del ciclo siguiente, hasta lograr que el 80% del mineral esté bajo 10#.

Este tiempo final acumulado, en minutos, equivale al índice SPI.

En cuanto a la estimación del Work Index de Bond, ligado a la molienda de bolas, se lleva a cabo la prueba "Bond Modificado". En este caso, la muestra inicial, con granulometría 80% - $\frac{1}{2}$ ", es sometida a chancado de rodillos para obtener 100% -6#. Luego, la carga de 2kg es cortada en el cortador de rifle en dos cargas; de 1,2kg y 0,8kg, siendo la primera, de 1,2kg, empleada en la prueba, el resto se deja como rechazo. Esta muestra se ingresa a un molino Bond estándar (Bond Full), con carga de 295 bolas (20,125 kg), con la siguiente distribución: 1 $\frac{1}{2}$ "(43), 1 $\frac{1}{4}$ "(77), 1"(10), $\frac{3}{4}$ "(71) y $\frac{5}{8}$ " (94) (la misma carga que el test de Bond estándar). El ciclo de molienda es único, y consiste en 450 revoluciones. Esto, a diferencia de la prueba Bond Full, en la que se efectúan varios ciclos de molienda. El resultado de la prueba son los perfiles

granulométricos de alimentación y de producto, desde donde se obtienen los índices Gpb (gramos/revolución), para las mallas 65#, 100#, 150# y 200#. Dado que esta prueba no permite calcular en forma directa el valor del consumo de energía en kWh/t, mediante la Ecuación de Bond, el protocolo establece que al menos un 20% de las muestras sometidas a prueba Bond Modificado, pasen también por la prueba Bond Full, de manera de correlacionar las variables resultantes de cada test, y generar así un modelo de calibración cuyo resultado esté en las unidades de energía requeridas, aplicable al 80% de las muestras restantes [Minera Escondida Ltda., 2013].

2.3 Metodologías de estimación

2.3.1 Kriging

En el presente trabajo de título, se emplean herramientas de estimación lineal; de modo de predecir el valor de los parámetros de dureza en las posiciones del yacimiento en que no se cuenta con muestras ensayadas como referencia. Se contempla el uso del estimador kriging, en particular, cokriging, mediante el cual se busca integrar la información que potencialmente aporta una o más variables secundarias.

El objetivo es estimar el valor de una variable regionalizada en un punto en el que no se conoce su valor, mediante una relación como la que se muestra en la Ecuación [4].

$$Z^*(u) = a + \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot Z(u_i)$$

[4]

Donde $Z^*(u)$ es el valor estimado para la posición u , $\{Z(u_i), i = 1, \dots, n\}$ son los valores de los datos en las posiciones $\{u_i, i = 1, \dots, n\}$, a es un coeficiente aditivo y $\{\lambda_i, i = 1, \dots, n\}$ son ponderadores.

El kriging se considera el mejor estimador lineal insesgado; es una combinación lineal de los datos, el error de estimación posee media igual a cero, y se minimiza la varianza del error para un modelo dado de variograma.

En el caso del kriging ordinario, la media de la variable regionalizada se asume desconocida; adecuándose a casos en que la media varía en el espacio, siendo aproximadamente constante en cada vecindad de kriging. Así, sólo se conoce el variograma $\gamma(h)$, o equivalentemente, la función de covarianza $C(h)$. El sistema a resolver para kriging ordinario se resume en la Ecuación [5].

$$\begin{pmatrix} C(\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_1) & \cdots & C(\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}_n) & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ C(\mathbf{u}_n - \mathbf{u}_1) & \cdots & C(\mathbf{u}_n - \mathbf{u}_n) & 1 \\ 1 & \cdots & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ \mu \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} C(\mathbf{u}_1 - \mathbf{u}) \\ \vdots \\ C(\mathbf{u}_n - \mathbf{u}) \\ 1 \end{pmatrix}$$

[5]

Donde $C(u_i - u_j)$ equivale a la covarianza entre los datos en las locaciones u_i y u_j . u se asocia a la posición sin dato que se desea estimar, λ_i son los ponderadores y μ es el multiplicador de Lagrange [Ortiz, 2012].

2.3.2 Cokriging

Por otra parte, el cokriging, es una modalidad multivariable del kriging; en que se busca estimar una variable primaria incorporando la información que puede proporcionar una o más variables secundarias, en base a la correlación espacial que existe entre ellas.

Suponiendo que se tiene una variable Z_1 , con n_1 muestras representadas por $\{z_1(u_{\alpha_1}), \alpha_1 = 1, \dots, n_1\}$; al tiempo que se cuenta con datos de N variables secundarias $Z_i: \{z_i(u_{\alpha_i}), \alpha_i = 1, \dots, n_i, i = 2, \dots, N + 1\}$. En el caso que la variable primaria esté muestreada en las mismas locaciones que la(s) variable(s) secundaria(s) (muestreo isotópico), entonces $\alpha_1 = \alpha_i$ y $n_1 = n_i$.

El estimador lineal de cokriging, corresponde a una extensión del kriging, para incorporar la información adicional proporcionada por las variables secundarias, lo que se muestra en la Ecuación [6] [Goovaerts, 1997^[1]].

$$Z_1^*(u) - m_1(u) = \sum_{\alpha_1=1}^{n_1(u)} \lambda_{\alpha_1}(u) [Z_1(u_{\alpha_1}) - m_1(u_{\alpha_1})] + \sum_{i=2}^{N+1} \sum_{\alpha_i=1}^{n_i(u)} \lambda_{\alpha_i}(u) [Z_i(u_{\alpha_i}) - m_i(u_{\alpha_i})]$$

[6]

Donde $\lambda_{\alpha_1}(u)$ es el ponderador para los datos de la variable primaria $z_1(u_{\alpha_1})$, y $\lambda_{\alpha_i}(u)$ es el ponderador para datos de variables secundarias $z_i(u_{\alpha_i})$. Los valores esperados de las variables aleatorias $Z_1(u)$ y $Z_i(u_{\alpha_i})$, se denotan por $m_1(u)$ y $m_i(u_{\alpha_i})$, respectivamente. El número de datos secundarios que son efectivamente utilizados en la estimación de la variable primaria ($n_i(u)$) suele ser menor que la cantidad total de datos secundarios n_i . La cantidad de muestras secundarias a retener, así como los radios de búsqueda, no deben ser necesariamente los mismos para todas las variables. Todos los estimadores de cokriging son variantes de la Ecuación [6]. El requisito es siempre el insesgo y la minimización de la varianza del error $\sigma^2_E(u)$, que equivale a:

$$\sigma^2_E(u) = Var\{Z_1^*(u) - Z_1(u)\}, \quad [7]$$

lo que se minimiza mediante la restricción de que el error esperado sea cero:

$$E\{Z_1^*(u) - Z_1(u)\} = 0 \quad [8]$$

Los diferentes estimadores de cokriging difieren en el modelo de función aleatoria $Z_i(u)$ que se adopte para las distintas variables. Las dos variantes principales son el cokriging simple, que considera cada media local $m_i(u)$ como conocida y constante en el área de estudio; y el cokriging ordinario, en que se limita el dominio de estacionaridad de las medias de las variables primaria y secundaria(s), suponiendo éstas como desconocidas.

2.3.3 Cokriging simple

En el presente trabajo, se aplica la metodología de cokriging simple, en que el estimador, considerando N variables, se expresa según la Ecuación [9] [Goovaerts, 1997 ^[2]].

$$Z_1^*(u) - m_1(u) = \sum_{\alpha_1=1}^{n_1(u)} \lambda_{\alpha_1}(u)[Z_1(u_{\alpha_1}) - m_1] + \sum_{i=2}^{N+1} \sum_{\alpha_i=1}^{n_i(u)} \lambda_{\alpha_i}(u)[Z_i(u_{\alpha_i}) - m_i] \quad [9]$$

El sistema de cokriging simple, en notación matricial, se expresa de acuerdo a la Ecuación [10]:

$$K_{SCK} \lambda_{SCK}(u) = k_{SCK} \quad [10]$$

con

$$K_{SCK} = \begin{bmatrix} [C_{11}(u_{\alpha_1} - u_{\beta_1})] & [C_{12}(u_{\alpha_1} - u_{\beta_2})] \\ [C_{21}(u_{\alpha_2} - u_{\beta_1})] & [C_{22}(u_{\alpha_2} - u_{\beta_2})] \end{bmatrix}$$

$$\lambda_{SCK}(u) = \begin{bmatrix} [\lambda_{\beta_1}^{SCK}(u)]^T \\ [\lambda_{\beta_2}^{SCK}(u)]^T \end{bmatrix}$$

$$k_{SCK} = \begin{bmatrix} [C_{11}(u_{\alpha_1} - u)]^T \\ [C_{21}(u_{\alpha_2} - u)]^T \end{bmatrix}$$

[11]

Donde $[C_{ij}(u_{\alpha_i} - u_{\beta_j})]$ es la matriz de dimensiones $n_i(u) \times n_j(u)$, de la auto-covarianza y covarianza cruzada de los datos; $[\lambda_{\beta_i}^{SCK}(u)]^T$ es un vector de $n_i(u)$ componentes con los ponderadores de cokriging, y $[C_{i1}(u_{\alpha_i} - u)]^T$ es un vector (también de dimensión $n_i(u)$) con la auto-covarianza y covarianza cruzada de los datos con los puntos a estimar.

Es importante notar que el sistema de cokriging simple tiene solución única con varianza de cokriging positiva, si y sólo si la matriz de covarianza K_{SCK} es definida positiva. Si es que las variables primaria y secundaria(s) no están correlacionadas, entonces el estimador de cokriging simple, se vuelve un estimador de kriging simple. Además, el estimador de cokriging simple es un interpolador exacto, pues respeta los valores de la variable primaria en los puntos en que existen datos.

Cabe mencionar que a pesar de que el cokriging ordinario tiende a ser más robusto ante cambios en la media local, la utilización de cokriging simple tiene sentido en el presente trabajo, dado que se trabaja en base a residuos con media teórica cero, como se describe más adelante.

2.3.4 Residuo y tendencia

En general, es posible considerar una función aleatoria $Z_i(u)$ como una descomposición en un componente residual $R_i(u)$ y un componente de tendencia o deriva $m_i(u)$.

$$Z_i(u) = R_i(u) + m_i(u)$$

[12]

Tal descomposición, hace posible modelar el componente residual $R_i(u)$ como una función aleatoria estacionaria con media cero.

$$E\{R_i(u)\} = 0$$

[13]

2.3.5 Kriging de la tendencia

En lugar de estimar un cierto atributo z , puede ser de interés estimar y mapear la media local de tal atributo. Así, es posible evaluar variaciones locales de la media global, además de proveer una imagen suavizada de las tendencias globales. El estimador $m_{KO}^*(u)$ de la media local se expresa como una combinación lineal de $n(u)$ variables aleatorias.

$$m_{KO}^*(u) = \sum_{\alpha=1}^{n(u)} \lambda_{\alpha m}^{KO}(u) Z(u_{\alpha}),$$

[14]

donde $\lambda_{\alpha m}^{KO}(u)$ es el ponderador asociado con el dato $z(u_{\alpha})$, en la estimación mediante kriging ordinario de la media local en la posición u .

La estimación del componente de tendencia, puede ser vista como un filtro que remueve el componente aleatorio $R(u)$ (residuo) de la variable. Al utilizar kriging ordinario, la media local se asume como un valor individual desconocido, que sólo depende de la posición u . Existe un estimador de tendencia, usualmente denotado como "KT" (kriging with a trend) en la literatura, pero su diferencia es que asume la media local como la combinación de varios componentes $f_k(u)$. [Deutsch y Journel, 1998]. Este último equivale a lo que se conoce como kriging universal, y estima la tendencia y el residuo simultáneamente.

2.3.6 Cokriging de residuos

Dada la posibilidad de descomponer una variable en un residual y una tendencia, al obtener un modelo de tendencia estimada mediante kriging ordinario, es posible calcular los valores residuales asociados a cada dato de en cada locación u_{α} , $r(u_{\alpha})$. Esto puede hacerse sustrayendo la media estimada $m_{OK}^*(u_{\alpha})$ del dato primario $z(u_{\alpha})$.

$$r(u_{\alpha}) = z(u_{\alpha}) - m_{OK}^*(u_{\alpha})$$

[15]

Así, el semivariograma de los residuos puede ser calculado y modelado.

Luego, los valores residuales son estimados aplicando cokriging simple, considerando el supuesto de que la media estacionaria de los residuales es cero. Finalmente, el valor estimado de la variable de interés $z_{SK}^*(u)$, es obtenido al sumar la tendencia estimada $m_{OK}^*(u)$ al residual estimado mediante cokriging simple $r_{SK}^*(u)$. [Goovaerts, 1997^[3]].

2.3.7 Kriging de indicadores

La metodología de indicadores se aplica en casos en que se trabaja con una variable categórica, como lo es un atributo geológico (litología, alteración o zona mineral). Este tipo de atributo puede ser codificado como una variable binaria, según la presencia o ausencia en un cierto punto. El principal supuesto es que a cada punto sólo se le puede asignar una categoría, exclusivamente. A cada punto muestreado u , se le asigna un vector cuya dimensión depende del número de categorías existentes (K); tomando cada componente el valor:

$$I_k(\mathbf{u}; s_k) = \begin{cases} 1 & \text{si } s_k \text{ está presente en } \mathbf{u} \\ 0 & \text{si } s_k \text{ no está presente en } \mathbf{u} \end{cases}$$

El indicador representa la probabilidad de que una posición en el espacio pertenezca a una cierta categoría. La variable indicador tiene las siguientes propiedades:

$$E\{I(\mathbf{u}; s_k)\} = p_k$$

[16]

En otras palabras, la media del indicador es la probabilidad a priori de encontrar la categoría s_k .

Además,

$$Var\{I(\mathbf{u}; s_k)\} = p_k(1 - p_k)$$

[17]

El variograma de indicador para una categoría s_k , se define como el variograma de los valores codificados a binario que le corresponden, de acuerdo a la Ecuación [18]:

$$\hat{\gamma}(\mathbf{h}, s_k) = \frac{1}{2|N(\mathbf{h})|} \sum_{N(\mathbf{h})} [I(\mathbf{u}; s_k) - I(\mathbf{u} + \mathbf{h}; s_k)]^2$$

[18]

Por lo tanto, de acuerdo a la Ecuación [18], la diferencia de indicadores en las posiciones u y $u + h$, sólo contribuyen al variograma cuando hay una transición de categoría entre ambos puntos. Por otra parte, en el caso en que existan sólo dos categorías, los variogramas de indicador son idénticos.

El kriging de indicadores, que utiliza los datos codificados y sus respectivos variogramas, estima, para cada punto de la grilla definida, la probabilidad de que en ese punto ocurra cada categoría. Por lo que, para cada locación estimada, la suma $\sum i_k$ debe ser igual a 1.

La Ecuación [19], describe al estimador del kriging de indicadores [Ortiz, 2013].

$$[i(u; s_k)]_{KS}^* - p_k = \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha}^{KS}(u; s_k) \cdot (i(u_{\alpha}; s_k) - p_k)$$

[19]

Luego, para obtener un modelo en que cada bloque se asocie a una categoría definida, es necesario realizar una clasificación, en base a las probabilidades que entrega el kriging de indicadores. Una alternativa consiste en que, para cada nodo, se le asigna la categoría con la mayor probabilidad estimada. Sin embargo, este método podría no respetar las proporciones globales; por lo que se prefiere seguir el procedimiento que se describe en la SECCIÓN 3 METODOLOGÍA.

2.4 Antecedentes geológicos

El modelo de bloques asociado a Escondida, incorpora un código numérico para cada bloque, que indica litología, alteración y minzone al que pertenece. Se establece que la clasificación de bloques por atributo geológico, obedece a una probabilidad del 80% de que un cierto bloque pertenezca al dominio señalado.

Durante el desarrollo del presente trabajo, los gráficos y tablas hacen referencia a los atributos geológicos según el código numérico que les corresponde, cuya equivalencia se describe a continuación.

En cuanto a las alteraciones, éstas se diferencian en tres:

Tabla 2: Nombres de alteraciones correspondientes a cada código. Escondida.

ALT 1	QSC (Cuarzo, sericita, arcilla)
ALT 2	SCC (Clorita, sericita, arcilla)
ALT 3	Potásica

En el caso de las litologías, éstas se codifican según:

Tabla 3: Nombres de litologías por código. Escondida.

LITO 1	Pórfido Feldespático
LITO 2	Pórfido Cuarzífero
LITO 3	Andesita
LITO 4	Brechas

Por último, las zonas minerales (minzone), se distribuyen según lo que se indica en la Tabla 4.

Tabla 4: Nombres de zonas minerales por código. Escondida.

MZ 0	Lixiviado
MZ 1	Óxidos
MZ 2	Cuprita / Cu Nativo
MZ 4	Parcial Lixiviado
MZ 5	Mixto
MZ 6	HE (Alto Enriquecido)
MZ 7	LE (Bajo Enriquecido)
MZ 8	Primario (Primario)

A continuación, se presenta una descripción geológica general, con el objetivo de contar con un respaldo cualitativo de lo que representan las distintas alteraciones y litologías, y cómo sus características pueden influir en el comportamiento de las variables con que se trabaja.

El depósito mineral de Escondida corresponde a un pórfido cuprífero, en el que en general se distingue un stock intrusivo de tipo cuarzo monzonítico-granodiorítico-porfírico, y la roca caja, que corresponde a andesita. Dicho stock, conocido como stock Escondida, se integra por tres fases intrusivas, siendo las dos primeras “Colorado Grande” y “Escondida”. Ambas se diferencian esencialmente por su contenido de fenocristales, continuidad de vetas e intensidad de alteración. El intrusivo Colorado Grande posee alrededor de un 60% de su volumen compuesto por fenocristales, en tanto que en el caso del intrusivo Escondida, los fenocristales no sobrepasan el 40% en volumen. El diámetro de éstos generalmente oscila entre 1 a 5mm, llegando hasta 8mm en raras ocasiones, y pueden ser de cuarzo, ortoclasa, plagioclasa y biotita. En particular, los fenocristales de cuarzo componen entre un 2 a un 8% en volumen, tienen una forma redondeada, y tamaños de entre 0,5 a 3mm. Los fenocristales de plagioclasa, presentan composición de oligoclasa a andesita, constituyendo desde un 60 a 70% en volumen. Sus dimensiones van desde 0,5 a 5mm, con formas euédrales o subeuédrales. En el caso de los fenocristales de ortoclasa, equivalen a un volumen de entre un 20 a 30%, poseen tamaños entre 0,5 y 3mm, y forma subeuédral. La matriz se conforma por cristales más pequeños que 0,5mm; principalmente plagioclasa, ortoclasa, cuarzo y bitotita. Los minerales de biotita son euédrales, con diámetros entre 0,5 a 1,5mm y 1 a 3% en volumen. La tercera fase intrusiva del stock Escondida es el pórfido-brecha, cuya composición y contenido de fenocristales es similar al intrusivo “Escondida”, pero incluye fragmentos mineralizados de las dos fases intrusivas más tempranas y de la andesita. Tales fragmentos representan cerca del 8% en volumen promedio, pero existen sectores en que alcanza un 60%, con una textura de brecha intrusiva. Este intrusivo también se encuentra atravesado por vetas mineralizadas. Adicionalmente, se reconoce la presencia de estrechos diques granodioríticos, con alteración cuarzo-sericita, que cortan todas las fases intrusivas anteriores.

Por último, es posible distinguir la presencia de un cuerpo riolítico que atraviesa el stock porfírico Escondida. Se trata de un domo y un dique que habrían intruido al menos 3 millones de años después del emplazamiento del stock Escondida. Este último se conoce como Pórfido Riolítico, y aflora principalmente en la parte alta de la pared norte del rajo Escondida. Está compuesto por fenocristales de plagioclasa y de cuarzo, siendo los de cuarzo bastante más significativos en cantidad y tamaño, en comparación con el intrusivo Escondida. Además, presenta fenocristales de biotita subhedrales de 2mm de espesor, los que generalmente se encuentran alterados a clorita o sericita [Padilla et al., 2001].

En cuanto a los sectores que componen el depósito Escondida, los principales son Escondida y Escondida Norte, que corresponden a pórfidos de cobre, molibdeno y oro disseminado. Ambos se asocian al descrito stock Escondida, más tarde conocido como Complejo Intrusivo Feldespático Escondida (CIFE) [Véliz, 2004]. La roca caja, asociada a andesita, pertenece a la formación geológica denominada “Augusta Victoria” [García, 1967]. Predomina esencialmente al Suroeste del sector Escondida, y al Este de Escondida Norte. En general, las andesitas que la componen presentan alteración biotítica, clorítica y sericita-arcilla. Su textura es porfírica, debido a la existencia de fenocristales de plagioclasa que pueden alcanzar los 2mm, los que usualmente se encuentran alterados a arcillas. También contiene cristales máficos de biotita y hornblenda (en menor proporción), que tienden a alterarse intensamente a biotita secundaria y débilmente a clorita. La masa fundamental es de tipo afanítico, con biotita secundaria en los intersticios, la que suele alterarse parcialmente a clorita, y a veces a sericita y arcillas (caolinita y montmorillonita).

Otra litología que se distingue en el depósito Escondida corresponde a las brechas, las que representan alrededor de un 5% de las rocas del yacimiento, afectando a todas las otras litologías (excepto a las gravas.), en su interior y en contactos de intrusión.

2.4.1 Alteraciones

Las tres alteraciones que se asocian a los datos con los que se trabaja son: cuarzo-sericita-arcilla (QSC), clorita-sericita-arcilla (SCC), y alteración potásica, las que se describen a continuación.

La alteración cuarzo-sericita-arcilla (QSC), es la que abarca una mayor cantidad de roca en el depósito, además de coincidir con las mejores leyes.

La alteración clorita-sericita-arcilla (SCC), también conocida como alteración propilítica, se caracteriza porque las biotitas y plagioclasas son reemplazadas por clorita-sericita-pirita y sericita-arcilla, respectivamente. Se asocia a arcillas como caolinita y esmectita. Suele contener parches de alteración potásica. Se presenta de forma más menos

homogénea bajo la zona cuarzo-sericítica; en Escondida afecta principalmente a las andesitas, y en menor grado al CIFE.

La alteración potásica, en tanto, representa la etapa más temprana del proceso de alteración hidrotermal del depósito, por lo que está representada por un núcleo, abarcando un volumen menor que las alteraciones anteriores. En ella comúnmente se asocia feldespato potásico con cuarzo-biotita±sericita, con presencia de vetillas de feldespato potásico, ocasionalmente asociadas con cuarzo. Estos minerales, además de biotita, pueden encontrarse también diseminados en la matriz de las rocas. Dentro de la alteración potásica, es posible distinguir una etapa más tardía asociada a alteración biotítica, en la que los máficos se alteran casi totalmente a biotita; se distingue por la coexistencia de biotita-sericita y cuarzo.

2.4.2. Zonas mineralógicas

Las zonas mineralógicas en Escondida, referidas en el trabajo como “minzones”, se codifican en el modelo de bloques según lo que muestra la Tabla 4. A continuación se presenta una descripción de lo que caracteriza a cada una.

Mineralización hipógena

La mineralización hipógena constituye alrededor del 30% del yacimiento de cobre calculado y descubierto en Escondida. Se presenta principalmente en las zonas profundas y en los márgenes del depósito (Padilla, 2001).

Es posible distinguir tres asociaciones minerales, en función de las tres etapas hidrotermales ocurridas en la formación del yacimiento. La alteración potásica se asocia con magnetita-bornita-calcopirita, con un contenido de sulfuros menor al 0,5% en volumen. La zona de alteración sericita-clorita está ligada a vetillas de molibdenita y pirita intercrecidas con sericita, o clorita-sericita, siendo el contenido de sulfuros de un 2% en volumen. En tanto, la última etapa hidrotermal, representada por una alteración ácido-sulfato, se distingue por la más amplia variedad de sulfuros del depósito, incluyendo calcopirita, bornita, pirita lamelar, covelina, calcosina, enargita, esfalerita, galena y tenantita.

Mineralización supérgena

En el caso de la mineralización supérgena, es posible distinguir una zona de lixiviados, una zona de óxidos y una zona de sulfuros secundarios.

La zona de lixiviados se caracteriza por minerales de hierro oxidados, como goetita, magnetita y jarosita, y se presenta principalmente en zonas más superficiales.

La zona de óxidos presenta coexistencia de óxidos y sulfatos de cobre, siendo estos últimos principalmente brocantita y antlerita. Bajo esta zona se encuentra una zona de mixtos, la que corresponde a mezclas de sulfuros de cobre, primarios y secundarios, con óxidos de cobre. Los óxidos de de cobre se componen principalmente de sulfatos de cobre hidratados (90%).

La zona de sulfuros secundarios se liga a minerales como calcosina y covelina, y en su interior se puede distinguir una zonación mineralógica vertical, con intensidad variable de enriquecimiento, representados desde los niveles superiores a inferiores por:

- calcosina + pirita
- calcosina + pirita (- calcopirita)
- calcosina + pirita (- calcopirita - covelina)
- pirita + calcopirita + covelina (- calcosina)
- pirita + calcopirita + covelina (- calcosina - bornita).

Esta zonación vertical, da lugar a una subdivisión: una subzona superior, denominada Alto Enriquecimiento (HE), que presenta las primeras tres asociaciones minerales; y una subzona inferior, conocida como Bajo Enriquecimiento (LE), representada por las últimas dos asociaciones minerales.

2.5 Dureza y alteración

Una de las aristas más relevantes del presente trabajo, consiste en definir las unidades geológicas sobre las cuales se realiza la estimación de las variables de interés. El objetivo es ser capaz de diferenciar poblaciones de datos, fundamentalmente en base a la variación de sus medias, que se caractericen por un cierto atributo geológico o combinación de éstos. En general, se estudia el comportamiento de los datos según litología, alteración y/o zona mineral. Adicionalmente, es importante que la transición espacial entre una unidad y otra sea lo más suave posible; por lo que se intenta identificar dominios cuyos datos presenten un bajo grado de entremezcla en el espacio.

Dado que las variables con que se trabaja se asocian a dureza del mineral, resulta necesario que la definición de dominios de estimación sea coherente con la forma en que la geología influencia la moliendabilidad en la práctica, en adición al análisis estadístico. Al respecto, no es posible establecer antecedentes concluyentes, puesto que otras faenas se caracterizan por otro tipo de litologías, alteraciones, mineralización;

además de que no se tiende a estudiar una relación directa entre geología y dureza, al ser ésta es una variable que se ve afectada por muchos otros factores.

Un antecedente es el que presenta en su trabajo de memoria R. Bolívar [Bolívar, 2013], en que define unidades geológicas para la elaboración de un plan minero en la faena Radomiro Tomic, Codelco. En sus datos, cuenta con muestras también asociadas a ensayos de dureza, como son el test de Bond y test de Starkey (equivalente al test SPI). Para la diferenciación de UG's, tiene como base la distinción de tres tipos de mineralogía de mena y diez alteraciones. Al desagregar los datos según pertenezcan a cada una, o a combinaciones de ellas, logra identificar tres poblaciones para test de Starkey; las que se revelan al separar los datos únicamente por **alteración**.

En cuanto a la influencia de la litología o la mineralización, no se cuenta con antecedentes concretos que permitan deducir cómo afectan la moliendabilidad del mineral; en el sentido de si resultaría necesario diferenciar una litología/mineralización de otra.

2.6 Revisión bibliográfica: relevancia del trabajo

De acuerdo a documentación bibliográfica, se procede a establecer los antecedentes que existen en relación al trabajo de título y sus objetivos.

En primer lugar, es posible afirmar que el adecuado conocimiento de las propiedades de la roca, en este caso la dureza, es fundamental para predecir su comportamiento en las operaciones posteriores de conminución. Esto, porque la dureza impacta directamente sobre la energía que se requiere para triturar la roca a una cierta granulometría; por lo que diseñar los procesos de chancado y molienda en función de una correcta predicción de la dureza, tiene el potencial de elevar significativamente la eficiencia de estas etapas; tanto en términos de costos como de calidad de los resultados.

En el trabajo de memoria realizado por R. Contreras [Contreras, 2009; Contreras et al., 2010], se aplican simulaciones geoestadísticas para modelar variables de leyes y Work Index, con el fin de obtener un plan de explotación para una mina a rajo abierto. Se estudia el impacto de incluir las variables tph (toneladas por hora) y horas de procesamiento en la planta, sobre la planificación. Como resultado, con respecto al caso base en que sólo se considera la ley del mineral y su recuperación metalúrgica, se obtiene un aumento del beneficio en un 10%. Asimismo, se confirmó una variación en la geometría de explotación y del destino de algunos bloques. Lo anterior implica que la dureza de la roca, reflejado en este caso en el Work Index de Bond, debe ser contemplada como una variable de decisión al momento de determinar si un bloque debe dirigirse a botadero, stock o planta; si es que se desea optimizar el resultado

económico de un proyecto minero. En términos generales, el potencial económico de un yacimiento debe ser cuantificado incorporando la mayor cantidad de variables que influyen en la cadena de valor.

En la misma línea de análisis, el trabajo de Cáceres et al. [Cáceres et al., 2004] sostiene que la planificación minera y el procesamiento del mineral son aristas que usualmente se optimizan por separado; siendo la ley de corte la única variable que se involucra de manera crítica. La nueva metodología plantea la incorporación de la relación existente entre molienda/flotación y el modelo económico minero; apuntando a una optimización simultánea de rendimiento, Work Index y recuperación metalúrgica. Esto deriva en una redefinición de los límites de la mina, secuencia de extracción y estrategia de consumo de reservas. Esto no sólo es aplicable a minas de rajo abierto, también en faenas de panel caving por ejemplo, donde la influencia del Work Index en la planificación puede llevar a un cambio en la altura de columna óptima. En resumen, integrar la optimización del procesamiento de mineral y la planificación en la mina puede llevar a un aumento del VAN de entre 5 a 15%.

En el trabajo de memoria efectuado por Luis Aedo [Aedo, 2007], se aborda una estimación geoestadística de variables asociadas a propiedades mecánicas de la roca; como son el índice del ensayo de carga puntual (I_{s50}) y RQD. Se sigue una metodología de análisis estadístico exploratorio de los datos, identificación de dominios de estimación (asociados a atributos geológicos), estudio variográfico y finalmente estimación por kriging ordinario. Esto, con el objetivo de obtener un modelo de resistencia de los materiales a manejar en una mina a rajo abierto, ya que se sostiene que dicha cualidad se asocia frecuentemente al gasto en explosivos, circuitos de chancado y procesamiento del mineral. Se plantea la aplicación de los resultados obtenidos en distintas áreas del proyecto; como son geología, geotecnia, tronadura, ingeniería de planificación y geometalurgia-planta; para mejorar procesos de chancado y lixiviación en pilas; con un enfoque a largo plazo.

Por otra parte, se destaca que las técnicas de estimación y simulación geoestadística, aplicadas a la predicción de variables geotécnicas, son una alternativa más precisa en comparación con las metodologías que suelen aplicarse con respecto a este tipo de variables. Existe la tendencia a promediar los datos sobre determinadas zonas, las que para efectos de estudios se consideran homogéneas y se denotan como dominios geotécnicos. No obstante, esto no respeta la naturaleza de estos atributos de la roca; dado que algunas no son aditivas, o su comportamiento se asocia a una dirección en el espacio. Así, es necesario considerar la continuidad espacial de la variable para obtener una mejor estimación local, e idealmente incorporar una medida de la incertidumbre para cuantificar el riesgo asociado a ciertos diseños geotécnicos [Egaña et al., 2008]. Así, es posible afirmar que la dureza es un atributo de esta naturaleza, y por lo tanto se adecúa de mejor forma a una estimación geoestadística que a una definición de dominios a mayor escala.

Un aspecto relevante, que tiene relación con la metodología a seguir en el presente trabajo, es el hecho de que a pesar de que las variables a estudiar (Work Index, índice carga puntual y SPI) no son aditivas, esto no constituye un obstáculo para la aplicación de herramientas de estimación lineal. La base que permite validar la interpolación espacial es que ésta tenga sentido; es decir, si se tiene el valor de dureza de la roca en dos puntos, es factible predecir que el valor en una posición intermedia corresponderá a una ponderación de los datos. El problema con la no-aditividad surge cuando esto no ocurre [Carrasco et al., 2008]. La estimación a llevar a cabo en este trabajo es de carácter puntual; es decir, no se contempla la discretización de bloques y la obtención de estimaciones promedio en éstos.

2.7 Contribución de la Memoria:

Como se describe en la sección anterior, de acuerdo al análisis bibliográfico, el “estado del arte” indica que, hasta el momento, variables asociadas a atributos mecánicos (dureza) de la roca en faenas mineras han sido sometidas a técnicas de estimación y simulación estadísticas; más específicamente, las variables Work Index e Índice de Carga Puntual. No obstante, el enfoque que se ha tomado en su análisis es de carácter univariable; no se ha contemplado la estimación conjunta de variables, mediante cokriging por ejemplo, ni se ha abordado el establecimiento de modelos de correlación entre dichas variables.

En este sentido, el presente trabajo de título, pretende estudiar en conjunto tres de las variables que miden dureza o resistencia de la roca. Esto, con la finalidad de generar un modelo espacial completo, que asocie estas variables entre sí, defina su comportamiento espacial integrado y considere además la influencia de atributos geológicos, como son litología o alteración.

3 METODOLOGÍA

La metodología mediante la cual se pretende conseguir los objetivos propuestos, consiste en los siguientes pasos:

a) Revisión de la base de datos:

Se cuenta con tres categorías de base de datos. En primer lugar, el modelo de bloques correspondiente a Escondida. Por otro lado, los datos relativos a sondajes sobre los cuales se ensayó SPI y Work Index, y por último, aquéllos asociados a las pruebas de Carga Puntual.

Esta etapa consiste en una primera aproximación, en que se establece la información disponible, y qué porción de ésta es la que se aplica para el estudio posterior. Cómo están referenciadas las muestras, y cómo se ordenan los resultados de los ensayos en relación a las coordenadas espaciales.

b) Estudio estadístico de las variables:

La primera parte de este análisis se centra en una caracterización global de las variables, de modo de observar la distribución de sus valores y su comportamiento espacial. Esto se traduce en la elaboración de histogramas y gráficos de deriva según las coordenadas X, Y y Z. Además de la nube de puntos que se obtiene al graficar variable versus coordenada, se generan curvas que muestran la deriva, obtenida a partir de la media en intervalos de la coordenada.

Luego, se busca incorporar la influencia de atributos geológicos sobre los resultados estadísticos. Para ello, se realiza un procedimiento de “back-flagging” sobre los datos de SPI, Work Index y PLT; de forma de referenciarlos a las coordenadas correspondientes del modelo de bloques y así ligarlos con valores de litología, alteración, y minzone.

Posteriormente, se procede a obtener histogramas para cada variable y cada dominio geológico; además de gráficos de deriva traslapados con curvas que muestran la proporción de un cierto atributo geológico en el espacio. Esto permite observar si la presencia mayoritaria de una cierta litología, por ejemplo, determina el crecimiento o decrecimiento del valor de una variable en una determinada dirección. También se contempla la generación de visualizaciones 2D y 3D de las variables en el espacio.

Por último, se efectúa un análisis de correlación entre las variables. Para ello, se construye la matriz de correlación; en cuya mitad es posible observar el coeficiente de correlación absoluto entre cada par de variables, y en la otra mitad el coeficiente de

correlación por ranking de las variables. Considerar ambos tipos de correlación, permite identificar diferencias entre los coeficientes (absolutos o ranking), que frecuentemente se asocian a la presencia de pequeños grupos de datos que se desvían de la nube de correlación y dificultan la obtención de una curva de regresión de buena calidad.

c) Definición de dominios de estimación:

Este paso consiste en determinar qué parámetro regirá la clasificación de los datos, para establecer dominios en base a los cuales se estudiará la variabilidad y la eventual existencia de direcciones de anisotropía (variogramas). Por tanto, es necesario que se determine un cierto atributo geológico, o grupos de ellos, que influyan más notoriamente sobre el comportamiento de las variables; es decir, que se observen resultados estadísticos claramente diferenciados entre un dominio y otro; además de que cada uno contenga una cantidad significativa de datos en base a la cual estimar. De la misma forma, es necesario que el traslape espacial de los datos asociados a los dominios propuestos no sea excesivo, de forma que sea posible delimitar contornos más menos homogéneos entre una unidad y otra. Dado lo anterior, se contempla la posible necesidad de iterar en el análisis estadístico anteriormente descrito, para así obtener resultados por dominio que reflejen adecuadamente la distribución de las variables, conformando una adecuada base para el posterior estudio variográfico y estimación por kriging.

d) Suavizamiento de dominios:

Una vez establecida una diferenciación de dominios sobre los cuales se efectuará la estimación, es necesario definir una delimitación espacial de dichos dominios, en que los contornos estén suavizados. Así, una vez realizado el kriging, los resultados podrán ser divididos de acuerdo a las unidades suavizadas, y para esto se requiere clasificar los bloques de la grilla en la cual se estimará. El primer paso consiste en hacer un kriging de indicador sobre los datos, en que cada dominio se define por una variable binaria. Previo al kriging de indicador, se debe llevar a cabo el estudio variográfico de cada variable, para detectar direcciones de anisotropía, calcular variogramas experimentales en dichas direcciones y modelarlos para que ingresen como input al kriging.

En esta etapa, se debe fijar las proporciones de datos que pertenecen a cada unidad, de forma que dichas proporciones sean respetadas posteriormente. El kriging de indicador permite obtener, para cada bloque, la probabilidad de que éste pertenezca a cada una de las unidades establecidas. Así, en base a estas probabilidades, se procede a clasificar cada bloque. Para ello, es necesario definir un orden de relevancia de los dominios geológicos, idealmente en base a su valor para el negocio (que en este caso puede ser la riqueza de mineral económico). Se ordenan los nodos obtenidos a partir del kriging de indicador, en orden de probabilidad según el dominio más significativo; sea el dominio "A". Se seleccionan los primeros nodos, hasta completar la proporción global que se establece al comienzo, para dicha unidad. Tales nodos pasan a

pertenecer al dominio "A". Con los bloques restantes, se sigue el mismo procedimiento para los demás dominios, en el orden que implique su relevancia. Una opción es también preferenciar el dominio con menor abundancia en el espacio.

De esta forma, una vez que se clasifican todos los bloques que entrega el kriging de indicador, se procede a utilizar un software de suavizamiento ("smooth_by_freq.exe"), con el que se busca minimizar las discontinuidades en los contornos de cada unidad de estimación. Este programa requiere como input el modelo de bloques, con los nodos ya clasificados, y la coordenada según la cual se desea suavizar.

e) Estudio variográfico:

Se considera la elaboración de variogramas experimentales y su ajuste mediante variogramas modelados para cada variable; de acuerdo a las direcciones de anisotropía que puedan detectarse en la etapa anterior, y para cada uno de los dominios establecidos. Dado el hecho de que se efectúa estimación por cokriging, es necesario, además de los variogramas individuales por variable, calcular y modelar los variogramas cruzados respectivos. En esta etapa, se debe definir un modelo de correogionalización válido; las estructuras variográficas deben ser las mismas para todos los modelos (individuales y cruzados), con las mismos alcances. Lo único que puede variar son las mesetas, y se debe cuidar que las matrices de mesetas sean definidas positivas.

f) Estimación:

Esta etapa depende de los resultados de correlación entre las variables. Si es que un determinado par de variables no está correlacionado en absoluto (coeficiente de correlación $\rho < 0,5$), entonces no resulta práctico efectuar cokriging, puesto que no se estaría añadiendo información útil para la estimación.

En el presente trabajo, dada la deficiente correlación de los datos de la variable PLT con los de las otras dos (SPI y BWi), se opta por realizar un kriging de tendencia de la primera, con el fin de observar si es que la media de dicha variable en el espacio se correlaciona de mejor forma con las demás. Posteriormente, se sigue este procedimiento con las variables SPI y BWi, estimando sus medias, con el fin de estudiar cómo se relacionan con la media de I_{50} en el espacio.

Luego, se establece que los modelos estimados de las variables SPI y BWi, deben hacerse en base a los datos separados según un cierto umbral de PLT. Esto, debido a que según antecedentes de Escondida, existe un valor de I_{50} sobre y bajo el cual el material se comporta de manera distinta para la planta de procesamiento; por lo que resulta relevante tratar los datos de forma diferenciada.

El paso siguiente es la estimación propiamente tal de las variables SPI y BWi, para generar el modelo de bloques que se requiere. Se opta por realizar un cokriging de ambas variables, las cuales poseen un buen grado de correlación. En tanto la variable PLT finalmente se utiliza sólo como referencia para separar los datos según el umbral establecido.

Dado que se cuenta con los modelos de tendencia o media de las variables en el espacio, se decide hacer uso de dichos modelos. A partir de los datos provenientes de la muestra, se identifica a qué bloque de la grilla de tendencia pertenece cada uno, y al sustraer de cada dato su media, se obtiene un conjunto de datos residuales, para cada variable. Son éstos datos los que se someten al estudio variográfico descrito, y en base a los cuales se lleva a cabo un cokriging simple de las variables SPI y BWi. La aplicación de cokriging simple se debe a que, al estar trabajando con residuos, su media teórica puede asumirse como conocida, e igual a cero.

g) Validación de la estimación:

El último paso apunta a verificar si la estimación fue efectuada correctamente, en base a los datos disponibles. El objetivo es observar si es que los valores estimados tienen un comportamiento estadístico que tenga sentido de acuerdo a los datos; a la vez que resulta importante estudiar si las tendencias espaciales (variación de las variables en función de las coordenadas) son coherentes. Para ello entonces, se obtienen las estadísticas numéricas e histogramas de los bloques estimados y se comparan con los de los datos. Así también, se dibujan las derivas espaciales, para contrastar con la que muestran los datos desagrupados. Para desagrupar los datos se utiliza el algoritmo del vecino más cercano, y se calcula la media de los valores en intervalos de distancia fijos en cada dirección del espacio.

Finalmente, se obtienen visualizaciones 2D, con el objetivo de comparar secciones de bloques estimados con los datos, y verificar que éstos sean respetados.

4 CASO DE ESTUDIO

En primer lugar, se desarrolla el análisis estadístico de los datos, con el objetivo de determinar las unidades de estimación. El modelo estimado de dureza que se presenta en este trabajo corresponde al sector Escondida.

A continuación se presenta los resultados obtenidos para el análisis de estadística descriptiva. Por otra parte, cabe destacar que en esta instancia, las bases de datos correspondientes a SPI/BWi y PLT son analizadas de forma independiente (no se ha efectuado un link espacial entre ambas), además de que no se ha realizado un filtro estadístico de los datos.

4.1 Estudio estadístico – Escondida

En adelante, el trabajo se centra en el sector Escondida.

4.1.1 Estadísticas numéricas

Las siguientes tablas muestran los principales resultados estadísticos obtenidos para cada una de las variables. Éstos corresponden tanto a resultados globales, como por categoría (litología/alteración). Los colores que se observan en la fila de la media, dicen relación con la variación de la media en función de la litología, por un lado, y de la alteración por otro. El color rojo se asocia a una media más alta, en tanto que el color verde a una media más baja.

Tabla 5: Estadísticas SPI Escondida.

SPI (min)	GLOBAL	LITO 1	LITO 2	LITO 3	LITO 4	ALT1	ALT 2	ALT 3
n° Datos	5314	3433	202	1526	153	4091	973	250
Media	55,55	56,42	49,73	55,27	46,59	51,38	68,05	75,10
Mínimo	4,60	5,70	12,21	4,60	13,10	4,60	13,44	23,30
Máximo	242,00	223,70	106,23	242,00	140,60	205,64	242,00	178,60
Desviación estándar	24,89	23,53	18,50	28,40	21,24	22,20	28,72	24,88
Varianza	619,51	553,82	342,08	806,57	451,22	492,80	824,87	619,03
Coefficiente de variación ¹	0,45	0,42	0,37	0,51	0,46	0,43	0,42	0,33

¹ Coeficiente de variación = Desviación estándar/Media

Tabla 6: Estadísticas Work Index de Bond Escondida.

WI (kWh/ton)	GLOBAL	LITO 1	LITO 2	LITO 3	LITO 4	ALT1	ALT 2	ALT 3
n° Datos	5314	3433	202	1526	153	4091	973	250
Media	12,87	13,33	12,81	11,92	12,14	12,67	13,36	14,22
Mínimo	5,41	5,63	6,81	5,41	7,60	5,41	6,37	8,83
Máximo	31,46	31,46	18,77	21,54	21,37	31,46	21,54	22,50
Desviación estándar	2,71	2,64	1,88	2,74	2,37	2,77	2,41	2,22
Varianza	7,34	6,95	3,52	7,50	5,62	7,65	5,83	4,92
Coefficiente de variación	0,21	0,20	0,15	0,23	0,20	0,22	0,18	0,16

Tabla 7: Estadísticas PLT Escondida.

Is ₅₀ (MPa)	GLOBAL	LITO 1	LITO 2	LITO 3	LITO 4	LITO 6	ALT1	ALT 2	ALT 3
n° Datos	165053	95579	17533	47285	4617	39	90804	54121	20089
Media	3,45	4,01	2,93	2,60	2,70	1,69	2,33	4,44	5,87
Mínimo	0,00	0,00	0,04	0,01	0,06	0,10	0,01	0,00	0,05
Máximo	291,67	291,67	231,16	201,79	25,85	3,85	231,16	275,62	291,67
Desviación estándar	4,36	4,44	3,35	4,50	2,49	1,01	3,13	5,32	4,63
Varianza	19,02	19,71	11,23	20,28	6,21	1,02	9,82	28,30	21,46
Coefficiente de variación	1,26	1,11	1,15	1,73	0,92	0,60	1,35	1,20	0,79

Además de las estadísticas por litología y alteración, se obtiene los resultados para combinaciones de éstas, de manera de ver si tiene sentido establecer dominios en base a estas combinaciones, y agrupar algunos atributos según cómo se diferencie la media entre uno y otro. Las tablas que se muestran a continuación, representan matrices de medias para cada variable. Los colores indican, al igual que en las tablas anteriores, cómo varía la media en cada caso.

Tabla 8: Medias litología/alteración SPI Escondida.

MEDIA SPI (min)	LITO 1	LITO 2	LITO 3	LITO 4
ALT 1	54,52	49,73	42,81	43,35
ALT 2	65,43	-	70,06	67,77
ALT 3	68,12	-	85,03	81,98

Tabla 9: Medias litología/alteración Work Index de Bond Escondida.

MEDIA BWi (kWh/ton)	LITO 1	LITO 2	LITO 3	LITO 4
ALT 1	13,30	12,81	10,70	12,00
ALT 2	13,26	-	13,45	12,93
ALT 3	14,10	-	14,40	14,09

Tabla 10: Medias litología/alteración PLT Escondida.

MEDIA Is ₅₀ (MPa)	LITO 1	LITO 2	LITO 3	LITO 4
ALT 1	2,55	2,47	1,58	1,96
ALT 2	5,55	5,62	3,27	4,48
ALT 3	6,65	7,76	2,73	5,28

De las matrices anteriores, es posible observar que, en general, la Alteración 3 (Potásica) y la Litología 3 (Andesita) se asocian a valores altos de dureza. La excepción la constituye la variable Is₅₀ (PLT), para la cual la Litología 3 presenta medias menores en comparación con el resto. Esta disparidad para el caso de la variable asociada al Ensayo de Carga Puntual, sería interesante de explicar; por ejemplo, en base a un efecto particular que pudiese provocar la Litología 3 sobre sus resultados.

En la línea de lo anterior, resulta relevante considerar la cantidad de datos que se asocia a cada uno de los dominios, para lo cual se elaboran gráficos que buscan ilustrar la tendencia de las variables en función de litología/alteración y el número de muestras correspondiente a cada una.

En la Figura 2, se muestra gráficos para cada variable en función de la **litología**. Las curvas de color azul se asocian a la media, mientras que las de color rojo corresponden al número de datos.

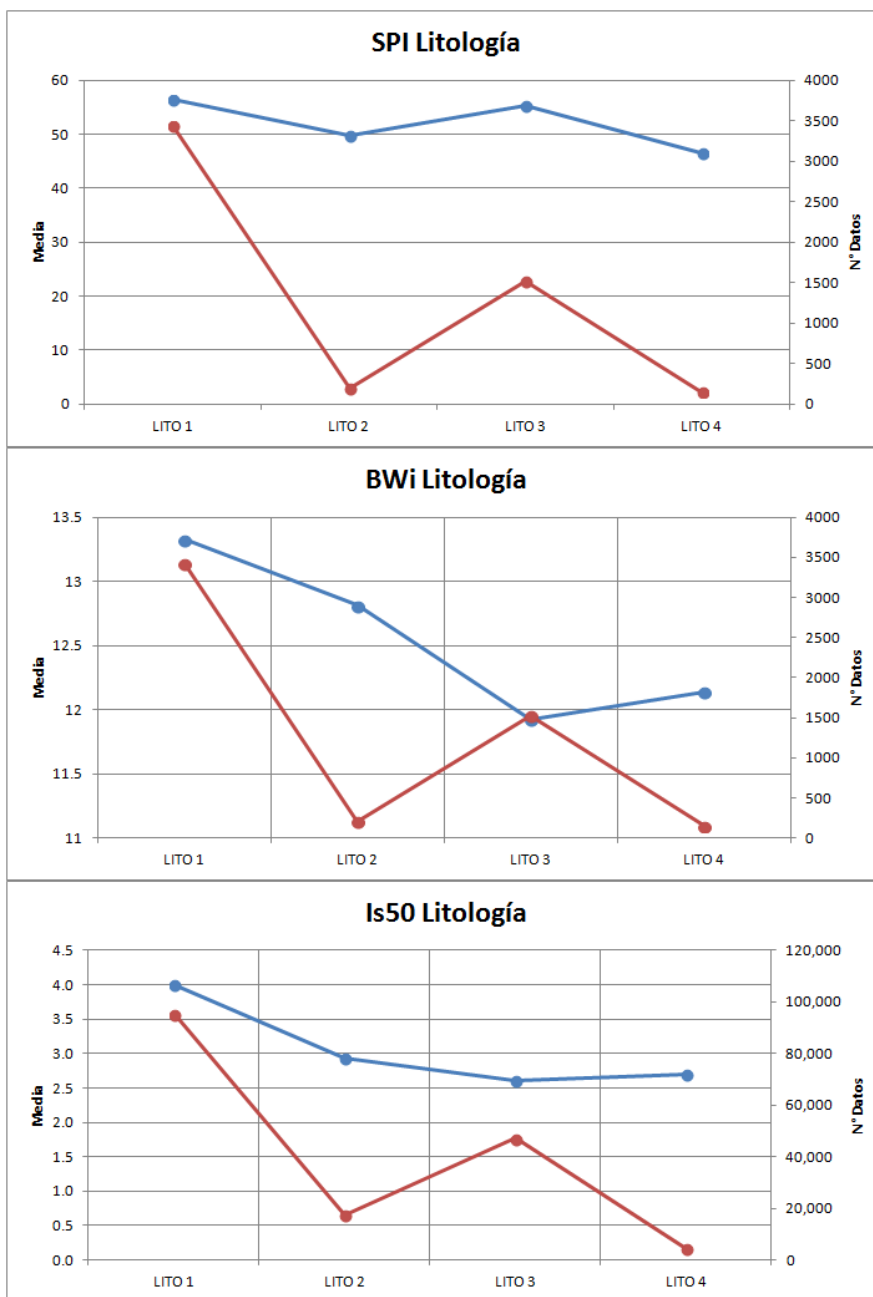


Figura 2: Media (azul) y número de datos (rojo) en función de litología. SPI, BWi y PLT Escondida.

En base a la Figura 2, se observa, en primer lugar, que la litología no implica una variación significativa de la media, especialmente para SPI y PLT. Podría afirmarse que en el caso de la variable BWi, las Litologías 3 y 4 (Andesita y Brechas) presentan medias menores que la 1 y 2 (Pórfido Feldespático y Pórfido Cuarzífero). Sin embargo, esto no es una tendencia observable en las otras dos variables.

En la Figura 3, se muestra gráficos para cada variable en función de la **alteración**.

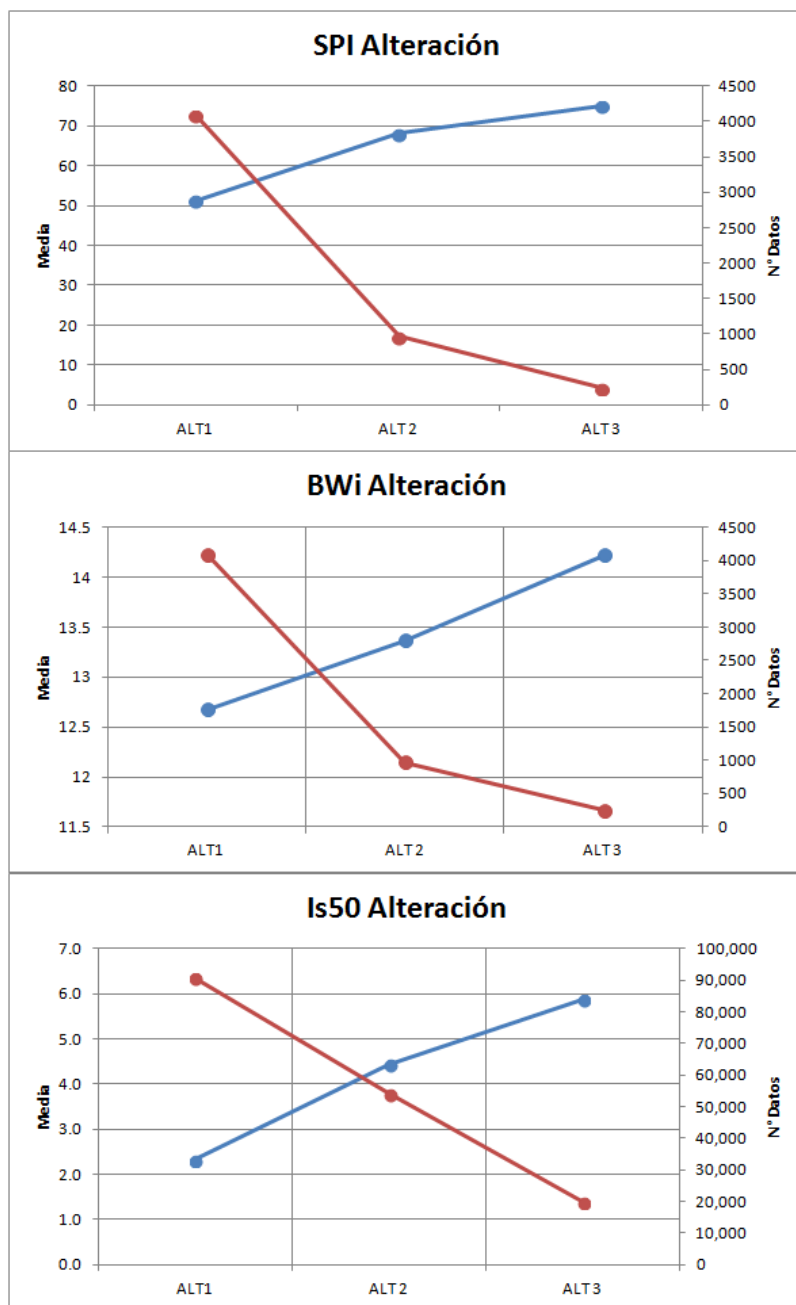


Figura 3: Media (azul) y número de datos (rojo) en función de alteración. SPI, BWi y PLT Escondida.

En base a la Figura 3, es posible afirmar que se distingue una tendencia común a las tres variables: la Alteración 3 (Potásica) concentra los datos con media mayor; seguida por la Alteración 2 (Clorita-Sericita-Arcilla), y finalmente la Alteración 1 (Cuarzo-Sericita-Arcilla), con las medias más bajas. Al mismo tiempo, la cantidad de datos muestra una tendencia inversa, con la Alteración 1 concentrando la mayor parte de los datos, y la Alteración 3 con una cantidad menor. No obstante, el número de datos asociado a la Alteración 3 para la base de datos SPI/WI es de 250 datos, lo cual sería suficiente para constituir una unidad de estimación.

4.1.2 Histogramas

La Figura 4, Figura 5 y Figura 6, corresponden a los histogramas **globales** de las variables SPI, BWi y PLT respectivamente.

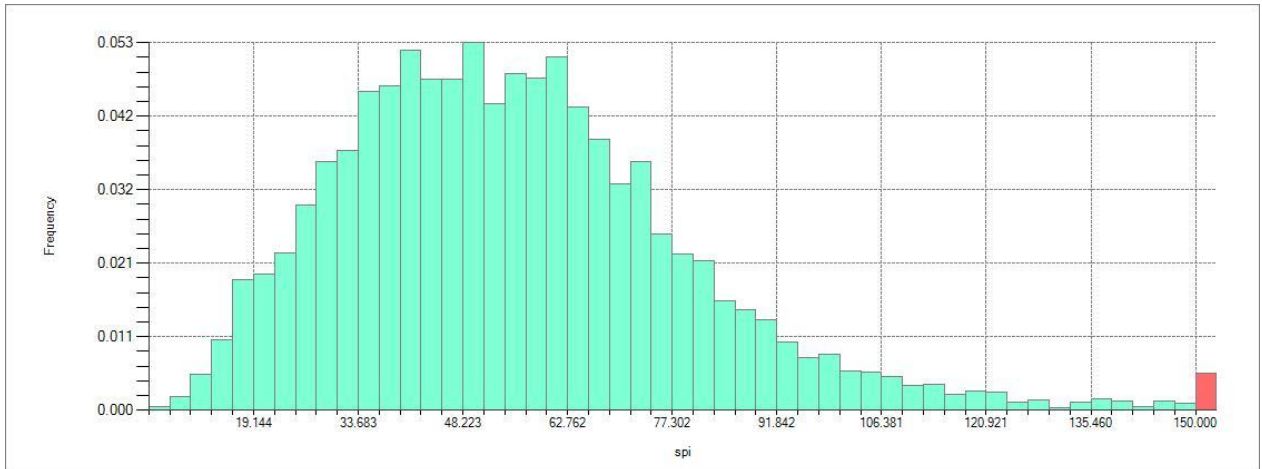


Figura 4: Histograma SPI Global Escondida.

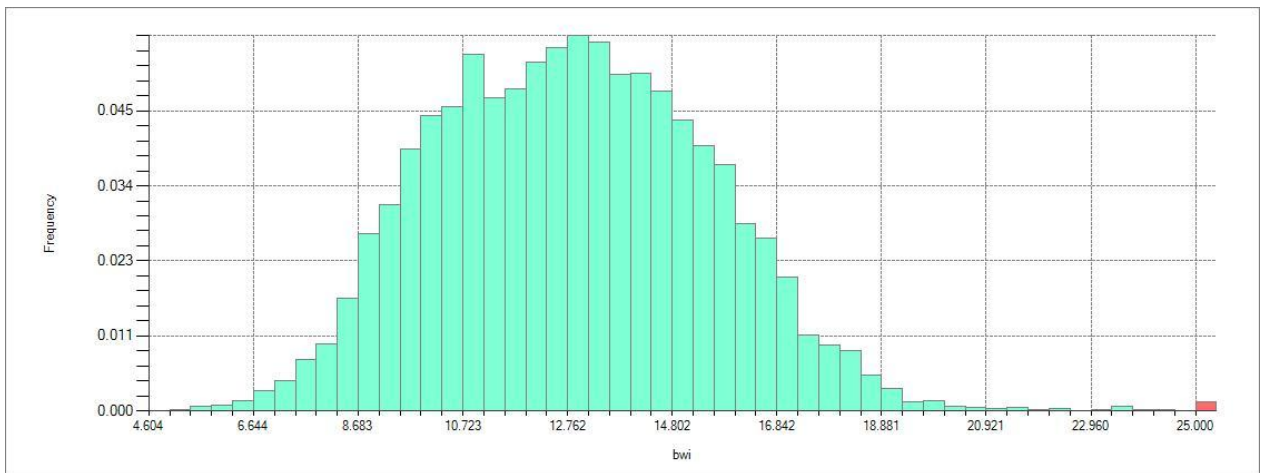


Figura 5: Histograma Work Index de Bond Global Escondida.

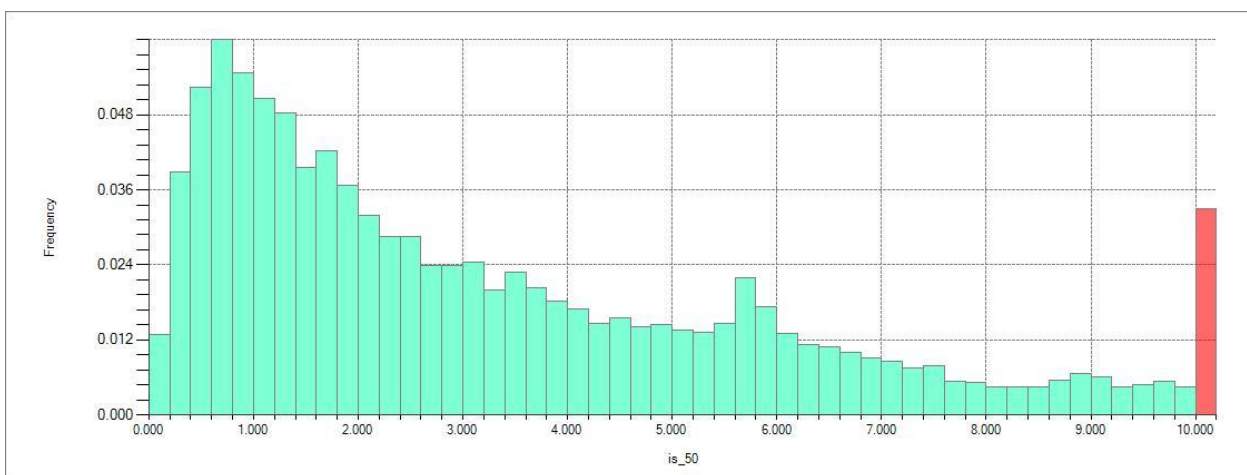


Figura 6: Histograma PLT Global Escondida.

Los histogramas por categoría (litología/alteración) se presentan en ANEXOS A.1.1-A.1.2.

4.1.3 Visualizaciones espaciales

Resulta de interés observar cómo se presentan las litologías y alteraciones en el espacio, a partir de las muestras. Esto permite por un lado asociar tendencias espaciales de las variables a determinados dominios, y a la vez observar cómo varía la densidad de muestreo en ciertas zonas, entre una base de datos y otra (SPI/BWi y PLT).

En la Figura 7 y Figura 8, se visualiza la Litología en planos 2D, de acuerdo al universo de muestras SPI/BWi y PLT respectivamente. En tanto, la Figura 9 y Figura 10, muestran el despliegue de la Alteración. Se destaca que la densidad de muestreo en profundidad es mucho mayor para la variable PLT, mientras que para las variables SPI y BWi, los datos asociados a cotas menores a 2300 son bastante pocos.

Adicionalmente, es posible distinguir cómo las alteraciones se diferencian una de otra a lo largo de la cota (Eje Z), abundando la Alteración 1 en superficie, la Alteración 2 en cotas intermedias, y la Alteración 3 en profundidad (Figura 10). En particular, el efecto de esta diferenciación en el Eje Z, se observa con mayor claridad en el despliegue espacial de la variable Is_{50} ; en que los valores más altos se presentan en cotas profundas, y los puntos más bajos en superficie (Figura 13).

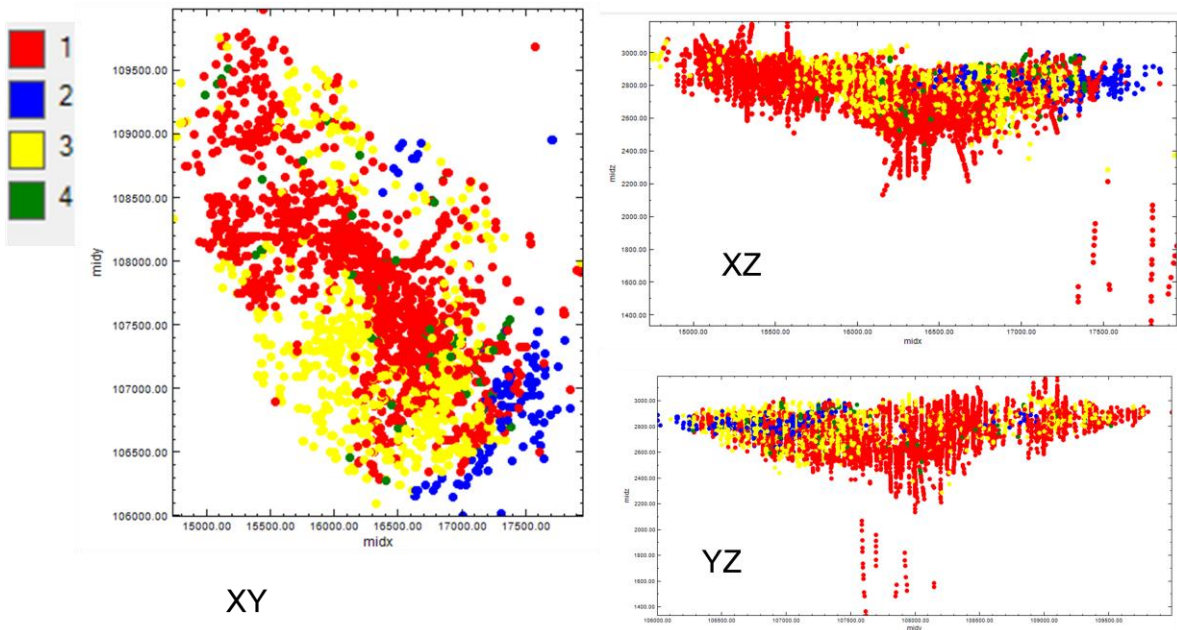


Figura 7: Litologías en el espacio. Fuente: base de datos SPI/BWi. Escondida.

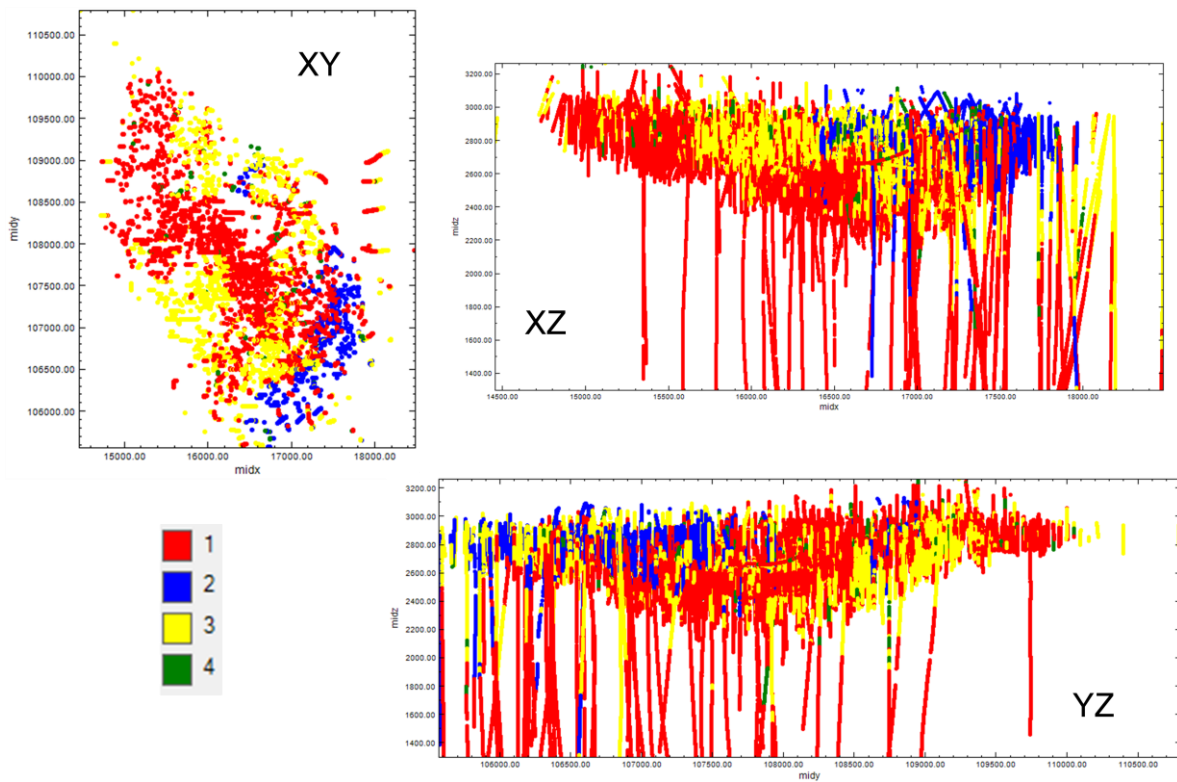


Figura 8: Litologías en el espacio. Fuente: base de datos PLT. Escondida.

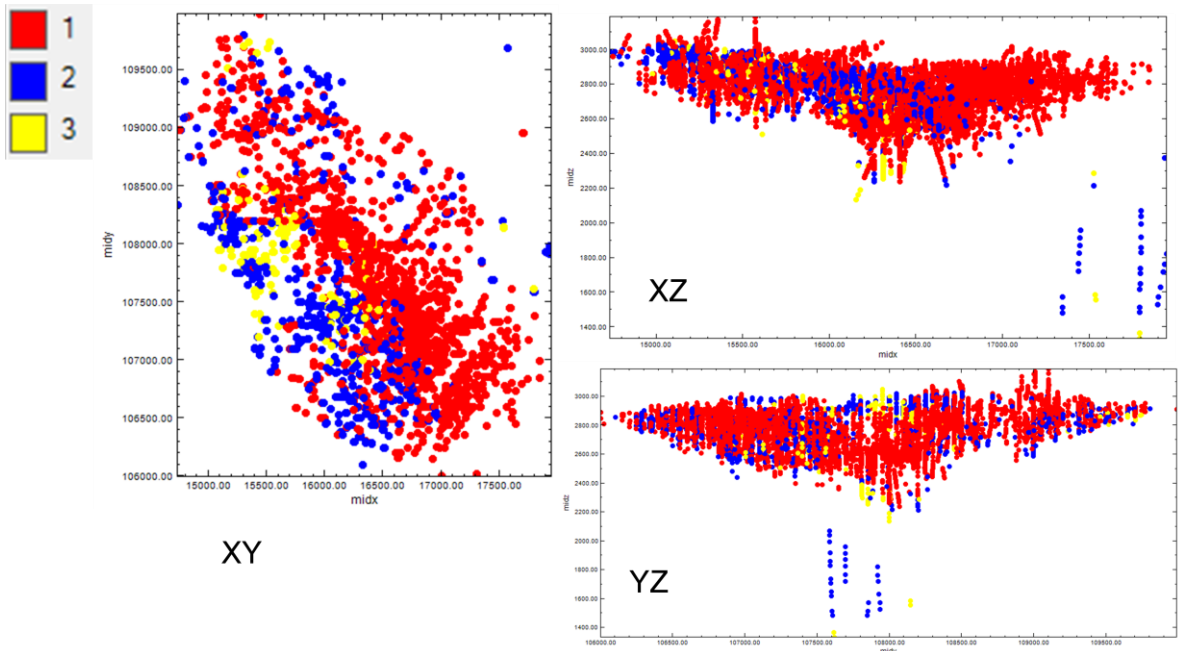


Figura 9: Alteraciones en el espacio. Fuente: base de datos SPI/BWi. Escondida.

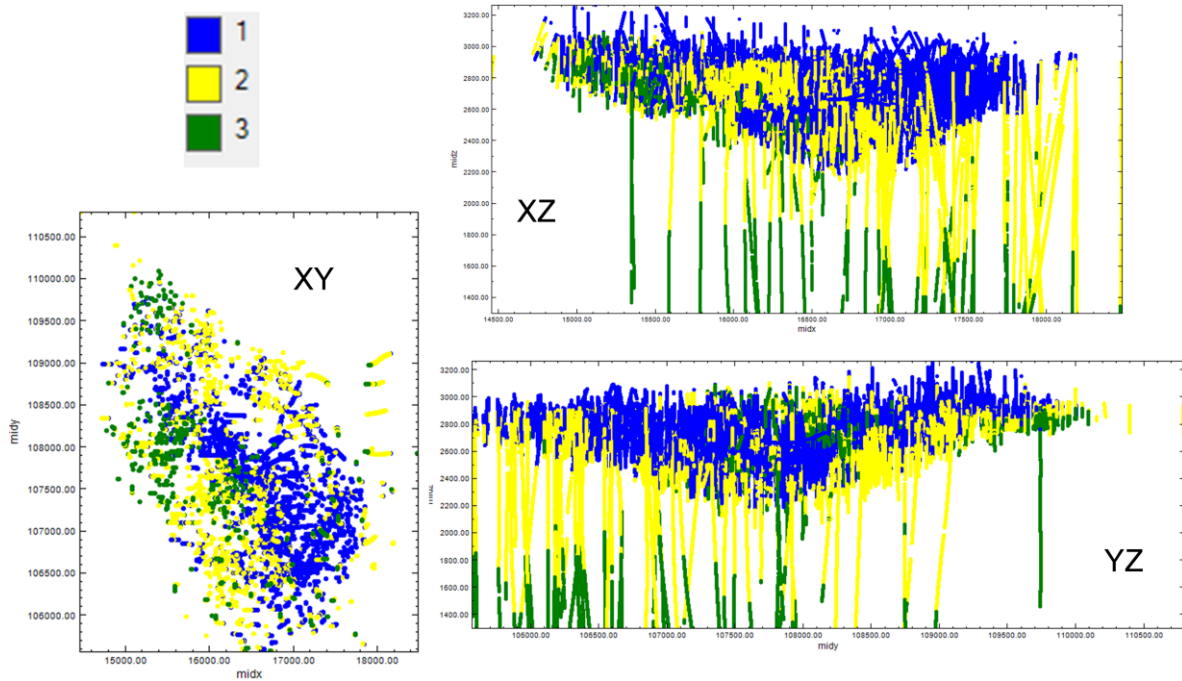


Figura 10: Alteraciones en el espacio. Fuente: base de datos PLT. Escondida.

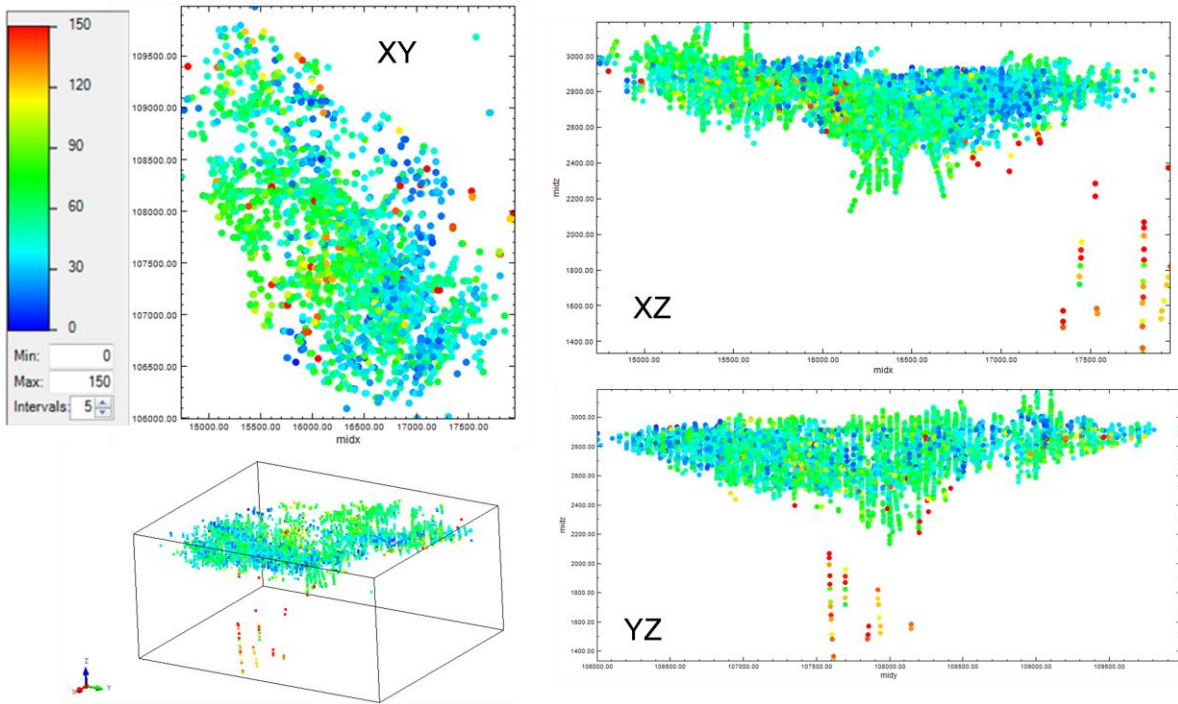


Figura 11: SPI en el espacio. Escondida.

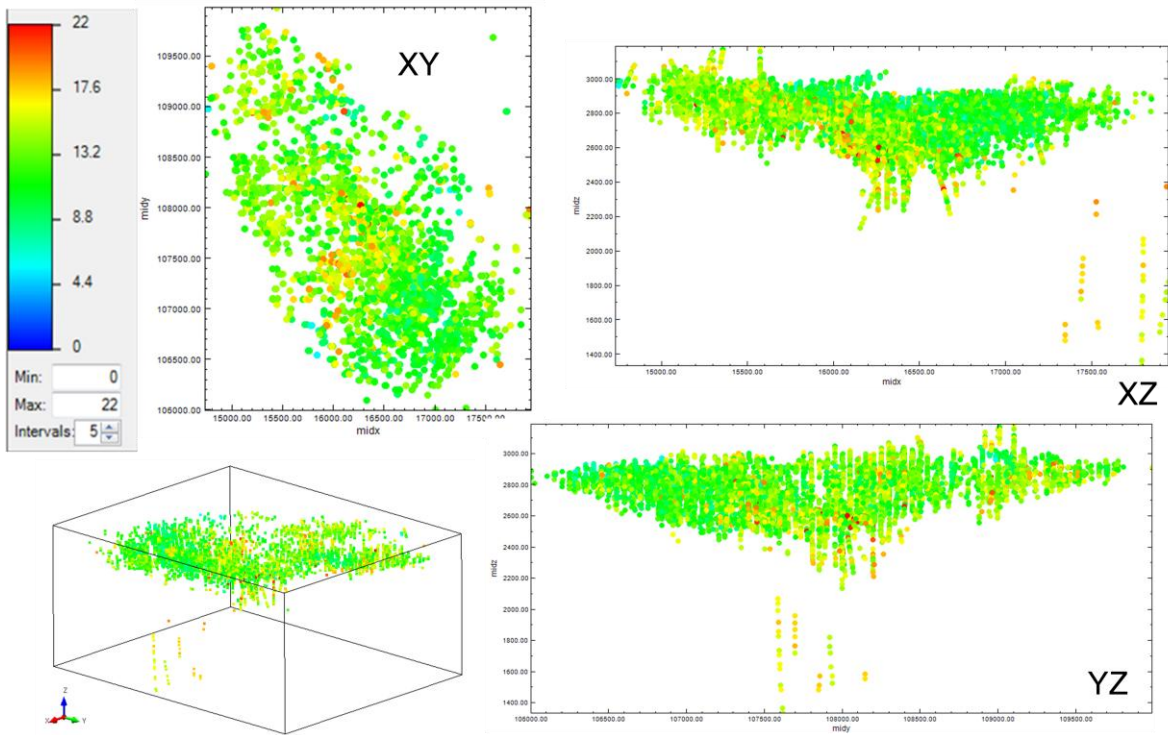


Figura 12: Work Index de Bond en el espacio. Escondida.

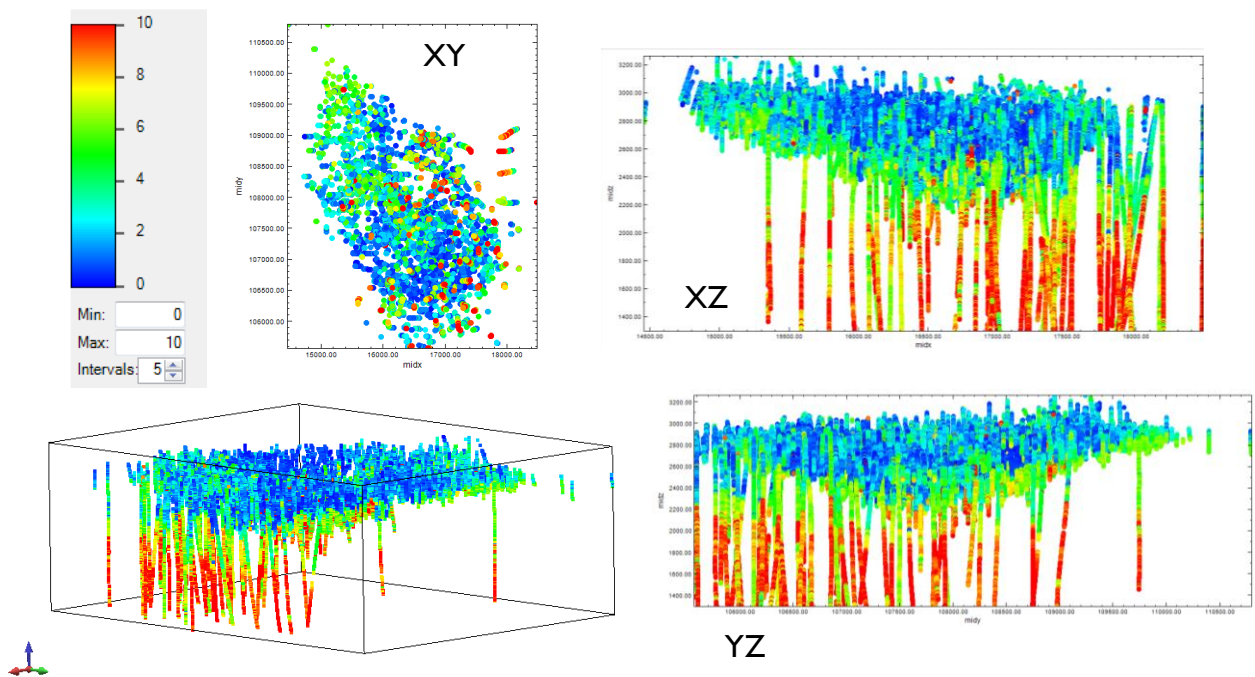


Figura 13: PLT en el espacio. Escondida.

4.1.4 Gráficos de deriva y proporciones de atributos geológicos

Los siguientes gráficos muestran por una parte, curvas de deriva para cada una de las variables en función de las tres coordenadas espaciales. Para obtener dichas curvas, se calcula la media de la variable en bandas de una cantidad fija de metros, la que se indica en el título de cada gráfico. Tras las curvas de deriva, es posible observar barras que indican la proporción de datos asociados a cada una de las categorías geológicas en las mismas bandas en que se calcula la media.

Los gráficos se muestran ordenados por atributo geológico desplegado, y luego por variable.

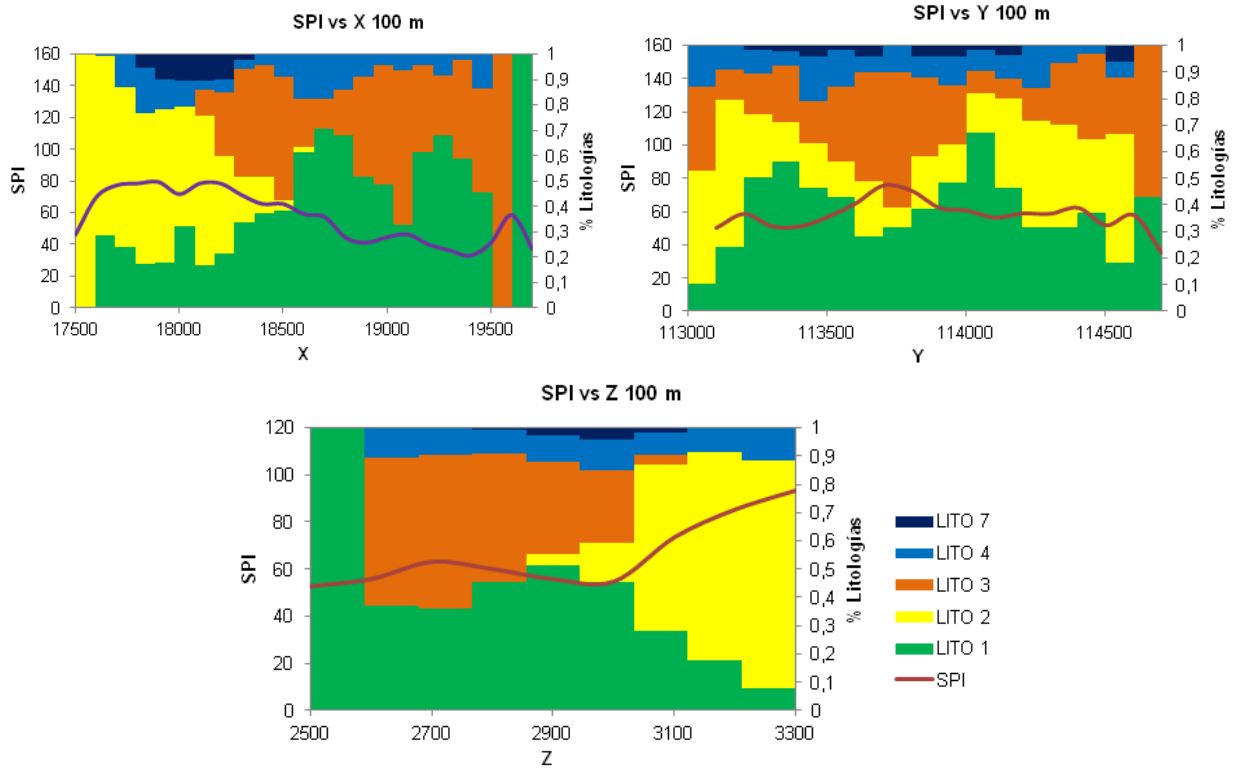


Figura 14: Derivas SPI y proporciones litología. Escondida.

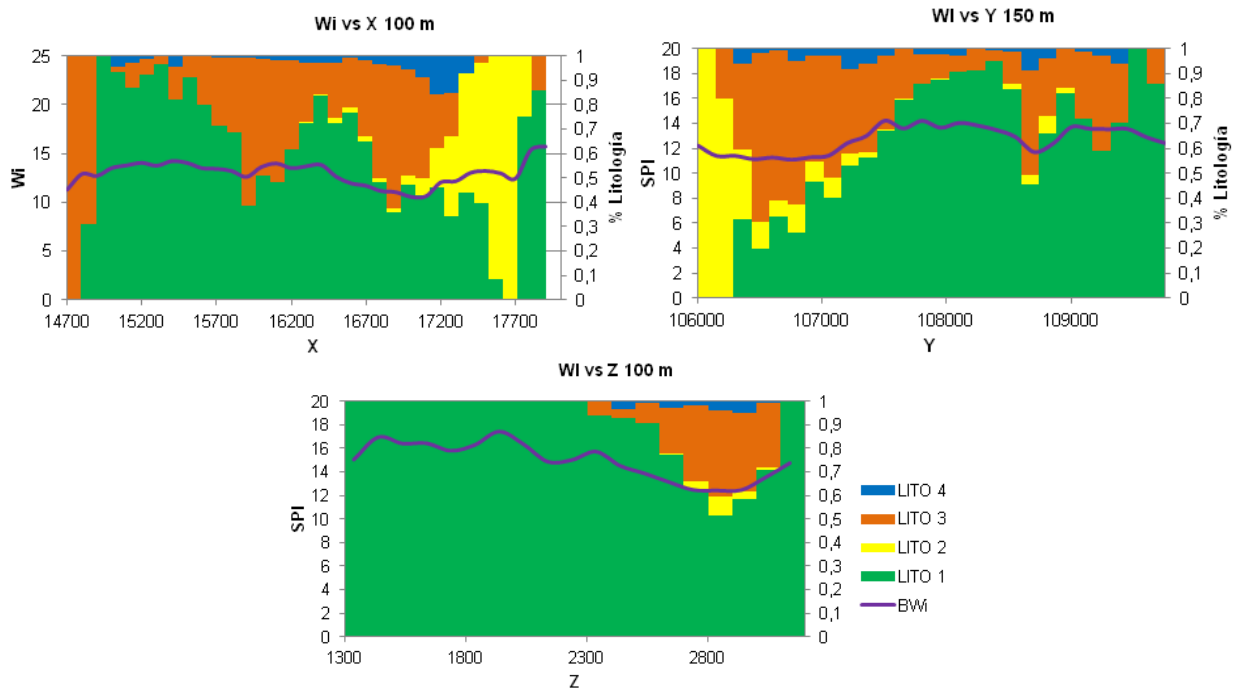


Figura 15: Derivas BWI y proporciones litología. Escondida.

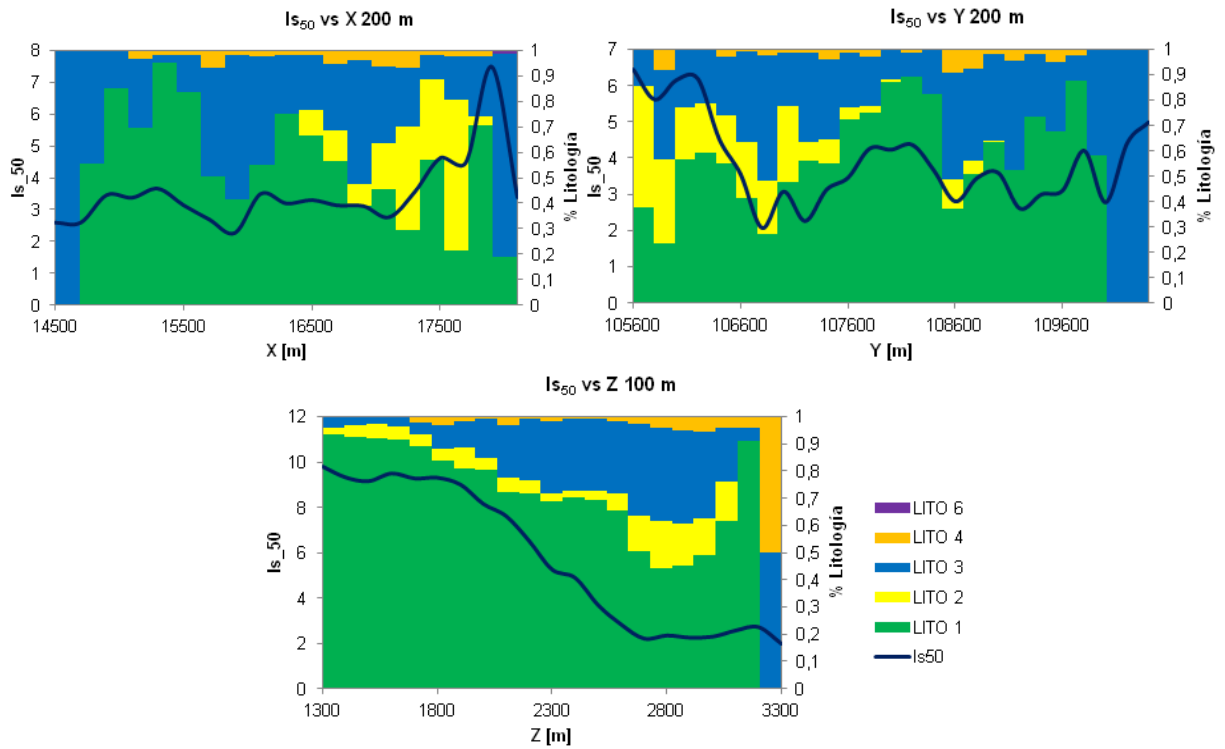


Figura 16: Derivas PLT y proporciones litología. Escondida.

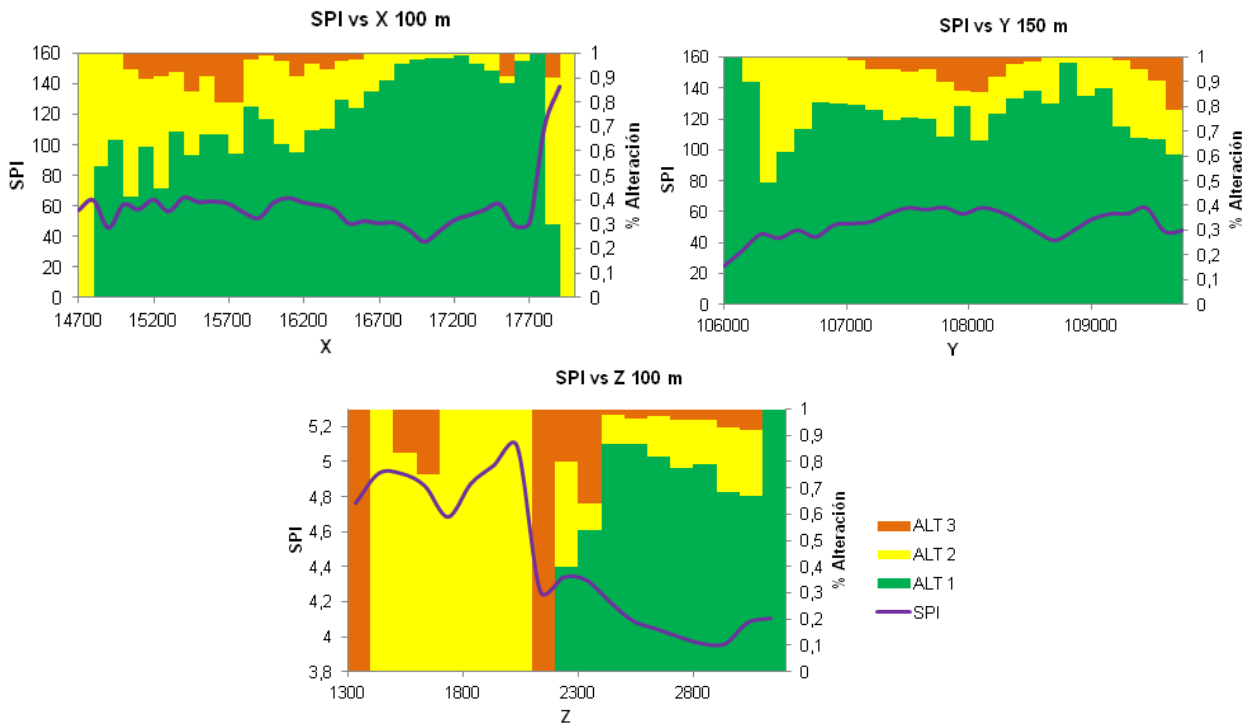


Figura 17: Derivas SPI y proporciones alteración. Escondida.

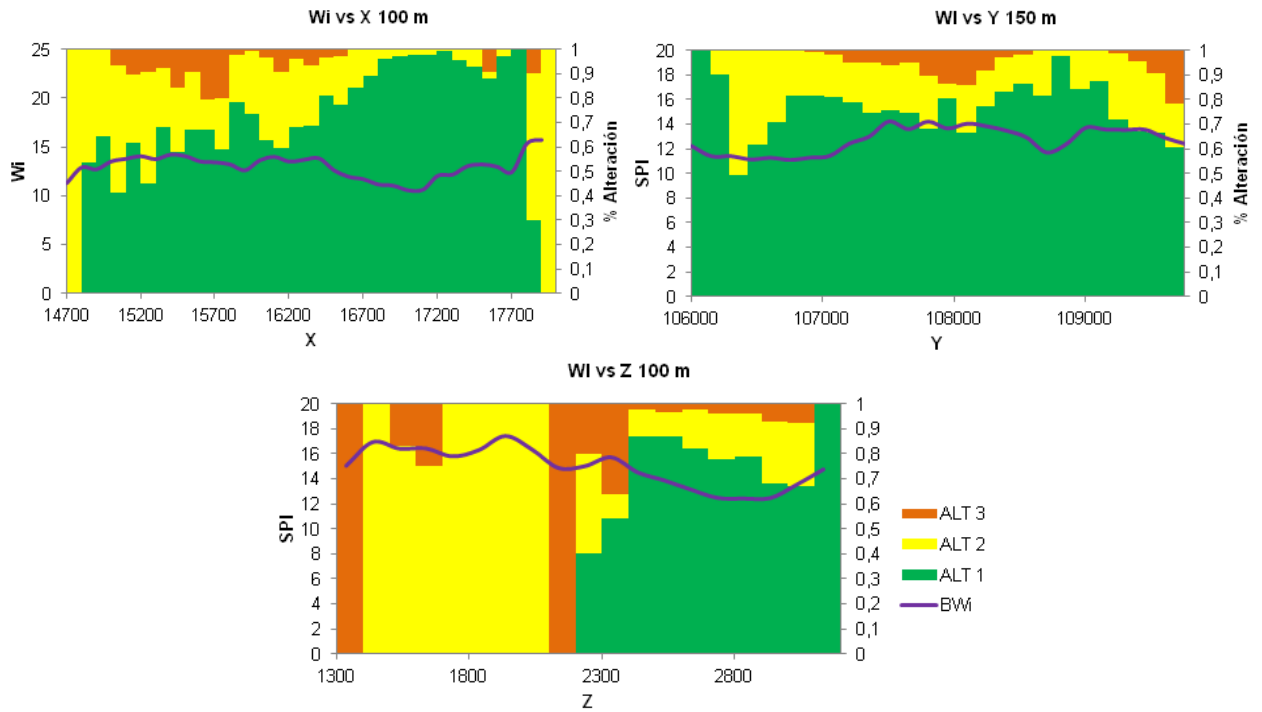


Figura 18: Derivas BWi y proporciones alteración. Escondida.

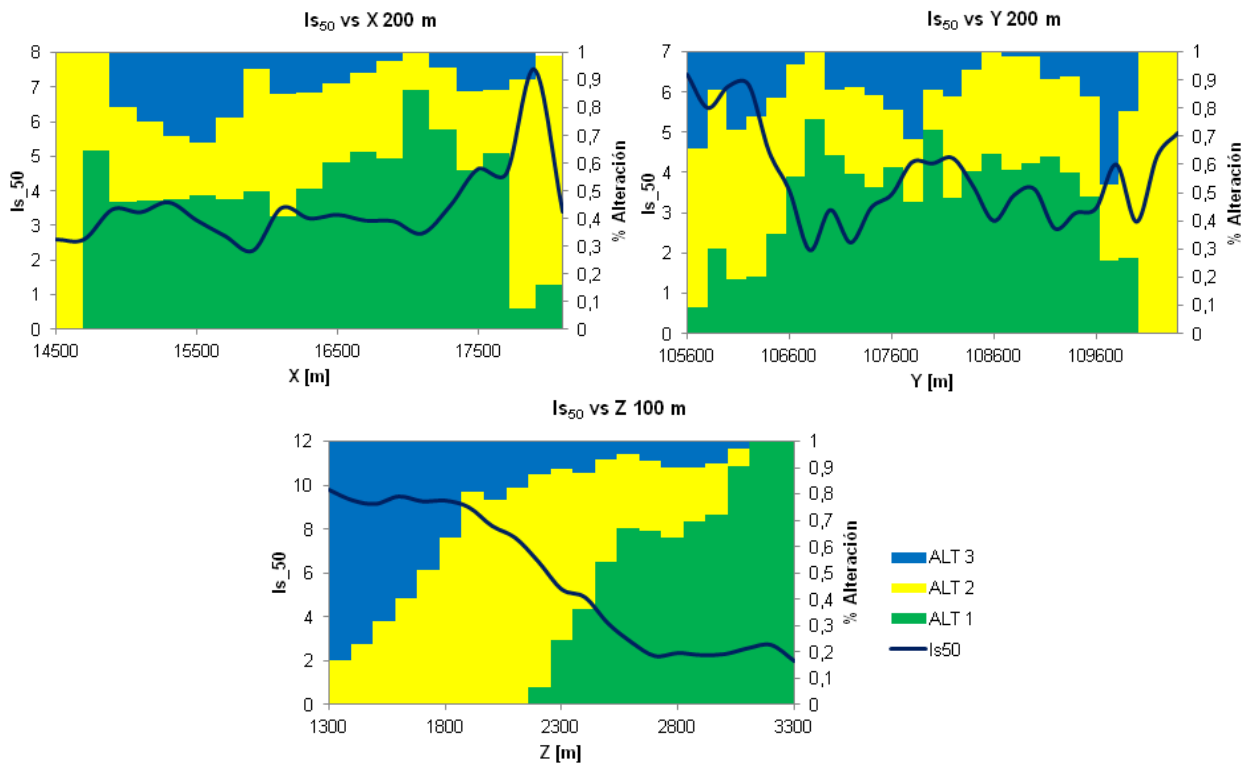


Figura 19: Derivas PLT y proporciones alteración. Escondida.

De los gráficos anteriores, se confirma cómo la abundancia de Alteración 3 (Potásica) es fuertemente determinante de valores más altos de dureza, para las tres variables. En particular, dado que espacialmente se observa que la alteración es un atributo que se diferencia en función de la cota (Eje Z), lo mencionado se observa con mucha mayor claridad en los gráficos desplegados en función de este eje (por ejemplo en la Figura 19), en que la variable Is_{50} desciende a medida que Z aumenta, a la vez que se incrementa la proporción de Alteración 1 (Cuarzo-Sericita-Arcilla), asociada a menor dureza.

4.1.5 Análisis en función de minzones

De manera complementaria, se muestra el estudio efectuado para el sector Escondida, con el objetivo de explorar la influencia del atributo “minzone” o zona mineralógica, sobre el comportamiento estadístico de las variables, específicamente la media.

En primer lugar, en la Figura 20 se muestra la variación de la media (curva azul) y de la cantidad de datos (curva roja) en función del minzone.

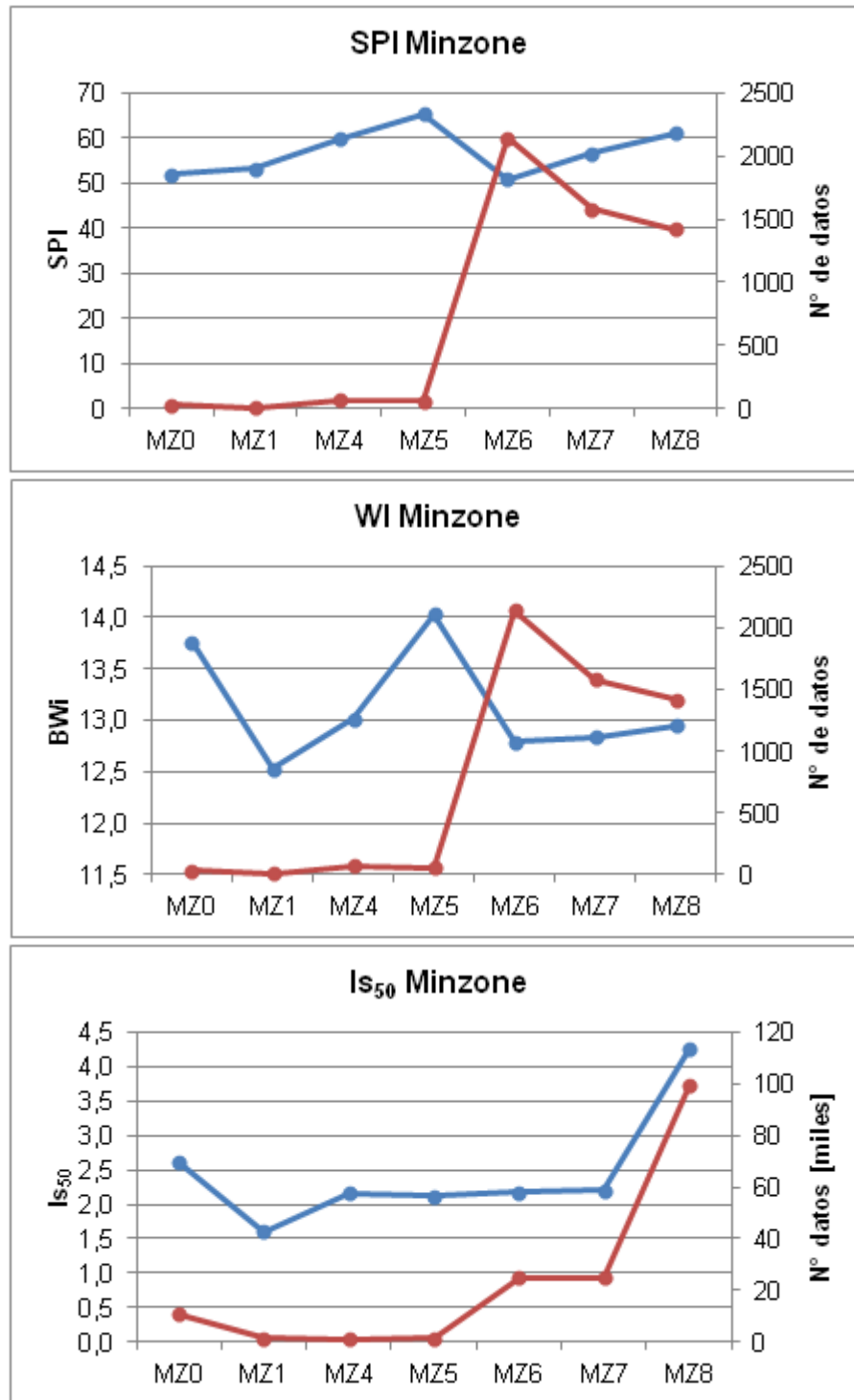


Figura 20: Media (azul) y número de datos (rojo) en función de minzone. SPI, BWi y PLT Escondida.

De la Tabla 11 a la Tabla 14, se muestran las medias obtenidas con las distintas combinaciones de minzones con cada litología y alteración.

Tabla 11: Medias minzone/litología. SPI. Escondida.

MEDIA SPI	MZ0	MZ1	MZ4	MZ5	MZ6	MZ7	MZ8
LITO 1	53.63	50.84	63.24	65.74	53.24	56.78	60.60
LITO 2	55.59	-	46.50	-	50.11	50.58	44.12
LITO 3	44.72	54.23	52.66	63.93	43.90	57.39	62.94
LITO 4	13.10	-	82.15	-	43.03	45.23	59.38

Tabla 12: Medias minzone/alteración. SPI. Escondida.

MEDIA SPI	MZ0	MZ1	MZ4	MZ5	MZ6	MZ7	MZ8
ALT 1	51.61	45.63	54.20	60.96	49.95	52.05	53.36
ALT 2	-	-	67.41	67.32	58.60	65.73	72.66
ALT 3	59.72	68.04	62.48	72.04	68.09	73.57	81.03

Tabla 13: Medias minzone/litología. BWi. Escondida.

MEDIA BWi	MZ0	MZ1	MZ4	MZ5	MZ6	MZ7	MZ8
LITO 1	14.08	13.17	13.87	14.69	13.38	13.38	13.08
LITO 2	14.26	-	12.04	-	12.88	12.45	12.72
LITO 3	11.90	12.21	11.59	12.44	10.85	12.07	12.72
LITO 4	10.10	-	15.22	-	12.00	12.02	12.56

Tabla 14: Medias minzone/alteración. BWi. Escondida.

Media BWi	MZ0	MZ1	MZ4	MZ5	MZ6	MZ7	MZ8
ALT 1	13.75	12.22	12.63	14.38	12.76	12.70	12.35
ALT 2	-	-	13.81	14.04	12.90	12.96	13.74
ALT 3	13.84	13.15	10.94	12.26	13.86	13.89	15.05

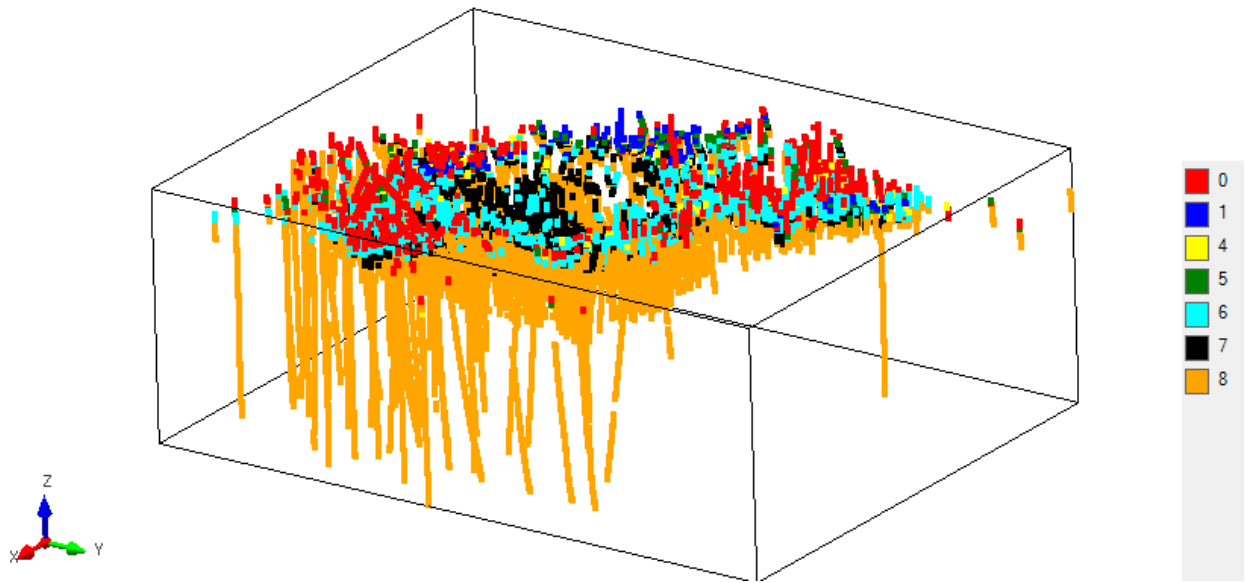


Figura 21: Minzones en el espacio. Escondida. Base de datos PLT.

En primer lugar, de acuerdo a la Figura 20, se observa que para la variable SPI, se producen peaks para Minzone 5 y Minzone 8; en tanto que para BWi, esto ocurre para Minzone 0 y Minzone 5. El comportamiento de la variable PLT según minzone es también distinto al de las otras variables, siendo la media bastante similar, excepto para los Minzone 0 y 8, donde es más alta. Así, por un lado, las tres variables presentan respuestas disímiles según minzone; y por otro, los únicos que presentan una cantidad considerable de datos para constituir unidades de estimación son los Minzone 6, 7 y 8.

La dificultad de distinguir una tendencia clara de la media de las variables según mineralogía, es también visible desde la Tabla 11 a la Tabla 14, en que es posible observar el efecto que tiene la Alteración 3 sobre el aumento de la media, y algunos peaks que se producen en Minzone 5, pero no es factible llegar a una definición de dominios que sea común a SPI y BWi, además de que algunas combinaciones se asocian a muy pocos datos.

Adicionalmente, la Figura 21, que muestra una visualización espacial 3D de las distintas minzones, ilustra el hecho de que las muestras asociadas a cada una se encuentran bastante dispersas y superpuestas en el espacio, siendo sólo posible diferenciar con mayor claridad las Minzone 0, 6, 7 y 8 (las tres primeras predominan en superficie y la última en profundidad). El resto presenta una distribución espacial muy poco susceptible a la separación en dominios.

En el capítulo ANEXOS A.1.5, se incluye los boxplot elaborados para Escondida por cada variable, según categorías de minzone. Éstos rectifican lo mencionado

anteriormente, con respecto a la poca influencia del minzone en la diferenciación de poblaciones de datos.

4.1.6 Estudio de correlaciones

Con el fin de analizar el grado de correlación existente entre las tres variables, en particular entre Is_{50} (PLT) y las otras dos (SPI y BWi), se hace necesario unir ambas bases de datos. Dado que se trata de distintas muestras, tomadas desde distintos puntos del espacio y con soporte diferente, es necesario establecer un radio de búsqueda a partir de una de las bases de datos, y, para cada punto muestreado, encontrar los puntos del otro conjunto de datos que se encuentren dentro de dicho radio.

La metodología consiste en partir desde la base de datos con menor cantidad de puntos, en este caso la correspondiente a las variables SPI/BWi, y a partir de cada muestra contenida en ésta, buscar datos pertenecientes a la variable PLT. Se testea la variación de la correlación con tres radios de búsqueda: 0,25, 0,5 y 1 m.

En el caso de Escondida, se produce un aumento de la correlación entre PLT – SPI/BWi al ampliar el radio de búsqueda, lo que no está dentro de lo esperado. No obstante, este resultado tiene sentido si es que se consideran los valores extremos de la variable PLT existentes. Dichos datos extremos impactan negativamente en la correlación, y el efecto es mayor cuando la cantidad de datos a correlacionar es menor (menor radio de búsqueda). La Figura 22 y Figura 23 ilustran este fenómeno.

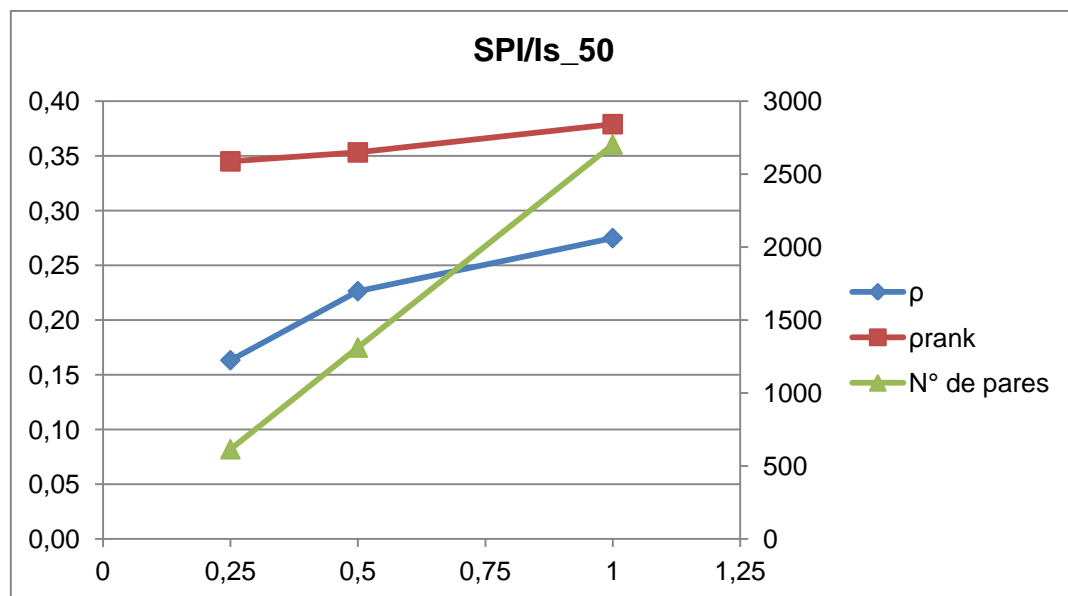


Figura 22: Variación del coeficiente de correlación PLT – SPI en función del radio de búsqueda.

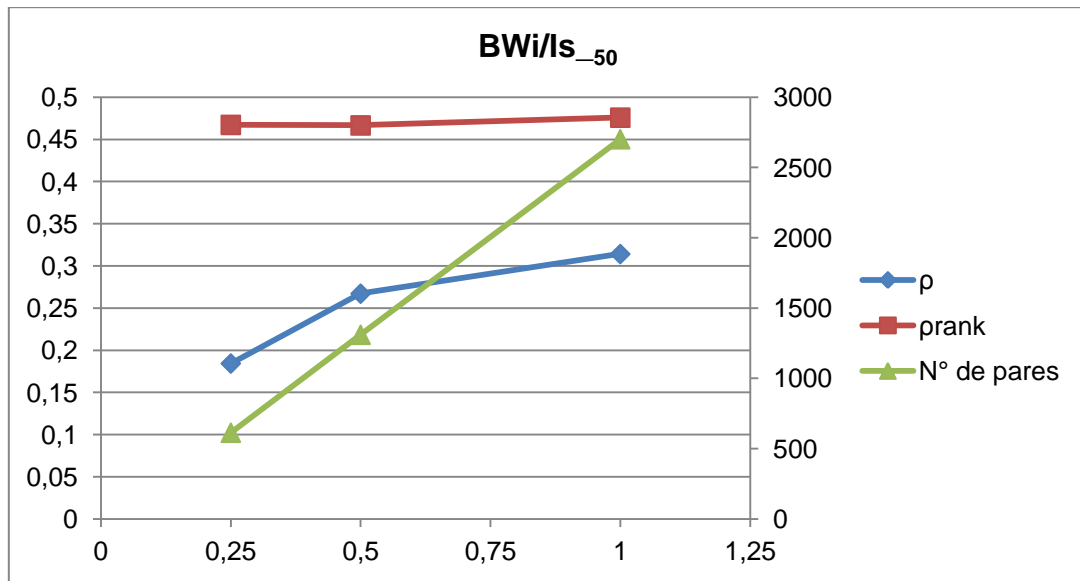


Figura 23: Variación del coeficiente de correlación PLT – BWi en función del radio de búsqueda.

En consecuencia, se decide tomar un radio de búsqueda de **1 m**, lo que genera una base de datos conjunta (con las tres variables) conformada por 2.702 puntos.

Los resultados de correlación entre variables es medido mediante el coeficiente de correlación ρ , el cual se define de acuerdo a la Ecuación 1.

$$\rho_{X,Y} = \frac{COV(X,Y)}{\sigma_X \cdot \sigma_Y}$$

[1]

Por otra parte, se obtuvo el coeficiente de correlación de ranking, ρ_{rank} , correspondiente al índice de orden del valor de las variables. Este último tiene el objetivo de explorar la posible existencia de ciertos datos o grupos de datos que obstaculicen una buena correlación.

Se generan las matrices de correlación, de acuerdo al formato dado por la Tabla 15.

Tabla 15: Distribución de la matriz de correlación

	Is ₅₀	SPI	Wi
Is ₅₀	1	ρ	ρ
SPI	ρ_{rank}	1	ρ
Wi	ρ_{rank}	ρ_{rank}	1

Se estudia la correlación tanto global, como por dominio geológico (litología/alteración). La Tabla 16 corresponde a la matriz de correlación global para Escondida. La Tabla 17 muestra las matrices separadas por litología. La Tabla 18 muestra las matrices separadas por alteración.

Tabla 16: Matriz de correlación global. Escondida.

GLOBAL			
ρ	SPI	WI	PLT
SPI	1	0,690	0,275
WI	0,711	1	0,314
PLT	0,379	0,4759	1

Tabla 17: Matrices de correlación por litología. Escondida.

LITO 1				LITO 3			
ρ	SPI	WI	PLT	ρ	SPI	WI	PLT
SPI	1	0,685	0,336	SPI	1	0,758	0,171
WI	0,727	1	0,290	WI	0,729	1	0,200
PLT	0,478	0,497	1	PLT	0,238	0,254	1
LITO 2				LITO 4			
ρ	SPI	WI	PLT	ρ	SPI	WI	PLT
SPI	1	0,505	0,178	SPI	1	0,702	0,332
WI	0,513	1	0,336	WI	0,755	1	0,512
PLT	0,150	0,408	1	PLT	0,449	0,577	1

Tabla 18: Matrices de correlación por alteración. Escondida.

ALT 1			
ρ	SPI	WI	PLT
SPI	1	0,695	0,305
WI	0,706	1	0,360
PLT	0,449	0,539	1
ALT 2			
ρ	SPI	WI	PLT
SPI	1	0,706	0,209
WI	0,697	1	0,110
PLT	0,156	0,164	1
ALT 3			
ρ	SPI	WI	PLT
SPI	1	0,683	0,114
WI	0,707	1	0,276
PLT	0,090	0,315	1

Las nubes de correlación entre cada par de variables, tanto a nivel global como por alteración, se muestran en ANEXOS A.2.

4.1.7 Correlaciones con cambios de escala de las variables - Escondida

Dado que las unidades en que se mide la variable PLT, dada por el índice Is_{50} , difieren bastante, en términos de escala, de las otras variables con que se intenta correlacionar, SPI y BWi, se decide intentar con una transformación a escala logarítmica. Es decir, se busca explorar una relación no lineal. En particular, la distribución de Is_{50} varía significativamente al aplicar dicha transformación; puesto que originalmente los datos muestran valores muy altos y alejados de la media, en tanto que alrededor del 50% de las muestras se ubican bajo este promedio. Al utilizar escala logarítmica, la distribución resulta mucho más uniforme en torno a la media. Así, se testea la correlación de $\ln(Is_{50})$ con SPI y BWi; y adicionalmente también se transforman a logaritmo estas dos últimas.

Los resultados del procedimiento descrito, expresados en matrices de correlación con el coeficiente de correlación ρ , se muestran en la Tabla 19. Las estadísticas correspondientes a los datos a partir de los cuales se obtuvo estas matrices se adjuntan en ANEXOS A.3.

Tabla 19: Matrices de correlación – variables en escala logarítmica.

GLOBAL			
ρ	LN SPI	LN WI	LN PLT
LN SPI	1	0,713	0,355
LN WI	0,727	1	0,447
LN PLT	0,379	0,4759	1
ALT 1			
ρ	LN SPI	LN WI	LN PLT
LN SPI	1	0,713	0,398
LN WI	0,733	1	0,497
LN PLT	0,379	0,539	1
ALT 2			
ρ	LN SPI	LN WI	LN PLT
LN SPI	1	0,699	0,241
LN WI	0,695	1	0,192
LN PLT	0,156	0,164	1
ALT 3			
ρ	LN SPI	LN WI	LN PLT
LN SPI	1	0,682	0,121
LN WI	0,654	1	0,346
LN PLT	0,090	0,315	1

GLOBAL			
ρ	SPI	WI	LN PLT
SPI	1	0.690	0.340
WI	0.711	1	0.442
LN PLT	0.379	0.4759	1
ALT 1			
ρ	SPI	WI	LN PLT
SPI	1	0.695	0.398
WI	0.706	1	0.493
LN PLT	0.449	0.539	1
ALT 2			
ρ	SPI	WI	LN PLT
SPI	1	0.706	0.240
WI	0.697	1	0.186
LN PLT	0.156	0.164	1
ALT 3			
ρ	SPI	WI	LN PLT
SPI	1	0.683	0.083
WI	0.707	1	0.331
LN PLT	0.090	0.315	1

4.1.8 Definición de dominios de estimación - Escondida

En base a los resultados que muestra la estadística descriptiva del sector Escondida, se propone la siguiente definición de dominios o unidades de estimación para el análisis variográfico y estimación por kriging.

- Escondida: definir unidades en base a alteración. Se observa la misma tendencia para las 3 variables en función de este atributo; a la vez que la litología no logra definir poblaciones claramente diferenciables de datos.
 - Alteración Cuarzo-Sericita-Arcilla (1)
 - Alteración Clorita-Sericita-Arcilla (2)
 - Alteración Potásica (3)

4.2 Modelos de tendencia

Una vez que se estudia la correlación existente entre las variables de interés (SPI y BWi) y la variable PLT, es claro que no existe una relación directa entre los valores de las muestras; incluso transformándolos a escala logarítmica. En esta instancia, se deduce que no es posible utilizar la variable PLT como parte de una estimación multivariable de SPI y BWi. En consecuencia, se plantea la posibilidad de que la media de PLT en el espacio pueda presentar una mejor correlación con los datos de las otras dos variables. Esto, dado que al observar los gráficos de deriva de las tres variables, se ve que poseen tendencias similares. Por otra parte, la distribución de los datos de PLT muestra bastantes variaciones a pequeña escala, causando un “ruido” que probablemente acentúe la deficiente correlación con SPI y BWi. Es así como se propone estudiar si es que el suavizamiento de PLT en el espacio, mediante estimación por kriging de tendencia, permite establecer mejores correlaciones para una aproximación multivariable.

El modelo de tendencia de PLT, se obtiene realizando un kriging ordinario en que sólo se estima la media, fijando alcances amplios con respecto al tamaño del dominio de estimación, y un efecto pepita alto, no siendo necesario hacer un estudio variográfico previo.

Los parámetros utilizados se resumen en la Tabla 20 y Tabla 21.

Tabla 20: Grilla de estimación.

	Origen	Número de nodos	Tamaño de bloque
X	15000	120	25
Y	106500	140	25
Z	1400	107	15

Tabla 21: Parámetros entrada kriging de indicador

Tipo de kriging	Ordinario
Radio de búsqueda X (m)	1000
Radio de búsqueda Y (m)	1200
Radio de búsqueda Z (m)	200
Discretización de bloques	3x3x3
Mínimo de muestras para estimación	3
Máximo de muestras para estimación	16
Efecto pepita	0,4

Los alcances del variograma en cada una de las direcciones, se suponen iguales que los radios de búsqueda respectivos. En este caso, dado que se sabe que la variación de tendencia de la variable se produce principalmente a lo largo de la coordenada Z, se

decide tomar un radio de búsqueda menor en dicha dirección. Cabe destacar además, que para la elaboración de este primer modelo, no se considera separación de los datos en dominios de estimación; se hizo un análisis global con el objetivo de vislumbrar el comportamiento de correlación con SPI y BWi al suavizar PLT.

Una vez calculada la tendencia de PLT, y dado que la finalidad es correlacionar con las otras variables, se aplicó el mismo procedimiento ya descrito para relacionar los datos. Con el mismo radio de búsqueda de 1 m, fijado para Escondida, se asocia a cada dato de SPI/BWi el/los valores de tendencia estimados de PLT, que se encuentren dentro de dicho radio. Con esto, se visualiza los resultados, se obtienen las estadísticas, y se obtienen los índices de correlación, para finalmente comparar con los datos previamente analizados. La Figura 24 y Figura 25, muestran cómo varía el histograma de PLT al estimar su media; mientras que la Tabla 22 resume las principales estadísticas para cada caso. Entre la Figura 26 y Figura 29, se muestran las visualizaciones espaciales correspondientes. Los valores de PLT en base a los cuales se calculan estos resultados son sólo aquellos que se asociaron a los datos existentes de SPI y BWi, puesto que son los que interesan para analizar la correlación.

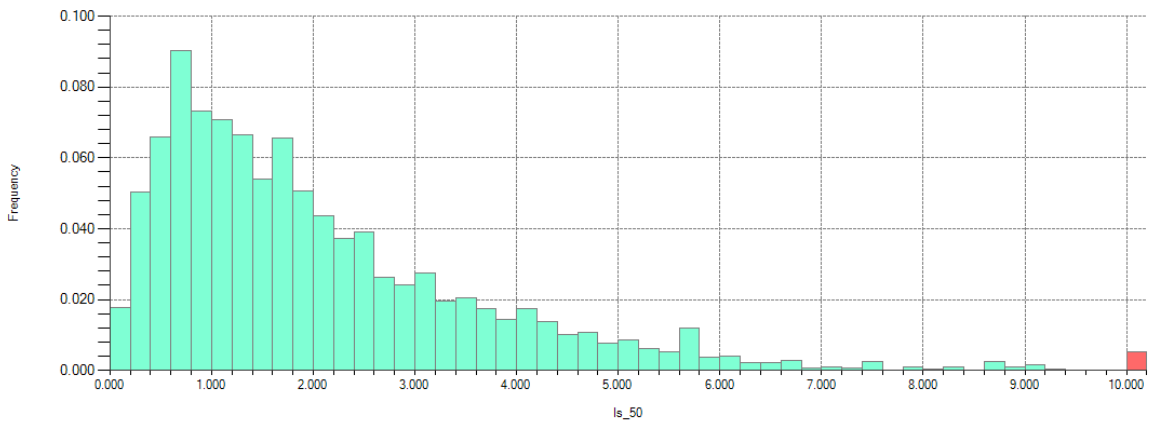


Figura 24: Histograma PLT tendencia global. Puntos estimados a menos de 1 m de distancia de datos SPI/BWi.

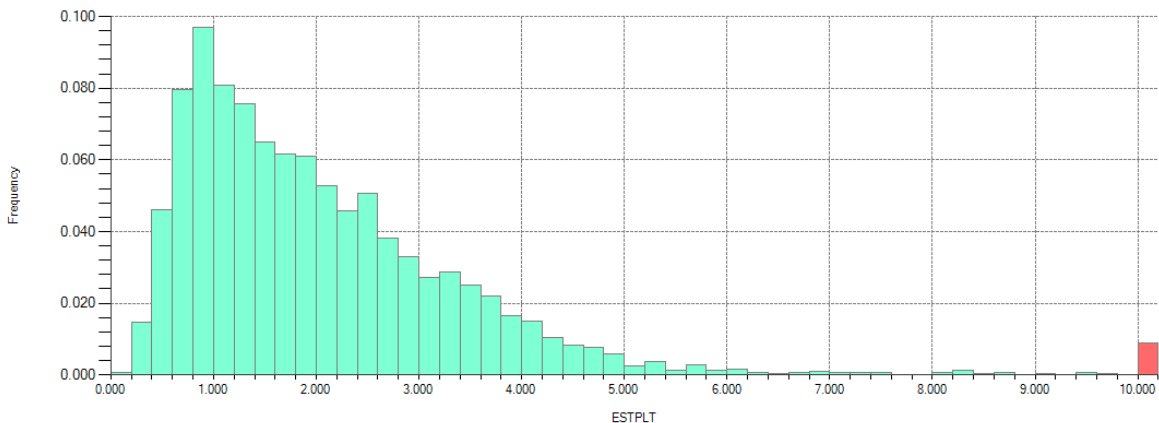


Figura 25: Histograma PLT datos. Puntos estimados a menos de 1 m de distancia de datos SPI/BWi.

Tabla 22: Comparación estadísticas PLT tendencia global-datos.

	Modelo tendencia	Datos originales
N° datos	5040	2702
Media	2,1	2,12
Mínimo	0,098	0,01
Máximo	52,27	43,47
Desviación estándar	1,83	2,17
Varianza	3,35	4,72

De la Tabla 22, se destaca que al suavizar PLT mediante el cálculo de la media local o tendencia, disminuye la varianza de los valores asociados a ésta. Por otra parte, se ve que se produce un fenómeno de extrapolación, dado que el máximo del modelo de tendencia es mayor al de los datos.

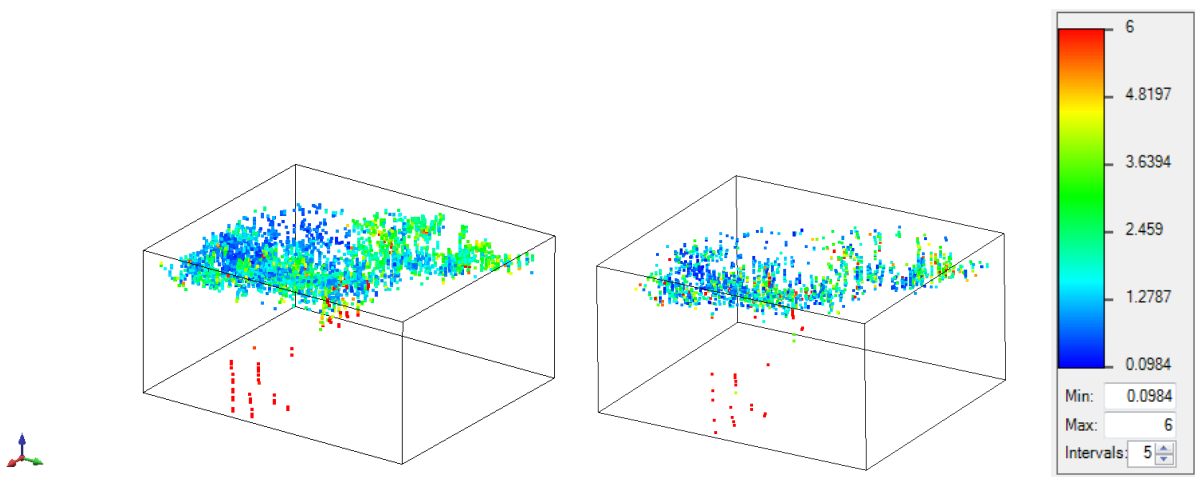


Figura 26: Visualizaciones 3D. Izquierda: modelo tendencia. Derecha: Datos originales.

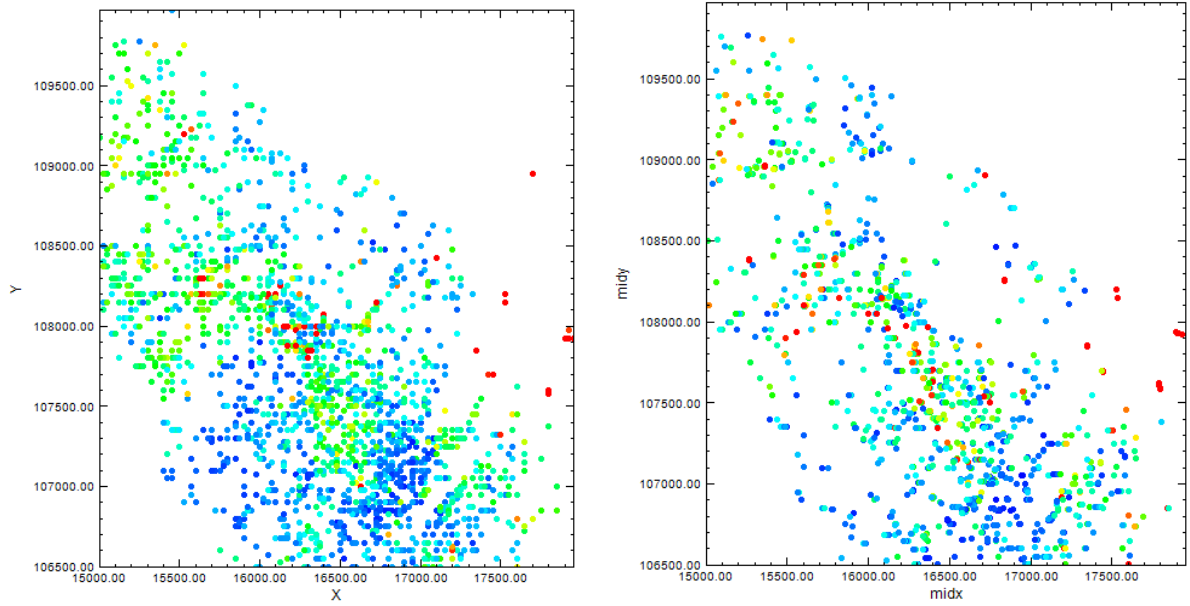


Figura 27: Vistas XY. Izquierda: modelo tendencia. Derecha: Datos originales.

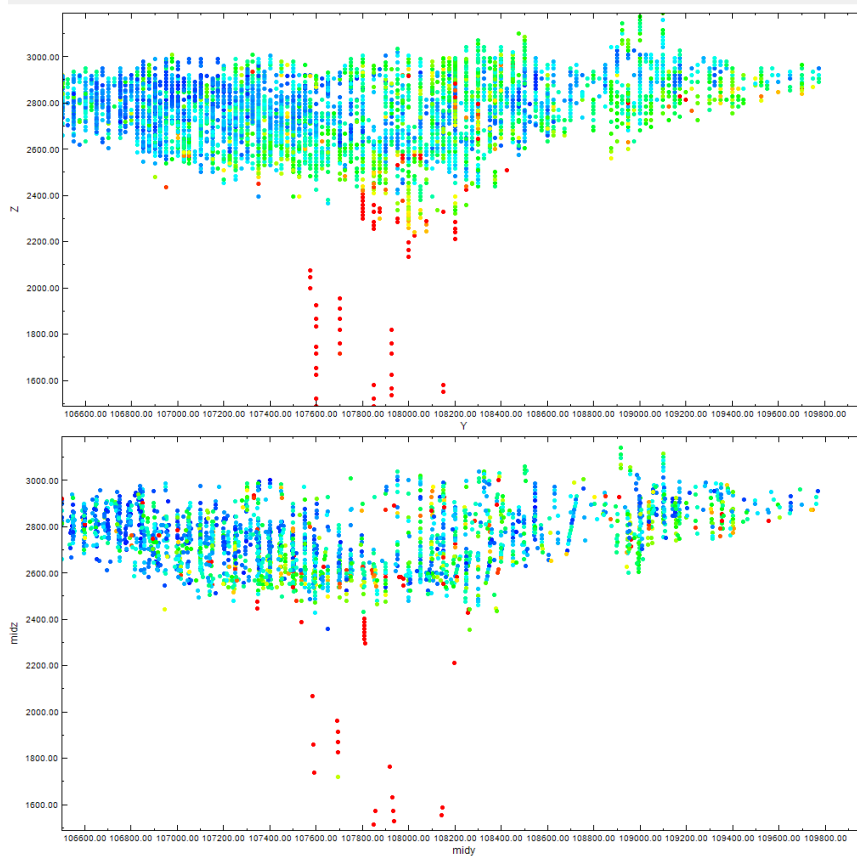


Figura 28: Vistas YZ. Superior: modelo tendencia. Inferior: Datos originales.

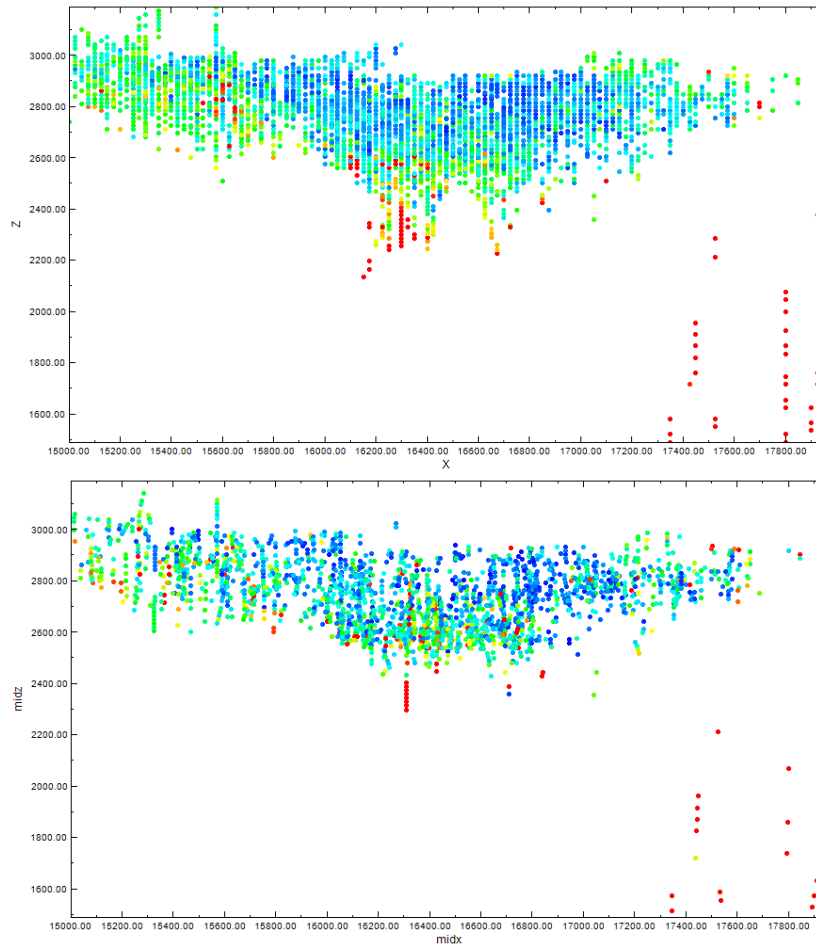


Figura 29: Vistas XZ. Superior: modelo tendencia. Inferior: Datos originales.

Las matrices de correlación obtenidas al asociar los datos del modelo de tendencia de PLT con los datos originales de SPI/BWi, se muestran en la Tabla 23.

Tabla 23: Matrices de correlación al suavizar PLT mediante estimación de la media.

GLOBAL			
ρ	SPI	WI	PLT
SPI	1	0,691	0,258
WI	0,712	1	0,302
PLT	0,31	0,444	1
ALT 1			
ρ	SPI	WI	PLT
SPI	1	0,697	0,240
WI	0,708	1	0,315
PLT	0,379	0,516	1
ALT 2			
ρ	SPI	WI	PLT
SPI	1	0,71	0,370
WI	0,702	1	0,262
PLT	0,105	0,166	1
ALT 3			
ρ	SPI	WI	PLT
SPI	1	0,688	-0,037
WI	0,704	1	0,113
PLT	-0,108	0,043	1

En base a la Tabla 23, se observa que los índices de correlación no presentan una mejora con respecto a los obtenidos en el caso base (Tabla 16 y Tabla 18), con excepción de la Alteración 2. Sin embargo, ninguno de los resultados muestra un índice de correlación suficiente para una estimación multivariable incluyendo PLT.

Posteriormente, también se decide elaborar modelos de tendencia de las variables SPI y BWi, para verificar la correlación entre las medias. Se aplican los mismos parámetros que para el caso de PLT, especificados en la Tabla 21. En esta etapa, además de la estimación de la tendencia a nivel global, adicionalmente se generan modelos por cada alteración, según la definición de dominios que se establece para el sector Escondida.

Para obtener los modelos de tendencia por alteración, se separan los datos correspondientes a cada unidad, y una vez hecha la estimación de la media en cada caso, se obtienen tres modelos distintos. Según la clasificación y suavizamiento de los bloques pertenecientes a la grilla estimada, es posible obtener un modelo único que abarca las tres alteraciones. Estos resultados, a modo de secciones 2D, se presentan en el capítulo ANEXOS A.4.

4.2.1 Estadísticas modelos de tendencia

En adición a los mapas 2D de los modelos de tendencia, se presentan las estadísticas correspondientes a estos resultados, con el fin de observar cómo varía la distribución de los datos originales, al suavizarlos mediante la estimación de la media.

Tabla 24: Estadísticas resultados modelos tendencia. Global.

	PLT	SPI	WI
Nº de datos	1.027.604	1.027.604	1.027.604
Media	4,975	81,807	14,393
Mínimo	0,000	15,844	7,388
Máximo	116,545	207,468	19,204
Desviación estándar	3,539	37,275	2,021
Varianza	12,525	1389,394	4,084
Coef. de variación	0,711	0,456	0,140
Cuantiles			
0,025	0,612	30,868	10,355
0,25	2,060	52,067	12,875
0,5	4,501	71,527	14,731
0,75	7,246	115,815	16,176
0,975	11,079	159,526	17,350

Tabla 25: Estadísticas resultados modelos tendencia. Alteración 1 (QSC).

	PLT	SPI	WI
Nº de datos	236.219	236.219	236.219
Media	2,358	48,560	12,413
Mínimo	0,000	15,167	7,268
Máximo	50,260	121,235	19,204
Desviación estándar	1,889	15,229	1,619
Varianza	3,570	231,924	2,620
Coef. de variación	0,801	0,314	0,130
Cuantiles			
0,025	0,525	25,716	9,540
0,25	1,268	37,264	11,215
0,5	2,003	46,152	12,365
0,75	2,986	57,808	13,506
0,975	5,798	84,224	15,605

Tabla 26: Estadísticas resultados modelos tendencia. Alteración 2 (SCC).

	PLT	SPI	WI
N° de datos	497.322	497.322	497.322
Media	5,418	97,740	15,237
Mínimo	0,060	21,231	8,956
Máximo	116,545	194,629	18,102
Desviación estándar	3,780	33,720	1,505
Varianza	14,289	1137,029	2,266
Coef. de variación	0,698	0,345	0,099
Cuantiles			
0,025	0,575	46,952	11,978
0,25	2,355	68,863	14,130
0,5	5,282	88,306	15,617
0,75	7,721	127,302	16,409
0,975	11,504	160,669	17,369

Tabla 27: Estadísticas resultados modelos tendencia. Alteración 3 (Potásica).

	PLT	SPI	WI
N° de datos	94.582	94.582	94.582
Media	5,448	75,013	14,668
Mínimo	0,502	37,090	11,088
Máximo	30,732	124,133	17,747
Desviación estándar	2,350	17,711	1,264
Varianza	5,523	313,665	1,598
Coef. de variación	0,431	0,236	0,086
Cuantiles			
0,025	1,737	47,007	11,778
0,25	3,640	66,845	13,988
0,5	5,586	71,781	14,955
0,75	6,481	78,253	15,509
0,975	10,463	124,133	16,590

Los histogramas relativos a las estadísticas presentadas, se adjuntan en ANEXOS A.5.

Así también, se incluye en ANEXOS A.6 las visualizaciones 2D de los datos a partir de los cuales se generan los modelos de tendencia, para las tres variables.

4.3 Correlación de las medias

Los modelos de tendencia son elaborados, en primera instancia, para evaluar la correlación entre las medias de las variables en el espacio. Se pretende estudiar si es que un suavizamiento de los datos, mediante la estimación de la tendencia, implica una mejora en la correlación, dados los resultados desfavorables que se obtienen hasta el momento, al correlacionar SPI y BWi con la variable PLT.

Una vez realizado el kriging para los datos de cada alteración, se selecciona en cada caso, los bloques estimados que pertenecen efectivamente a cada una, según la definición de dominios que se describe en la sección 4.4.3 *Suavizamiento alteraciones*. Además, se estudia el modelo estimado global, obtenido a partir de todas las muestras (sin separar por alteración).

Así, se calcula el índice de correlación ρ entre cada par de variables, obteniéndose las matrices de correlación que se muestran en la Tabla 28.

Tabla 28: Matrices de correlación tendencias SPI/BWi/PLT por alteración y global.

ALT 1			
	SPI	WI	PLT
SPI	1	0,718	0,147
WI	0,766	1	0,208
PLT	0,227	0,325	1

ALT 2			
	SPI	WI	PLT
SPI	1	0,847	0,540
WI	0,876	1	0,516
PLT	0,607	0,608	1

ALT 3			
	SPI	WI	PLT
SPI	1	0,653	0,230
WI	0,692	1	0,336
PLT	0,108	0,358	1

GLOBAL			
	SPI	WI	PLT
SPI	1	0,840	0,583
WI	0,892	1	0,594
PLT	0,635	0,678	1

Como es posible ver a partir de la Tabla 28, los resultados muestran que las correlaciones de las variables suavizadas mediante la estimación de la media, experimentan una leve mejora con respecto a los índices obtenidos a partir de los datos

originales [Tabla 16 y Tabla 18]. Sin embargo, estos resultados no son suficientes para incorporar la variable PLT en un cokriging; ya que pese a que las variables suavizadas se correlacionen mejor, no es válido utilizarlas de este modo para la estimación. Se estaría ignorando las variaciones a pequeña escala, que pueden representar información importante.

Es interesante notar que, al realizar el estudio de correlaciones de tendencias desde un enfoque global, se logra una mejor correlación de SPI y BWi con PLT; lo que se refleja en índices ρ sobre 0,5. Este hecho es lo que lleva a desarrollar la estimación procedente de acuerdo a la misma metodología: separando los datos por alteraciones y, por otra parte, tomándolos de manera global, con el fin de analizar si se obtienen resultados significativamente distintos entre uno y otro enfoque.

4.4 Suavizamiento de unidades de estimación

El estudio variográfico y la estimación por kriging, se realiza en base a los datos pertenecientes a cada unidad definida, que corresponde a las tres alteraciones en el caso de Escondida. Posteriormente, para unir los resultados de cada dominio en un solo modelo, es necesario establecer los límites espaciales de cada uno, suavizando el contorno definido por los datos, que presentan un cierto grado de traslapamiento. Además, se deben clasificar los bloques de la grilla a estimar, que no se encuentran directamente asociados a una muestra. El primer paso es, entonces, aplicar kriging de indicadores [Ver sección 2.3.7 *Kriging de indicadores*].

4.4.1 Variografía de indicadores

Para cada alteración, se transforman los datos a indicador (“1” si pertenece a la alteración correspondiente o “0” si no), y en cada caso se realiza el estudio variográfico. En primer lugar, se obtienen los mapas variográficos, con el fin de detectar direcciones de anisotropía.

A continuación, en la Figura 30, Figura 31 y Figura 32, se muestran los mapas variográficos para cada alteración, en los cuales se identifica la dirección de anisotropía. Los parámetros que se fijaron como input se resumen en la Tabla 29.

Tabla 29: Parámetros para cálculo de mapas variográficos de indicadores

Dirección	Largo del paso	N° de pasos
X	25	65
Y	25	74
Z	15	62

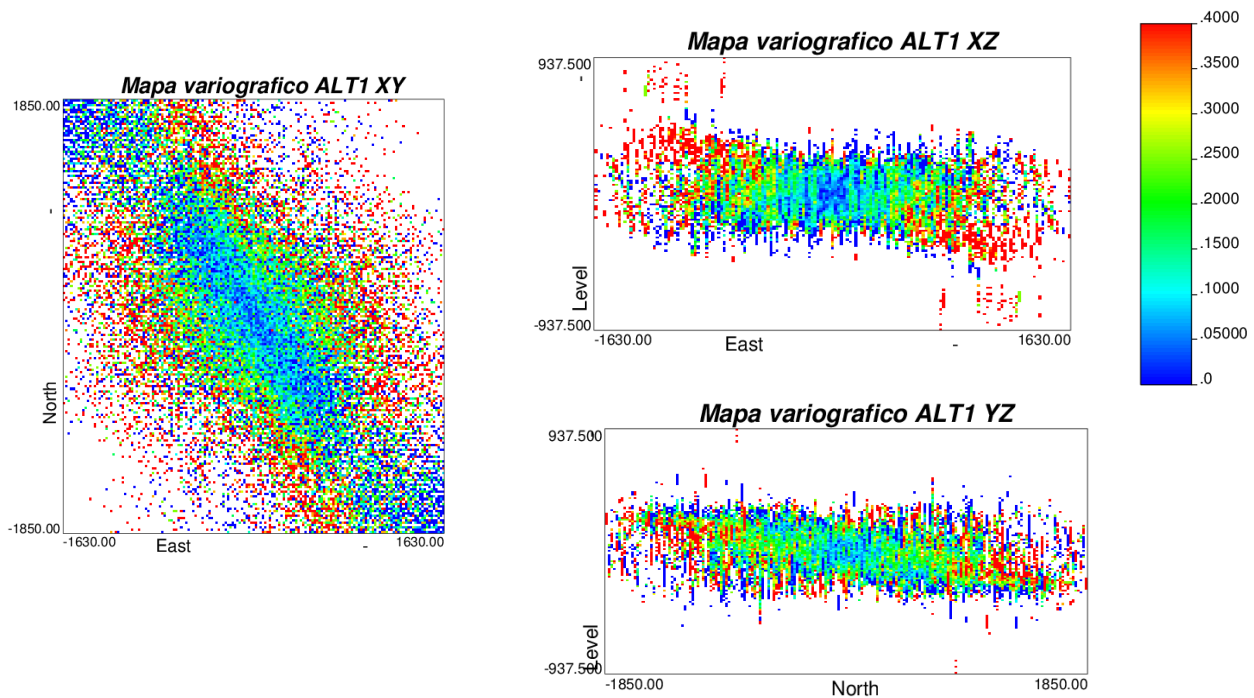


Figura 30: Mapas variográficos Alteración 1.

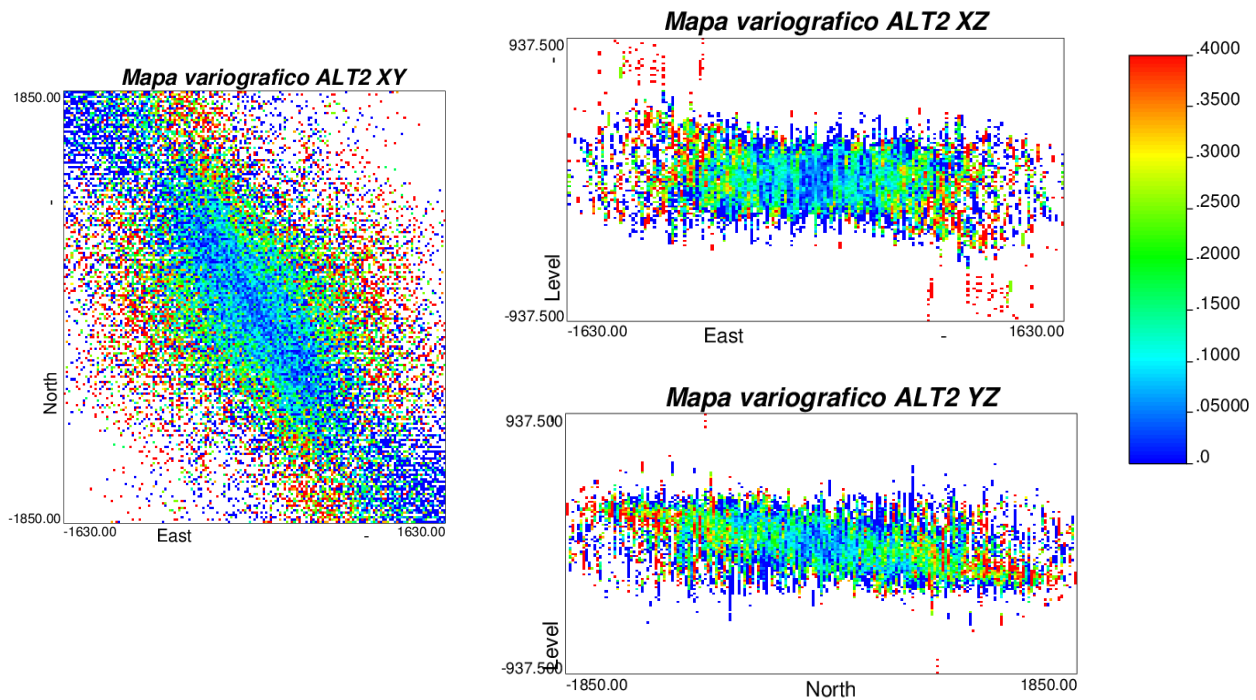


Figura 31: Mapas variográficos Alteración 2.

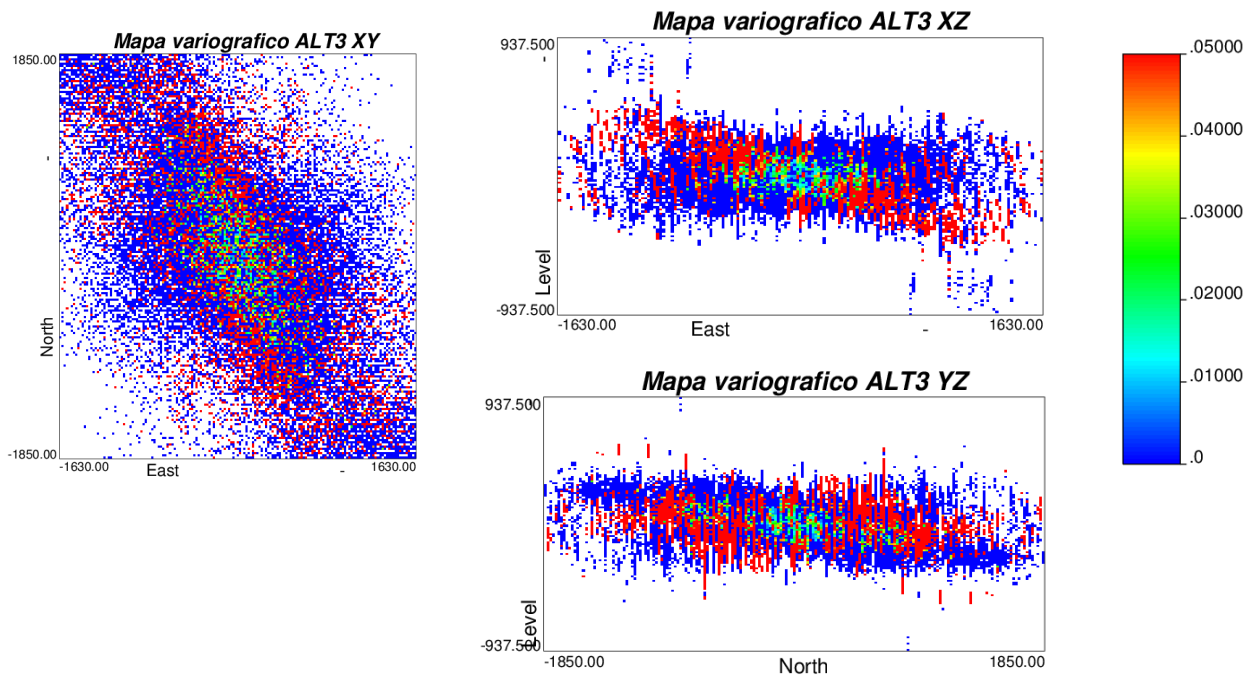


Figura 32: Mapas variográficos Alteración 3.

De acuerdo a los mapas variográficos mostrados, se observa que el comportamiento anisotrópico del variograma es análogo para las tres alteraciones: se fija una dirección de crecimiento más lento del variograma en 135° con respecto al norte en el sentido horario, mientras que la dirección horizontal perpendicular, en 45° con respecto al norte, se fija una dirección de crecimiento más acelerado. Esto se aprecia más claramente en los mapas variográficos XY, no distinguiéndose anisotropías verticales, de acuerdo a los mapas XZ e YZ.

Así, se calculan los variogramas experimentales en las direcciones horizontales antes especificadas, además del variograma vertical; cuyos parámetros se muestran en la Tabla 30.

Tabla 30: Parámetros de input variogramas experimentales.

Dirección	Horizontal 135°	Horizontal 45°	Vertical
Azimet ($^\circ$)	135	45	0
Tolerancia Azimet ($^\circ$)	22,5	22,5	90
Ancho Banda Horizontal (m)	50	50	50
Dip ($^\circ$)	0	0	90
Tolerancia Dip ($^\circ$)	22,5	22,5	22,5
Ancho Banda Vertical (m)	50	50	50
Tolerancia Paso (m)	12,5	12,5	7,5
Largo Paso (m)	25	25	15
Nº pasos	8	8	13

Luego, se pasa a modelar los variogramas experimentales, según lo que se establece en la Tabla 31. Los ángulos de rotación en X, Y y Z se fijan en 45,0,0 respectivamente. Los variogramas anidados de cada modelo corresponden al horizontal en 135°, horizontal en 45° y vertical, con los alcances en ese orden.

Tabla 31: Variogramas modelados por alteración.

Alteración	Modelo variograma
1	$\gamma_{ALT1} = 0,06 \cdot \exp(130,100,160) + 0,025 \cdot \exp(130, \infty, 160) + 0,04 \cdot \exp(\infty, \infty, 160)$
2	$\gamma_{ALT2} = 0,055 \cdot esf(130,100,160) + 0,025 \cdot \exp(130, \infty, 160) + 0,02 \cdot \exp(\infty, \infty, 160)$
3	$\gamma_{ALT3} = 0,025 \cdot \exp(130,100,160) + 0,01 \cdot \exp(130, \infty, 160) + 0,005 \cdot \exp(\infty, \infty, 160)$

Gráficamente, se muestran los variogramas experimentales y sus respectivos modelos ajustados en la Figura 33, Figura 34 y Figura 35. Los variogramas en rojo corresponden al horizontal 135°, verde a horizontal 45° y azul a vertical.

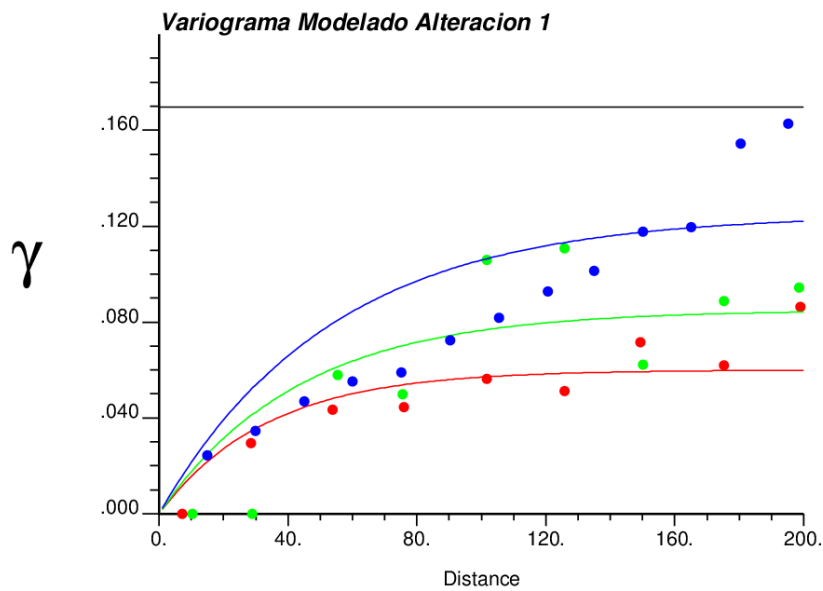


Figura 33: Variograma experimental (puntos) y modelado (líneas) Alteración 1.

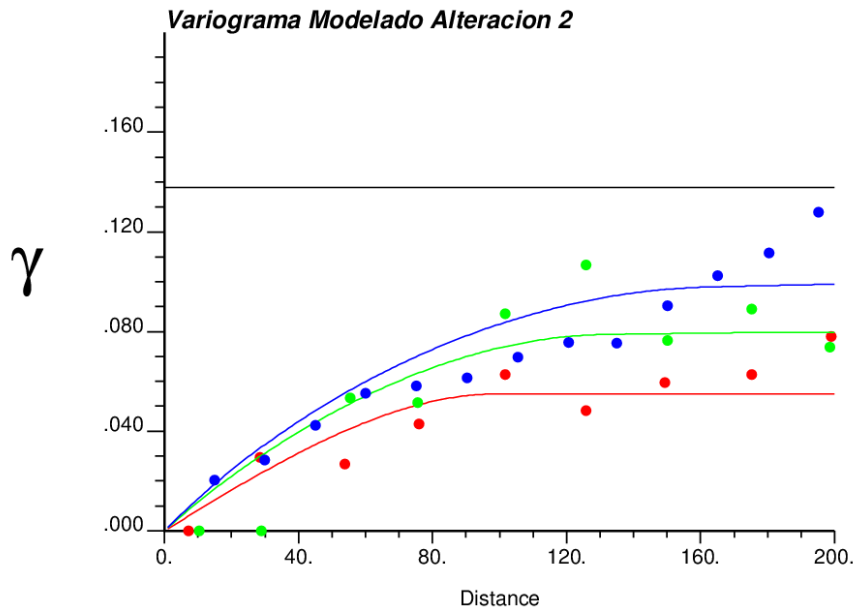


Figura 34: Variograma experimental (puntos) y modelado (líneas) Alteración 2.

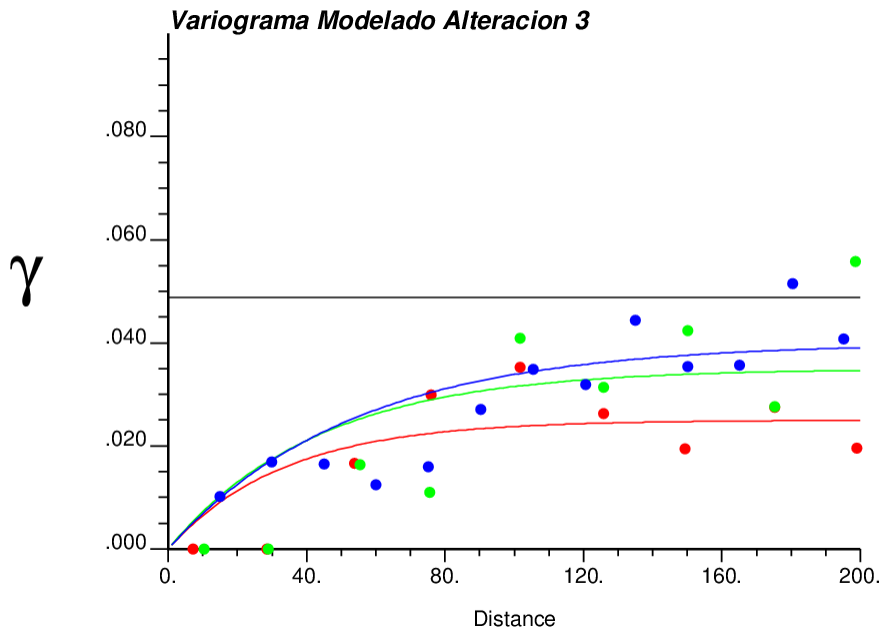


Figura 35: Variograma experimental (puntos) y modelado (líneas) Alteración 3.

4.4.2 Kriging de indicador

Los modelos de variograma anteriores, son utilizados para efectuar la estimación de la probabilidad de los bloques del modelo, de pertenecer a cada una de las alteraciones, mediante kriging de indicador. Se fijan radios de búsqueda amplios, para evitar la

existencia de “intersticios” con bloques no clasificados, siendo menor en el eje Z, que es donde principalmente se produce la gradación de alteraciones. Estos parámetros se especifican en la Tabla 32. La grilla utilizada para la estimación, es la misma que la establecida anteriormente en la Tabla 32.

Tabla 32: Parámetros input kriging de indicador.

Tipo de kriging	Full IK, Ordinario
Radio de búsqueda X (m)	500
Radio de búsqueda Y (m)	500
Radio de búsqueda Z (m)	250
Mínimo de muestras para estimación	4
Máximo de muestras para estimación	16

Como resultado del kriging de indicador, se obtiene un mapeo de probabilidades para cada alteración, cuyas vistas en 2D se muestran en la Figura 36, Figura 37 y Figura 38.

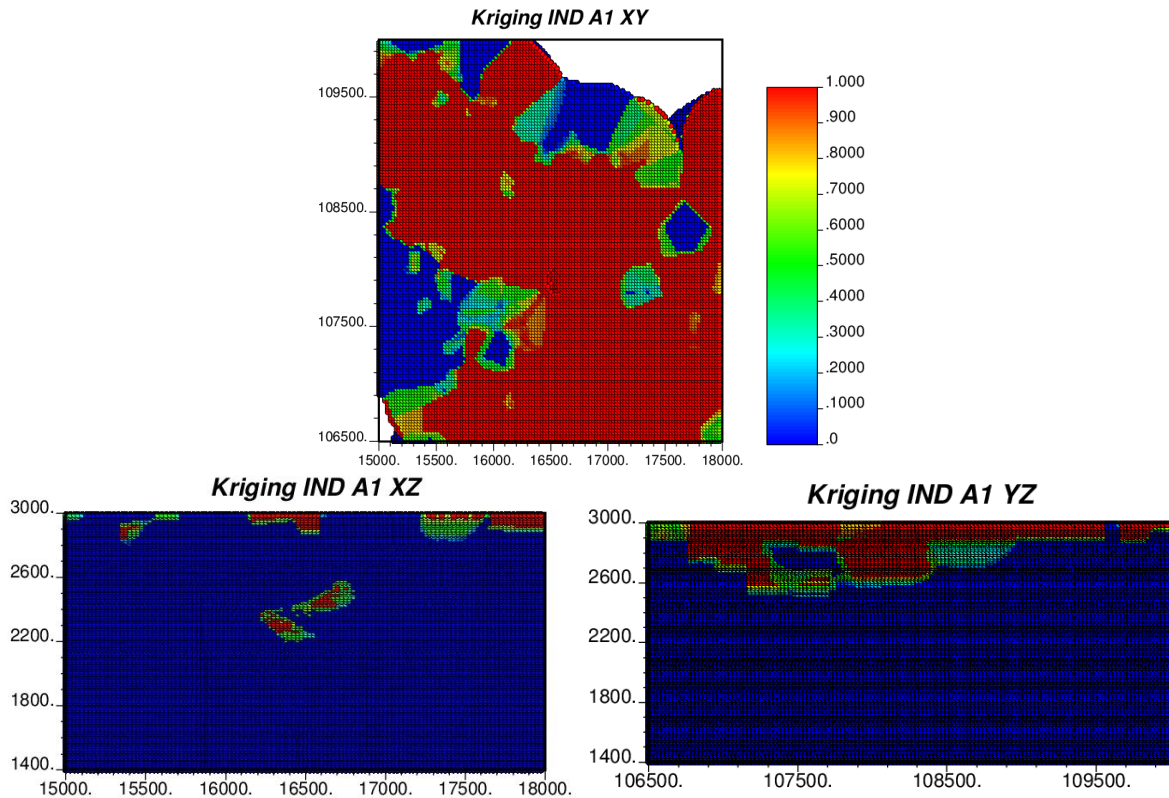


Figura 36: Resultados kriging indicador Alteración 1.

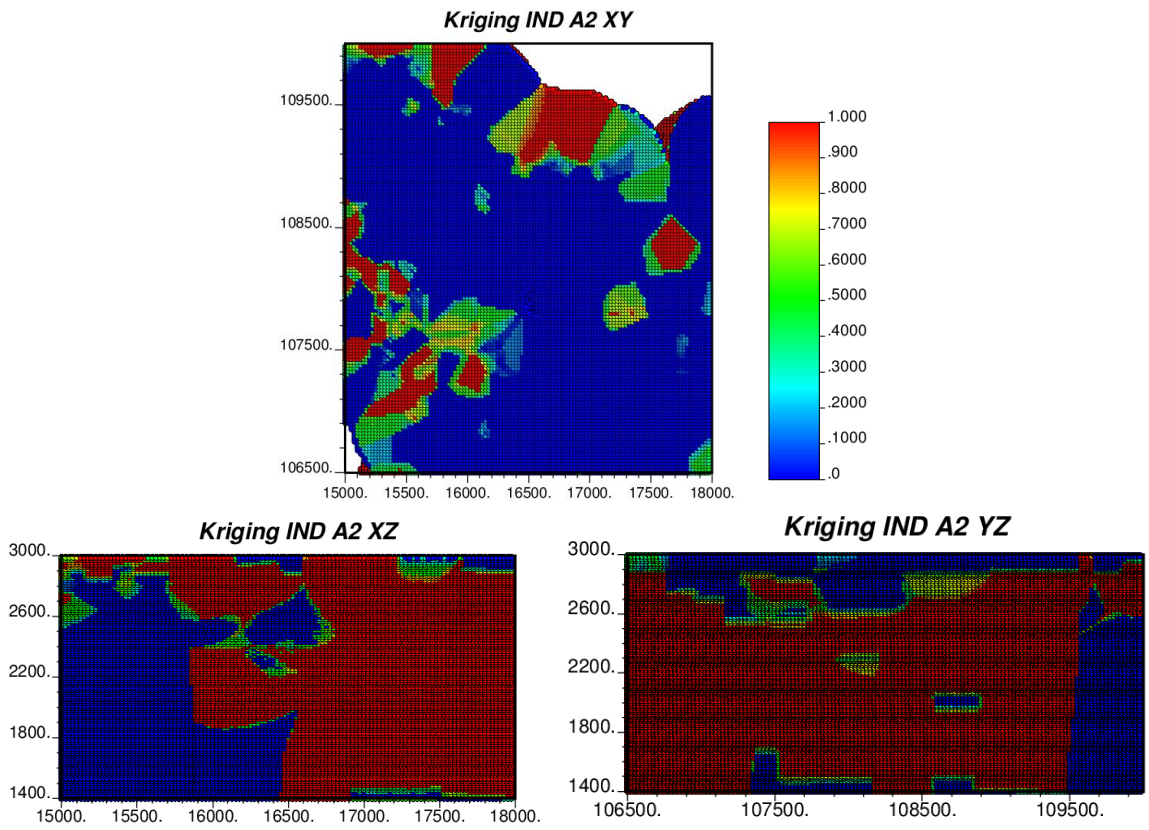


Figura 37: Resultados kriging indicador Alteración 2.

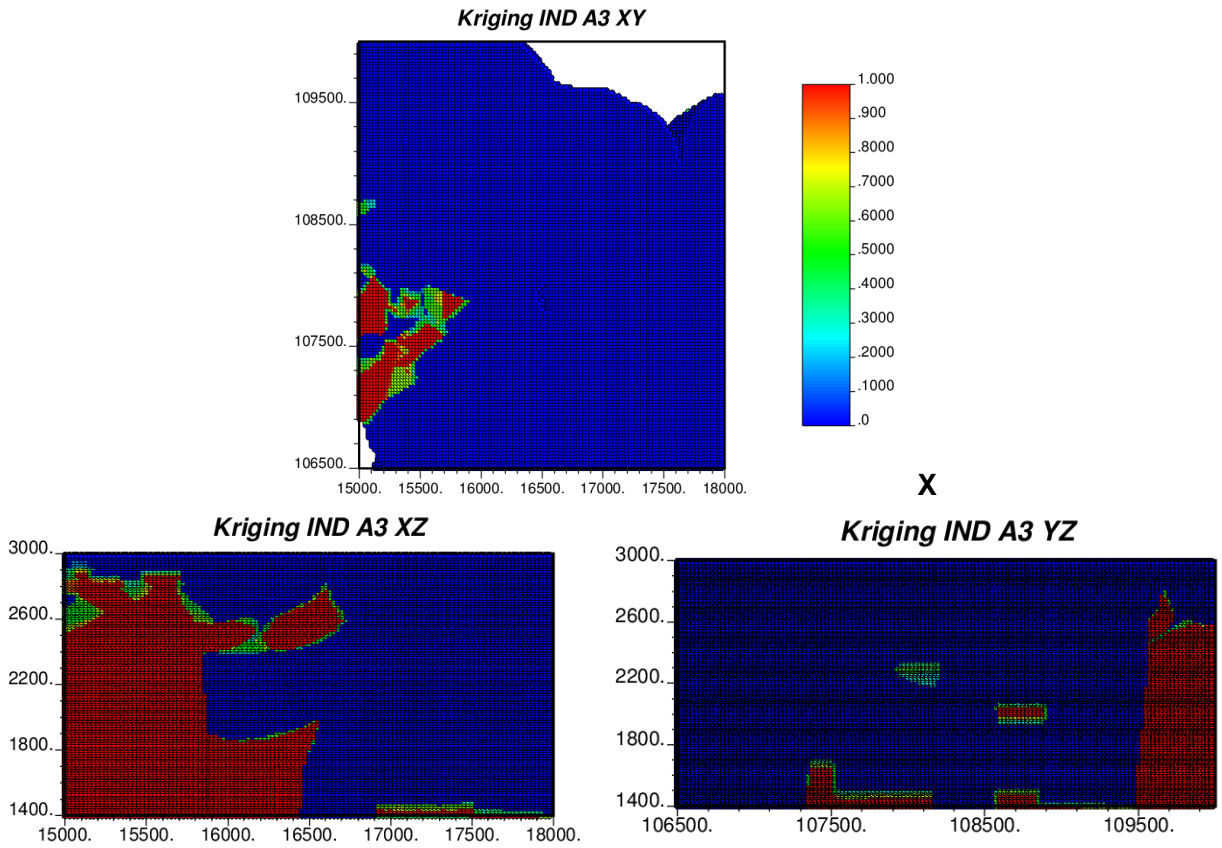


Figura 38: Resultados kriging indicador Alteración 3.

4.4.3 Suavizamiento alteraciones

Finalmente, para obtener un perfil suavizado de las unidades de estimación, dadas por las alteraciones, es necesario llevar los resultados del kriging de indicador a una clasificación concreta de los bloques de la grilla. Dicha clasificación se realiza según el procedimiento descrito en el capítulo 3 METODOLOGÍA. Las proporciones globales utilizadas para cada alteración, extraídas del modelo de bloques, se presentan en la Tabla 33.

Tabla 33: Proporciones globales alteraciones.

ALT1:ALT2:ALT3	0,18:0,55:0,27
----------------	----------------

En el presente caso de estudio, se tiene que la Alteración 1 (cuarzo-sericita-arcilla) es la que concentra las mayores leyes de cobre del yacimiento [Ver capítulo 2.4.1 *Alteraciones*], y dado el valor económico que ésta representa, se decide tomarla como primera prioridad para la clasificación. Luego, se continúa con la Alteración 3 (Potásica); principalmente porque se asocia a una muy baja cantidad de muestras, y si es que la clasificación de estos nodos se deja como última prioridad, entonces los datos pertenecientes a la Alteración 3 terminan perteneciendo a bloques de otras unidades.

Una vez realizada la clasificación de los bloques estimados mediante kriging de indicador, el último paso consiste en aplicar el algoritmo de suavizamiento ("smooth_by_freq.exe"), cuyo fin principal es evitar transiciones agudas entre las distintas unidades, por lo que los bloques situados en los contornos pueden variar con respecto a la clasificación inicial; pero, en general, ésta se mantiene en alrededor de un 98% de los nodos. La principal entrada que requiere el software de suavizamiento es un modelo de bloques que contenga la categoría a la que pertenecen los bloques asignados en la etapa anterior, además de aquéllos que quedaron fuera de la estimación por kriging y que pertenecen a la grilla definida, identificados con un código como "-99". Los parámetros ingresados se listan en la Tabla 34.

Tabla 34: Parámetros para definir protocolo de suavizamiento.

Coordenada según la cual se suaviza	Z
Tamaño ventana de suavizamiento en X	75
Tamaño ventana de suavizamiento en Y	75
Tamaño ventana de suavizamiento en Z	30
Número de categorías	3

Los resultados finales del suavizamiento, en base a los cuales se construyen los modelos estimados de SPI y BWi, se observan en visualizaciones 2D, que se muestran en la Figura 39.

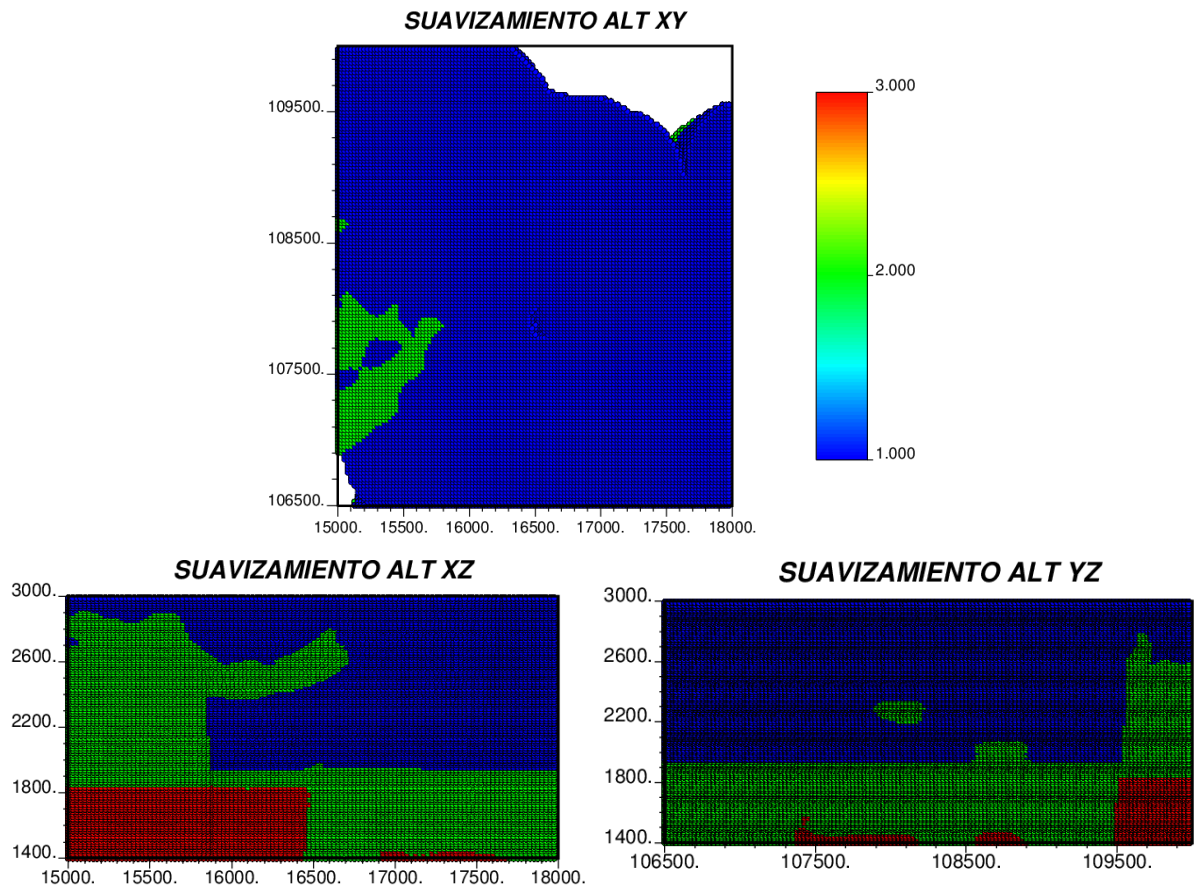


Figura 39: Resultados suavizamiento de unidades de estimación, dadas por las alteraciones.

Con el objetivo de contrastar la delimitación de dominios obtenida mediante el suavizamiento, con aquélla dada por el modelo de bloques inicial, se extraen secciones en cada dirección. Éstas se presentan, comparativamente, en la sección ANEXOS A.7.

4.5 Separación de los datos según umbral de PLT

De acuerdo a antecedentes entregados por el área de Geometalurgia de Escondida, en base a estudios anteriores de los datos de dureza asociados a PLT, SPI y BWi, se establece que existe un valor límite de Is_{50} , según el cual es relevante diferenciar los bloques. Se sabe que el comportamiento del mineral varía, según se asocie a índices de dureza que impliquen estar bajo o sobre un umbral de la variable PLT. Esto resulta importante para efectos del procesamiento en planta; por lo que el modelo estimado final, se construye en base al supuesto de la existencia de dos unidades geológicas que se distinguen según el valor de Is_{50} . El índice límite se especifica en la Tabla 35.

Tabla 35: Umbral de PLT.

Sector	Valor umbral $I_{s_{50}}$
Escondida	1,8

En adelante, se habla de dos poblaciones de datos/modelos: “PLT menor” y “PLT mayor”. El último considera incluido el valor umbral.

Con el fin de exponer los resultados finales como un solo modelo, es necesario clasificar los bloques de la grilla estimada según cada dominio de PLT. Para esto, se sigue el mismo procedimiento que el aplicado al momento de definir las unidades de estimación por alteración, en base a un kriging de indicador.

El estudio variográfico realizado para efectuar el kriging de indicador para la definición de dominios de PLT, se resume en las figuras a continuación. En la Figura 40, se muestran los mapas variográficos de la variable indicador para $I_{s_{50}} < 1,8$; que son los mismos que para $I_{s_{50}} \geq 1,8$, dado que se trata de sólo dos categorías, y por lo tanto los variogramas son idénticos. A partir de éstos, no se deduce alguna dirección de anisotropía particular, por lo que se decide calcular los variogramas experimentales omnihorizontal y vertical, con un paso de 25m y 15m respectivamente. Luego, en la Figura 41, se muestra el variograma modelado en base al variograma experimental.

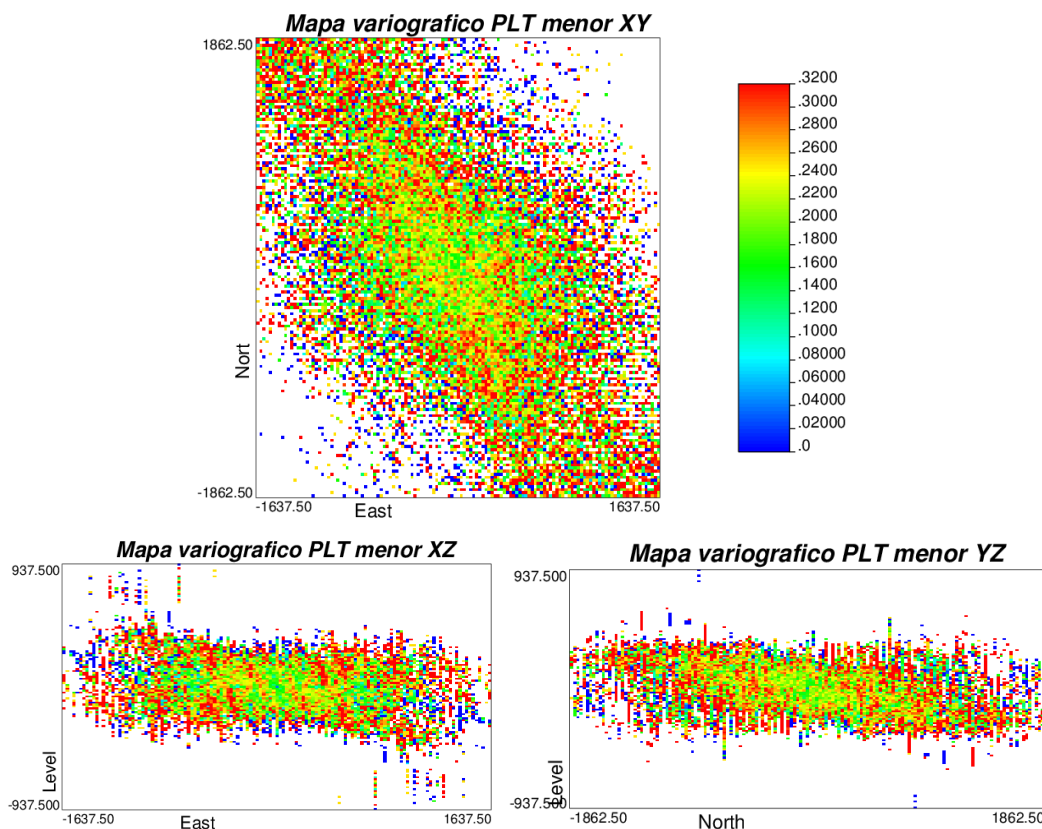


Figura 40: Mapas variográficos variable indicador PLT menor (idénticos a PLT mayor).

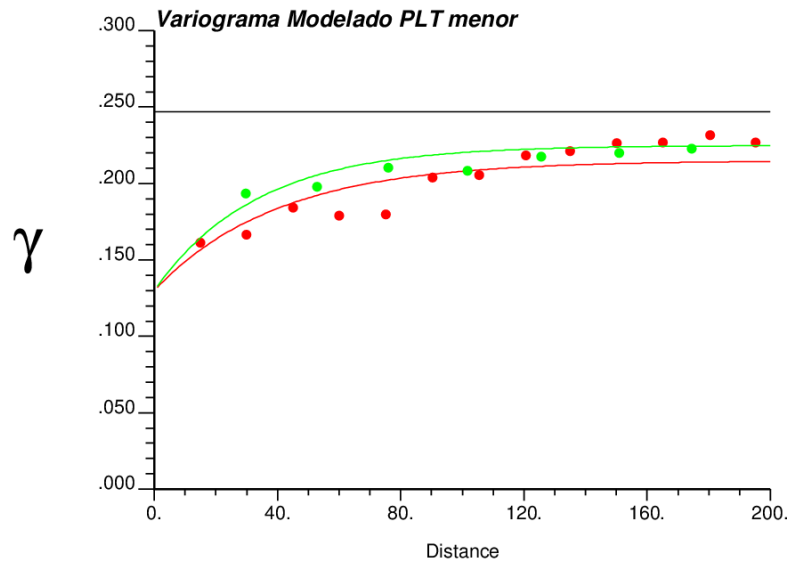


Figura 41: Variograma experimental (puntos) junto a variograma modelado (líneas) variable indicador PLT menor. Rojo: vertical. Verde: Omnihorizontal.

El modelo variográfico que muestra la Figura 41 está representado por la expresión:

$$\gamma_{PLT} = 0,13 + 0,085 \cdot \exp(100,100,120) + 0,01 \cdot \exp(100,100, \infty)$$

Para la realización del kriging de indicador, se ingresan entonces las proporciones globales de cada categoría de PLT. En el caso de Escondida, y de acuerdo a los datos que proporcionan las muestras de Is_{50} y a los resultados del kriging de indicador, se establece que el conjunto “PLT menor”, posee una abundancia de 36%; correspondiendo el 64% restante a “PLT mayor”.

Los resultados del kriging de indicador para cada categoría se muestran en la Figura 42 y Figura 43.

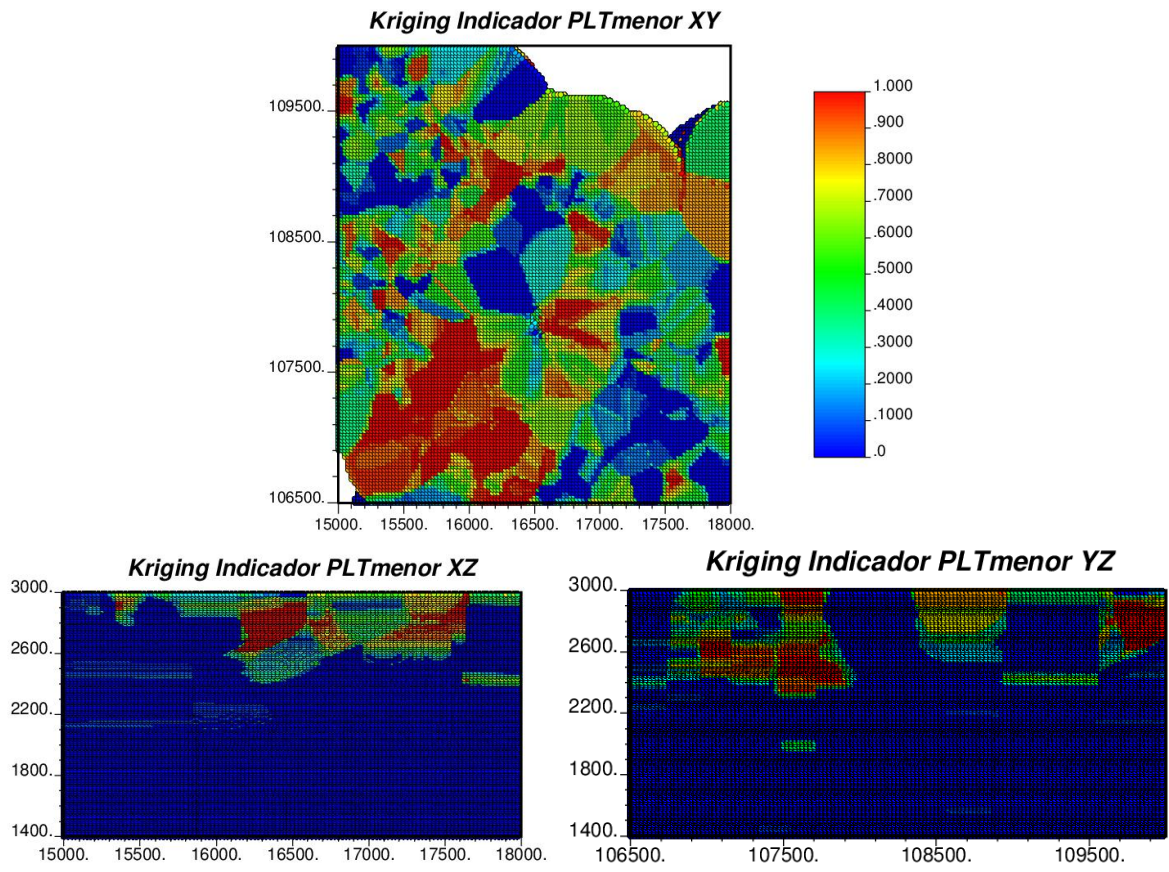


Figura 42: Vistas 2D resultados kriging de indicador PLT < 1,8.

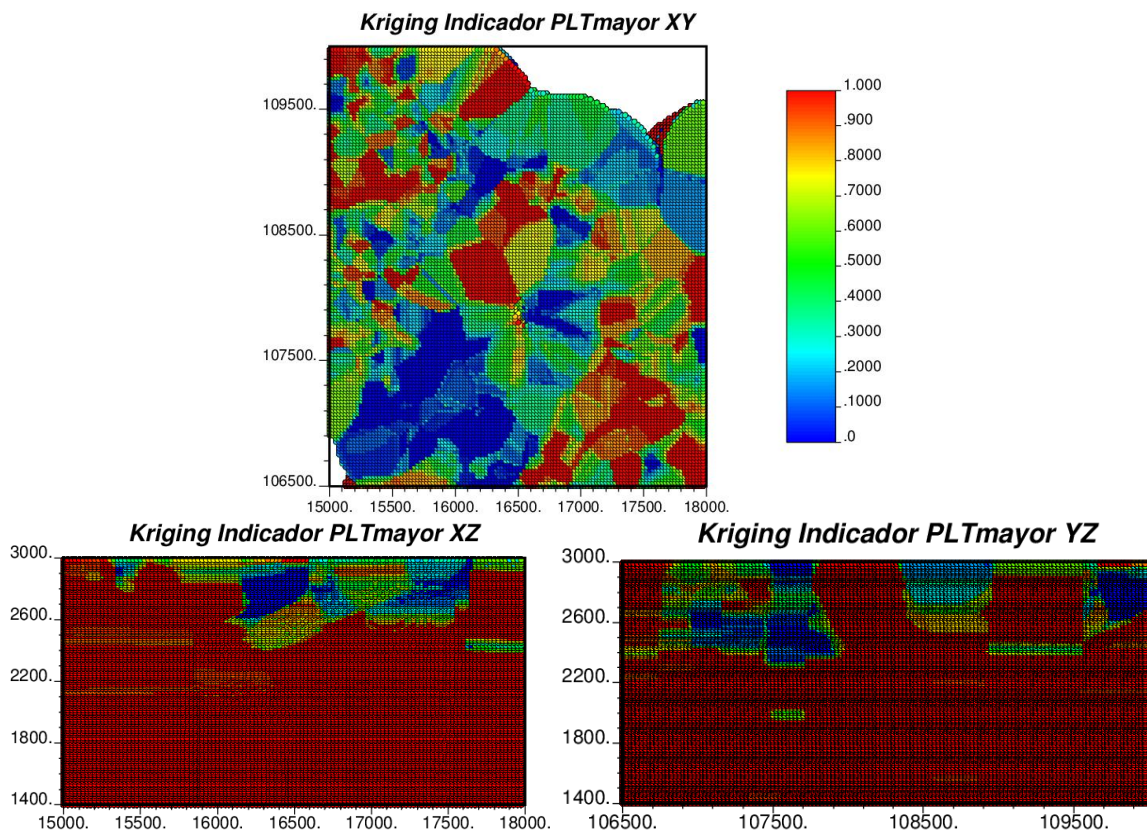


Figura 43: Vistas 2D resultados kriging de indicador PLT $\geq 1,8$.

Los resultados de la definición de dominios de PLT para Escondida, se muestran en la Figura 44.

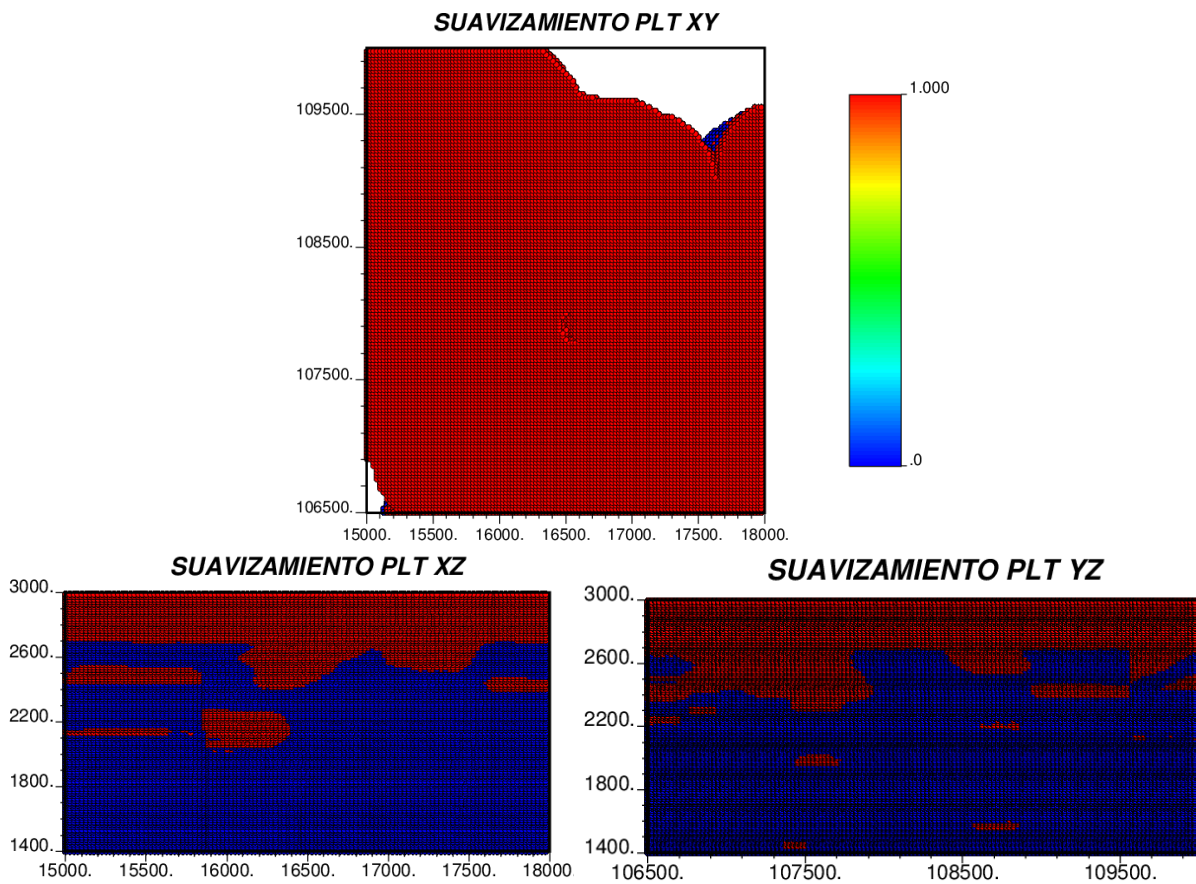


Figura 44: Resultados definición de dominios PLT. Rojo: $I_{s50} < 1,8$; Azul: $I_{s50} \geq 1,8$.

En la Figura 45, se muestran las visualizaciones espaciales de los datos de PLT, clasificados por categoría, según sean menores o mayores que 1,8. Éstos son tomados de la base de datos original de I_{s50} en Escondida, compuesta por 165.013 datos.

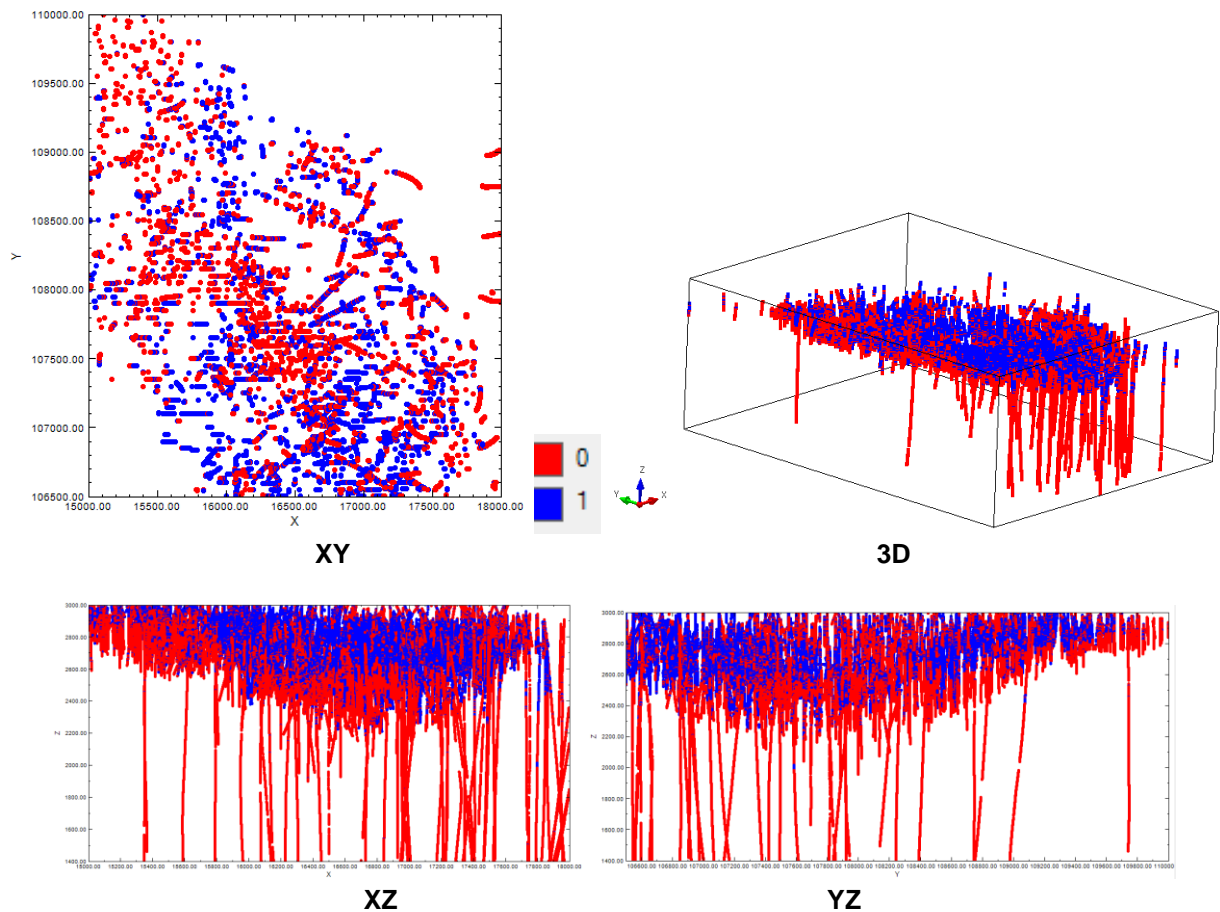


Figura 45: Vistas 2D y 3D datos PLT Escondida clasificados según umbral. Azul: $Is_{50} < 1,8$; Rojo: $Is_{50} \geq 1,8$.

4.6 Modelos residuales

Luego de descartar la utilización de la variable PLT para un cokriging de SPI y BWi, se decide tomar los valores de Is_{50} sólo como referencia para la separación de los datos según el umbral establecido para Escondida ($Is_{50}=1,8$). Así, se procede a realizar un cokriging de las variables SPI y BWi. Dado el hecho de que ya se cuenta con modelos de tendencia para ambas, tanto global como por alteración, es que se propone la utilización de la media estimada para obtener un modelo residual de cada variable. En primer lugar, se separan los datos de SPI y BWi, según los valores asociados de PLT. Esto se hace de acuerdo al tamaño de bloque, es decir, con radio de búsqueda de 25m en la horizontal, y 15m en la vertical. Dado que las muestras de PLT están a soporte de 1,5m, lo anterior implica que un cierto dato de SPI/BWi puede estar ligado a varios datos de PLT; y por tanto estar en presente en ambos set de datos (bajo y sobre el umbral de Is_{50}).

Para cada dato, se busca a qué bloque del modelo de tendencia pertenece, se le asocia el correspondiente valor de la media y se obtiene el residuo. Por lo tanto, el modelo

residual que sirve como input al cokriging, corresponde a valores en las mismas posiciones de los datos originales.

En ANEXOS A.8 se resumen las estadísticas de residuos para cada variable y cada subconjunto según umbral de PLT. Dado que se elabora un modelo estimado tanto global (sin separación de dominios), como suponiendo unidades de estimación diferenciadas por alteración, los datos son agrupados de acuerdo a dichos criterios. Adicionalmente, se muestran las estadísticas que caracterizan a los datos originales, y a los valores asociados de media, provenientes del modelo de tendencia en cada caso.

Los histogramas que se asocian a las estadísticas anteriormente expuestas, se adjuntan en el capítulo ANEXOS A.9.

4.7 Variografía de residuos

Una vez construida la base de datos de residuos para cada variable, se elaboran los modelos variográficos, que entran a la estimación por cokriging. Al aplicar esta metodología bivariable, se requiere calcular el variograma individual de SPI y BWi, además del variograma cruzado entre éstas, para luego ajustarlos mediante un modelo válido de correogionalización (ver sección 3 METODOLOGÍA e)). Dado que se dividen los datos en dos partes según umbral de PLT, y puesto que además se generan modelos de carácter global y por cada una de las tres alteraciones, se obtiene 8 conjuntos de datos. En base a cada uno de éstos se realiza estimación por cokriging; para finalmente obtener 2 modelos de dureza para Escondida: uno en que se considera una división en tres unidades de estimación según alteración, y otro en que se asume un dominio global.

Se dibujan entonces, en primer lugar, los mapas variográficos (se adjuntan en ANEXOS A.10). Éstos muestran que el comportamiento del variograma en torno al origen puede considerarse isótropo, por lo que no se establecen direcciones horizontales en particular, sino que se calcula un variograma omnihorizontal y otro vertical, para cada caso. Los parámetros fijados para cada uno se listan en la Tabla 36.

Tabla 36: Parámetros de entrada variogramas experimentales residuos.

Dirección	Omnihorizontal	Vertical
Azimut (°)	0	0
Tolerancia Azimut (°)	90	90
Ancho Banda Horizontal (m)	infinito	50
Dip (°)	0	90
Tolerancia Dip (°)	22,5	22,5
Ancho Banda Vertical (m)	50	50
Tolerancia Paso (m)	12,5	7,5
Largo Paso (m)	25	15
N° pasos	8	13

Cabe destacar que un caso particular lo constituye el análisis variográfico para la **Alteración 3** (Potásica); en que la presencia de datos mucho más escasos y espaciados, no permite obtener curvas de variograma fiables en las direcciones horizontal y vertical, por lo que se opta por calcular un solo variograma **omnidireccional**.

A continuación se muestran los variogramas experimentales y sus respectivos modelos ajustados, desde la Figura 46 a la Figura 53.

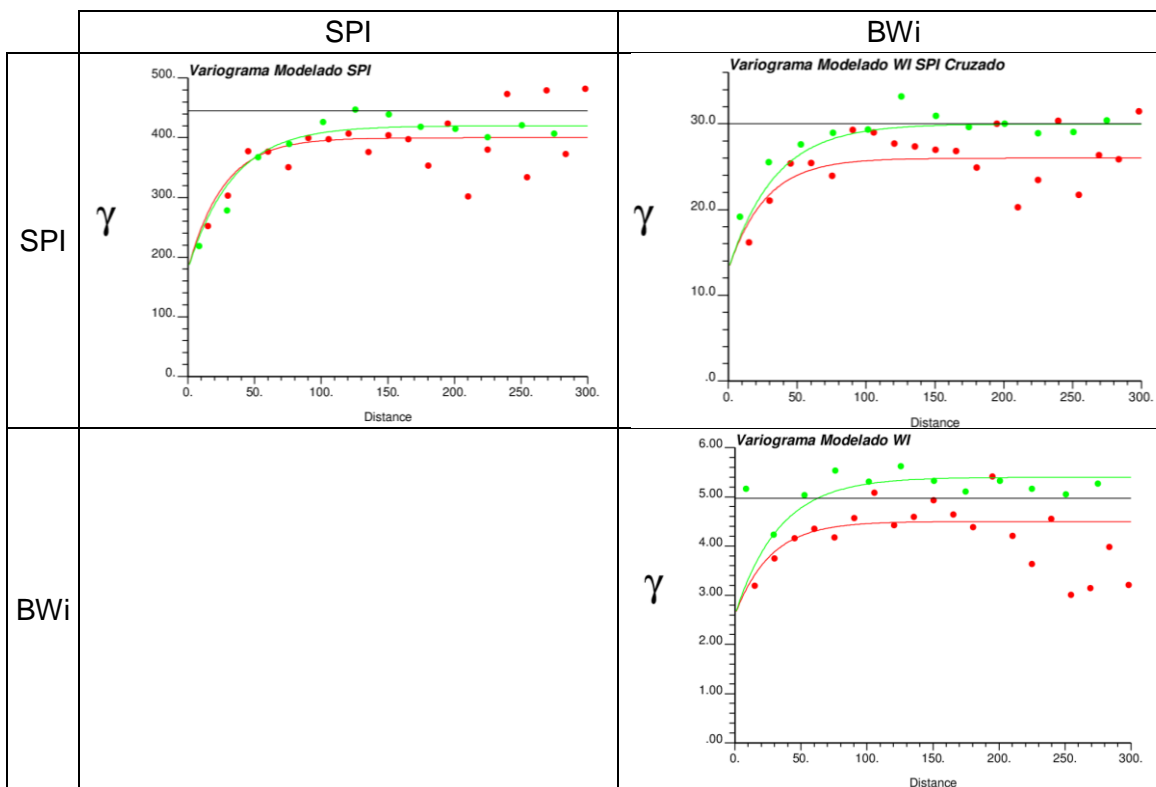


Figura 46: Variogramas experimentales (puntos) y modelados (líneas). PLT menor. Global. Rojo: vertical, Verde: omnihorizontal.

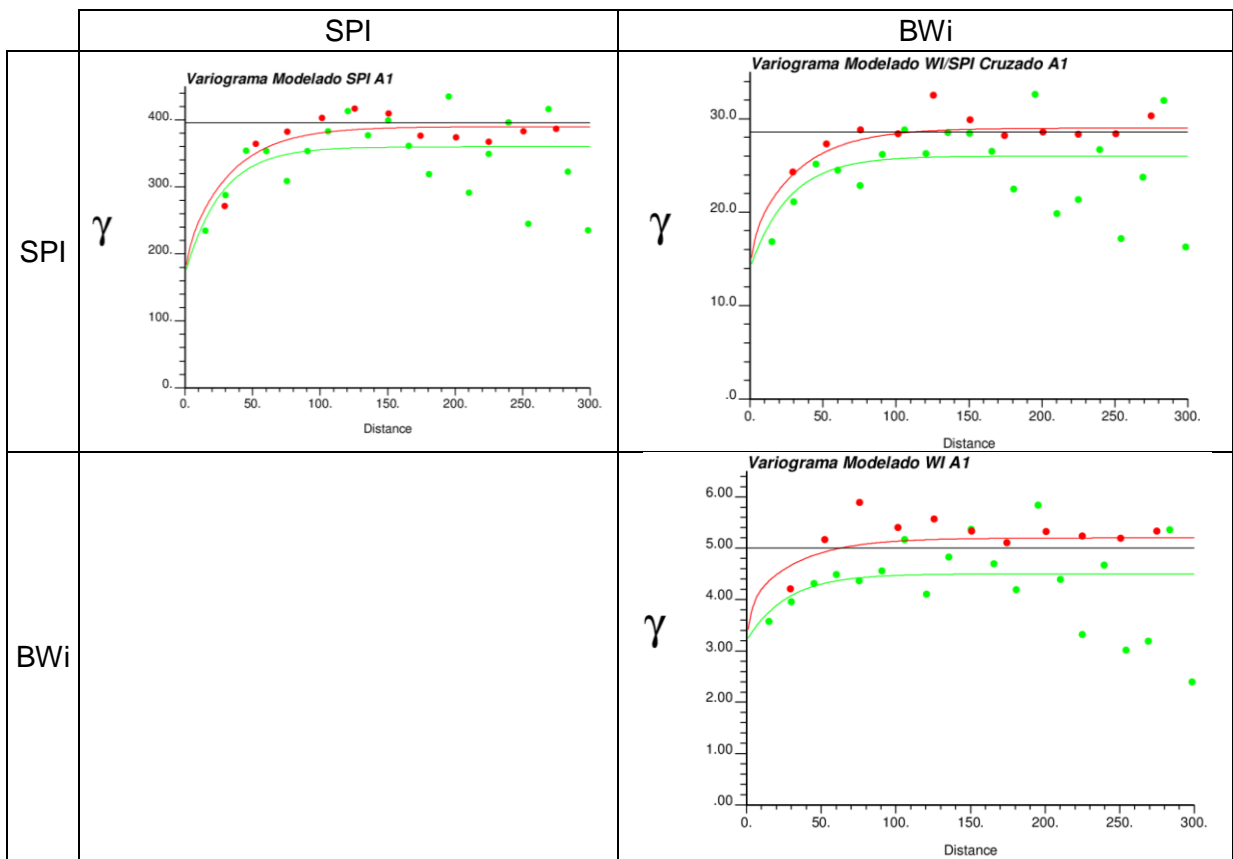


Figura 47: Variogramas experimentales (puntos) y modelados (líneas). PLT menor. Alteración 1 QSC. Verde: vertical, Rojo: omnihorizontal.

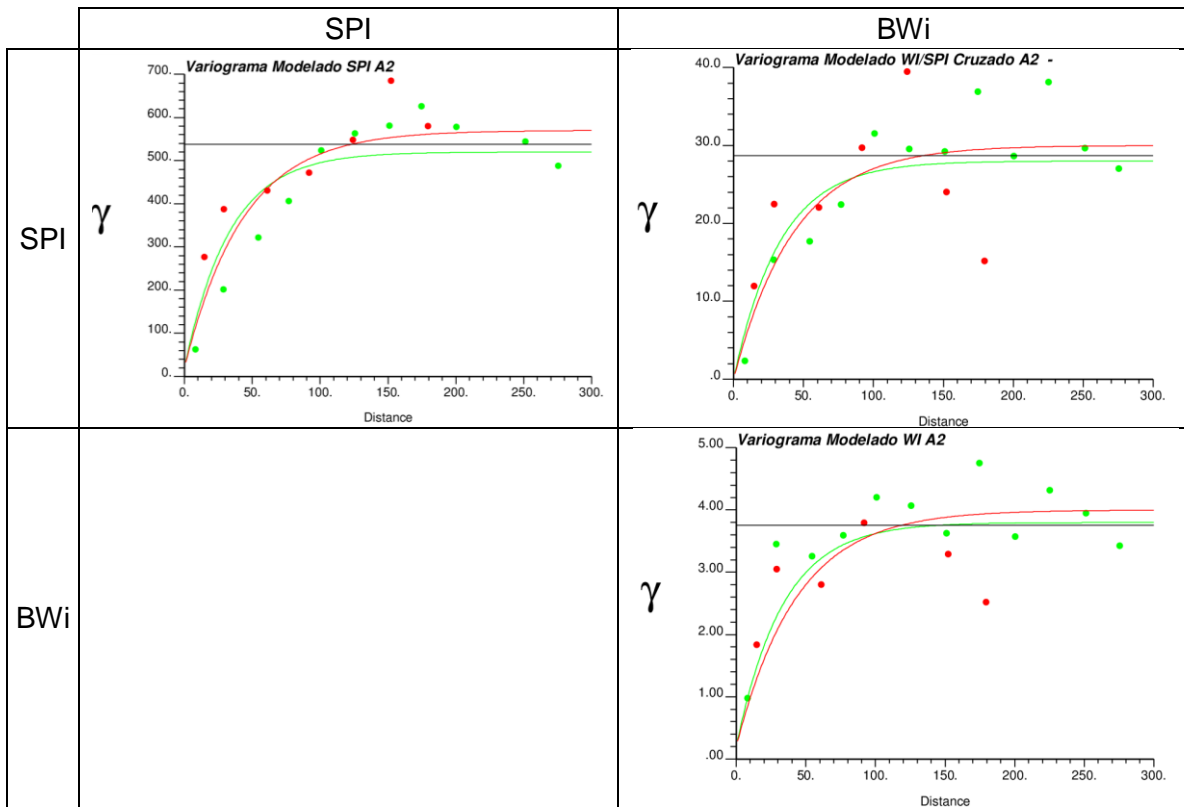


Figura 48: Variogramas experimentales (puntos) y modelados (líneas). PLT menor. Alteración 2 SCC. Rojo: vertical, Verde: omnihorizontal.

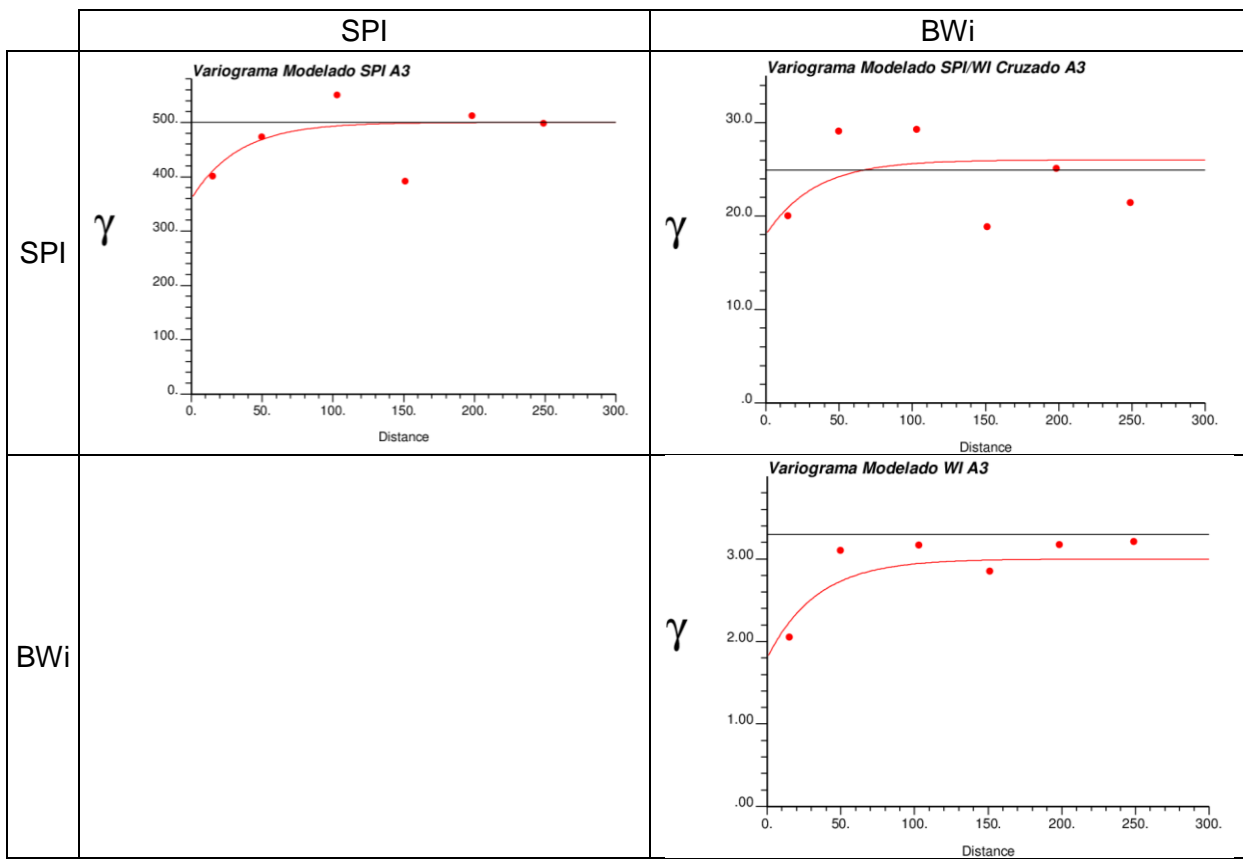


Figura 49: Variogramas experimentales (puntos) y modelados (líneas). PLT menor. Alteración 3 Potásica. Rojo: Omnidireccional.

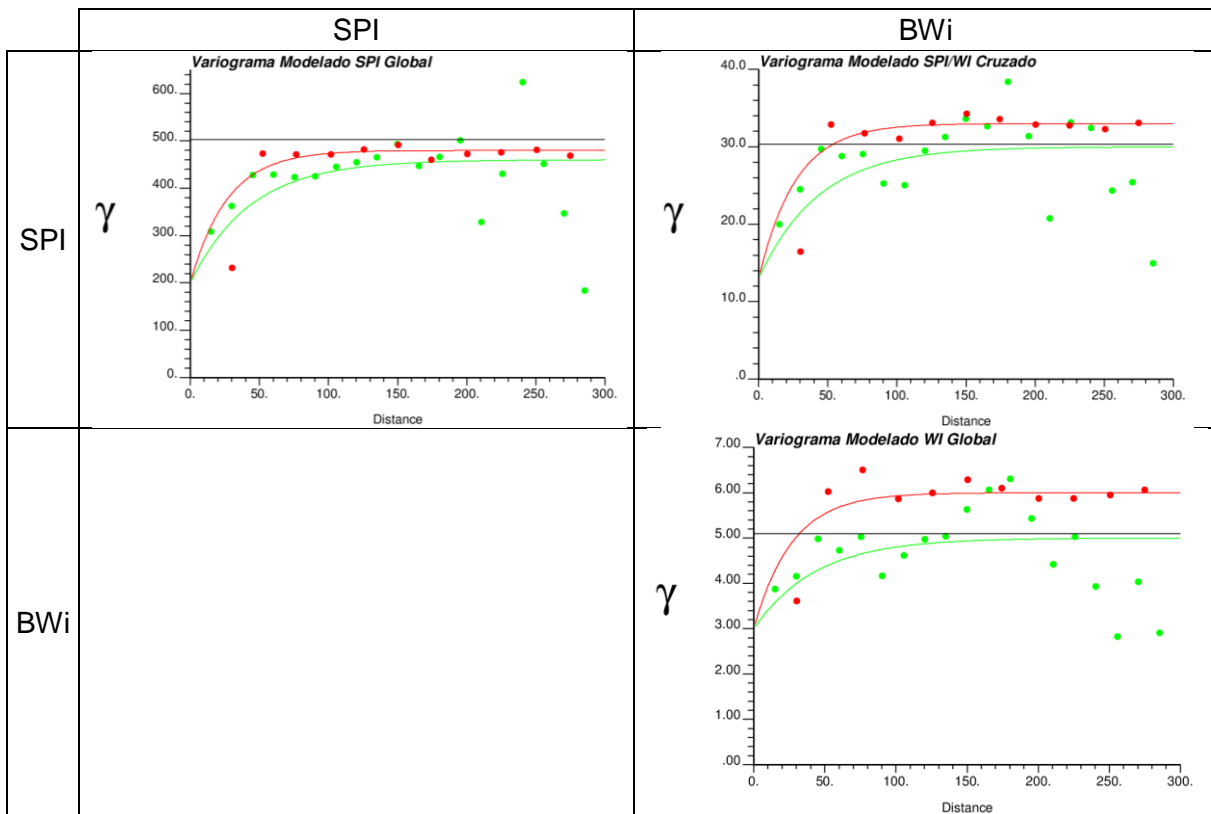


Figura 50: Variogramas experimentales (puntos) y modelados (líneas). PLT mayor. Global. Verde: vertical, Rojo: omnihorizontal.

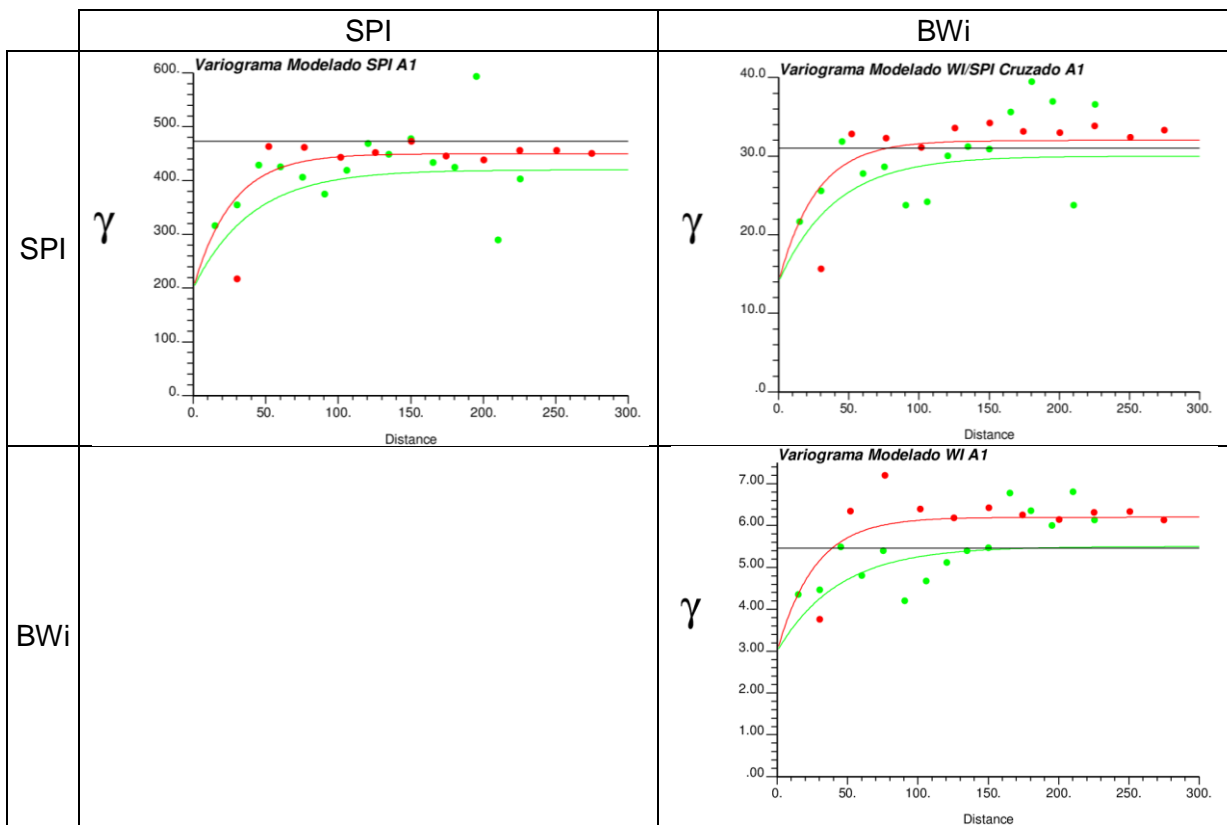


Figura 51: Variogramas experimentales (puntos) y modelados (líneas). PLT mayor. Alteración 1 QSC. Verde: vertical, Rojo: omnihorizontal.

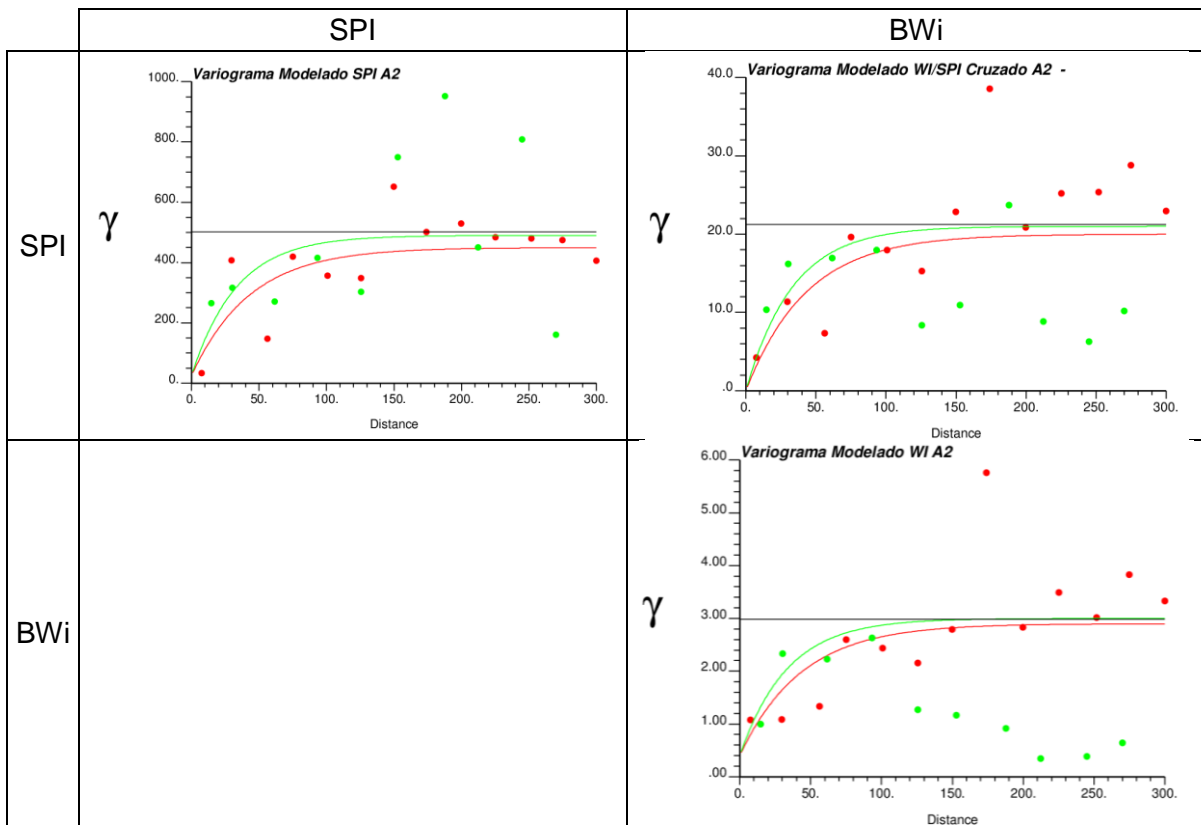


Figura 52: Variogramas experimentales (puntos) y modelados (líneas). PLT mayor. Alteración 2 SCC. Rojo: omnihorizontal, Verde: vertical.

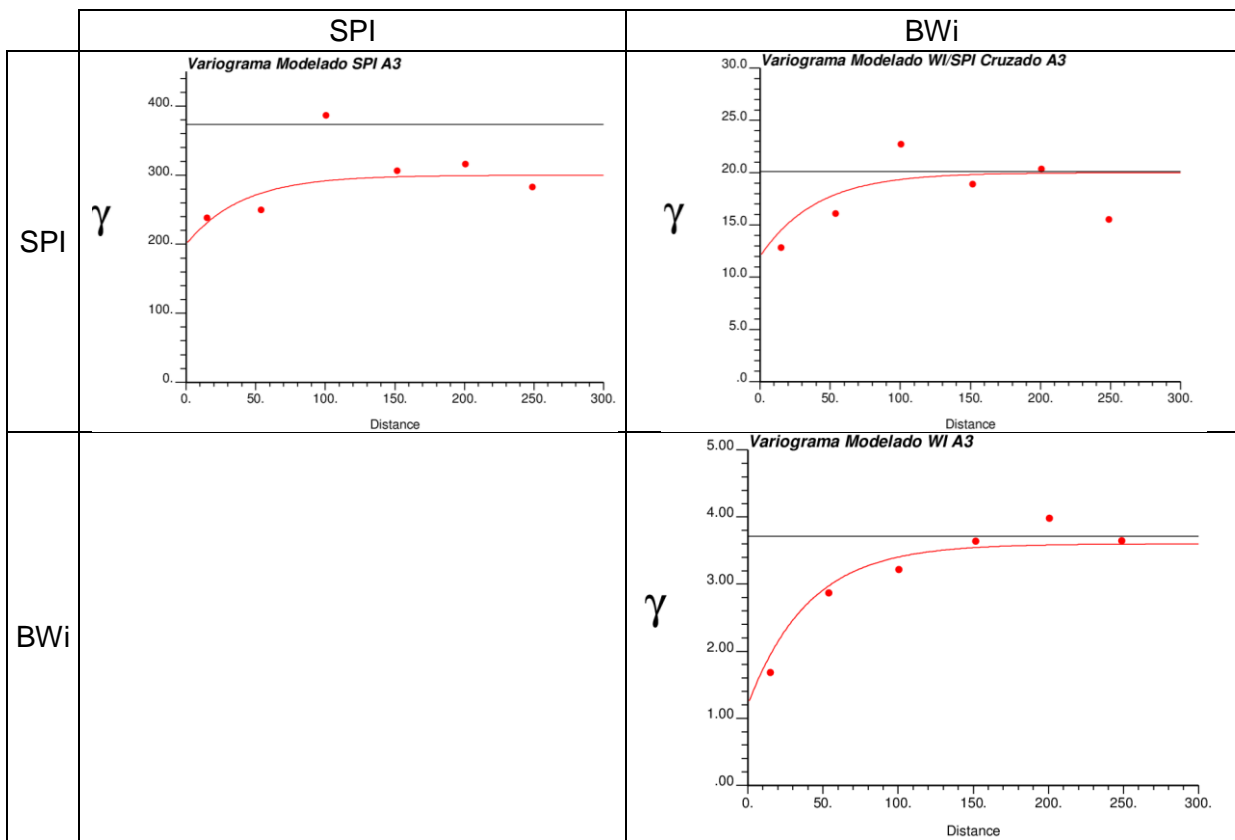


Figura 53: Variogramas experimentales (puntos) y modelados (líneas). PLT mayor. Alteración 3 Potásica. Rojo: Omnidireccional.

En la Tabla 37, se resumen los modelos ajustados de variogramas para cada mitad de datos según umbral de PLT, y según unidad de estimación, además del caso global.

Las matrices corresponden a efecto pepita/mesetas, y se disponen según:

$$\begin{bmatrix} SPI & cruzado \\ cruzado & BWi \end{bmatrix}$$

Los paréntesis redondos encierran los alcances:

$$modelo(alcance\ horizontal1, alcance\ horizontal2, alcance\ vertical)$$

Tabla 37: Modelos variográficos residuos.

Grupo PLT	Modelo Variograma
Is ₅₀ < 1,8	$\gamma_{GLOBAL} = \begin{bmatrix} 180 & 13 \\ 13 & 2,6 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 220 & 13 \\ 13 & 1,9 \end{bmatrix} \cdot \exp(100,100,80) + \begin{bmatrix} 20 & 4 \\ 4 & 0,9 \end{bmatrix} \cdot \exp(100,100, \infty)$
	$\gamma_{ALT1} = \begin{bmatrix} 170 & 14 \\ 14 & 3,2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 190 & 12 \\ 12 & 1,3 \end{bmatrix} \cdot \exp(100,100,80) + \begin{bmatrix} 30 & 3 \\ 3 & 0,7 \end{bmatrix} \cdot \exp(100,100, \infty)$
	$\gamma_{ALT2} = \begin{bmatrix} 20 & 0 \\ 0 & 0,2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 520 & 30 \\ 30 & 3,6 \end{bmatrix} \cdot \exp(100,100,130) + \begin{bmatrix} 50 & 2 \\ 2 & 0,2 \end{bmatrix} \cdot \exp(\infty, \infty, 130)$
	$\gamma_{ALT3} = \begin{bmatrix} 360 & 18 \\ 18 & 1,8 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 140 & 8 \\ 8 & 1,2 \end{bmatrix} \cdot \exp(100,100,100)$
Is ₅₀ ≥ 1,8	$\gamma_{GLOBAL} = \begin{bmatrix} 200 & 13 \\ 13 & 3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 260 & 17 \\ 17 & 2 \end{bmatrix} \cdot \exp(80,80,130) + \begin{bmatrix} 20 & 3 \\ 3 & 1 \end{bmatrix} \cdot \exp(80,80, \infty)$
	$\gamma_{ALT1} = \begin{bmatrix} 200 & 14 \\ 14 & 3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 220 & 16 \\ 16 & 2,5 \end{bmatrix} \cdot \exp(80,80,120) + \begin{bmatrix} 30 & 2 \\ 2 & 0,7 \end{bmatrix} \cdot \exp(80,80, \infty)$
	$\gamma_{ALT2} = \begin{bmatrix} 25 & 0 \\ 0 & 0,4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 425 & 20 \\ 20 & 2,5 \end{bmatrix} \cdot \exp(130,130,100) + \begin{bmatrix} 40 & 1 \\ 1 & 0,1 \end{bmatrix} \cdot \exp(\infty, \infty, 100)$
	$\gamma_{ALT3} = \begin{bmatrix} 200 & 12 \\ 12 & 1,2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 100 & 8 \\ 8 & 2,4 \end{bmatrix} \cdot \exp(120,120,120)$

4.8 Estimación de SPI y BWi

Luego de que se establece el modelo de correogionalización que describe los variogramas individuales y cruzados de los residuos de las variables SPI y BWi, el siguiente paso es la estimación por cokriging. El objetivo es obtener un residuo estimado en los bloques de la grilla definida; y luego, sumando el valor de tendencia correspondiente a cada nodo, generar un modelo estimado de las variables de interés. [Ver capítulo 2.3.6 *Cokriging de residuos*].

4.8.1 Cokriging de residuos

Dado que se trabaja en base a residuos, se realiza un cokriging simple, con el supuesto de que la media es conocida e igual a cero.

La estimación se efectúa para cada grupo de datos según la separación descrita:

PLT < 1,8				PLT ≥ 1,8			
GLOBAL	ALT 1	ALT 2	ALT 3	GLOBAL	ALT 1	ALT 2	ALT 3

Los parámetros de input aplicados al cokriging de residuos se muestran en la Tabla 38. Estos parámetros son utilizados para todos los dominios definidos.

Tabla 38: Parámetros input cokriging de residuos.

Tipo de kriging	Cokriging Simple
Media	0
Radio de búsqueda X (m) – Variable 1°	300
Radio de búsqueda Y (m) – Variable 1°	300
Radio de búsqueda Z (m) – Variable 1°	250
Radio de búsqueda X (m) – Variable 2°	250
Radio de búsqueda Y (m) – Variable 2°	250
Radio de búsqueda Z (m) – Variable 2°	200
Discretización de bloque	1x1x1 (puntual)
Mínimo de muestras para estimación – 1°	3
Máximo de muestras para estimación – 1°	16
Máximo de muestras para estimación – 2°	10

Con respecto a lo que se establece en la Tabla 38, cabe mencionar que:

- Los radios de búsqueda se definen más amplios en relación con el alcance del variograma, dadas las vastas dimensiones del dominio global, y la separación espacial que presentan las muestras, cuya densidad disminuye considerablemente al descender en el eje Z. Los datos ubicados más allá de la distancia definida por el alcance del variograma, también aportan información.
- Se considera un radio de búsqueda menor en la dirección Z, dado que los dominios de alteración se limitan principalmente a lo largo de la cota.
- Se privilegia la influencia de la variable primaria sobre su estimación, considerando menores radios de búsqueda para la variable secundaria, y acotando el máximo de muestras para esta última.

Los bloques estimados, resultantes del cokriging de residuos, son entonces enlazados con los modelos de tendencia elaborados para cada variable; haciendo corresponder los modelos globales y los separados por alteración respectivamente.

Para cada nodo, se obtiene la suma del residuo y la media estimada, lo que equivale al valor de SPI y BWi estimado.

Los resultados de la estimación para cada variable, a partir del cokriging de residuos, se presentan a continuación, a la vez que se contrastan con los datos de inicio; con el fin de validar los modelos obtenidos.

4.8.2 Visualizaciones resultados cokriging

Para obtener las vistas espaciales que se muestran en las siguientes figuras, se unen los resultados pertenecientes a cada dominio de PLT, y a cada alteración, según corresponda.

En primer lugar, se despliegan las visualizaciones del modelo obtenido según una estimación global; y posteriormente, los resultados derivados de separar los datos por alteración.

Modelos globales

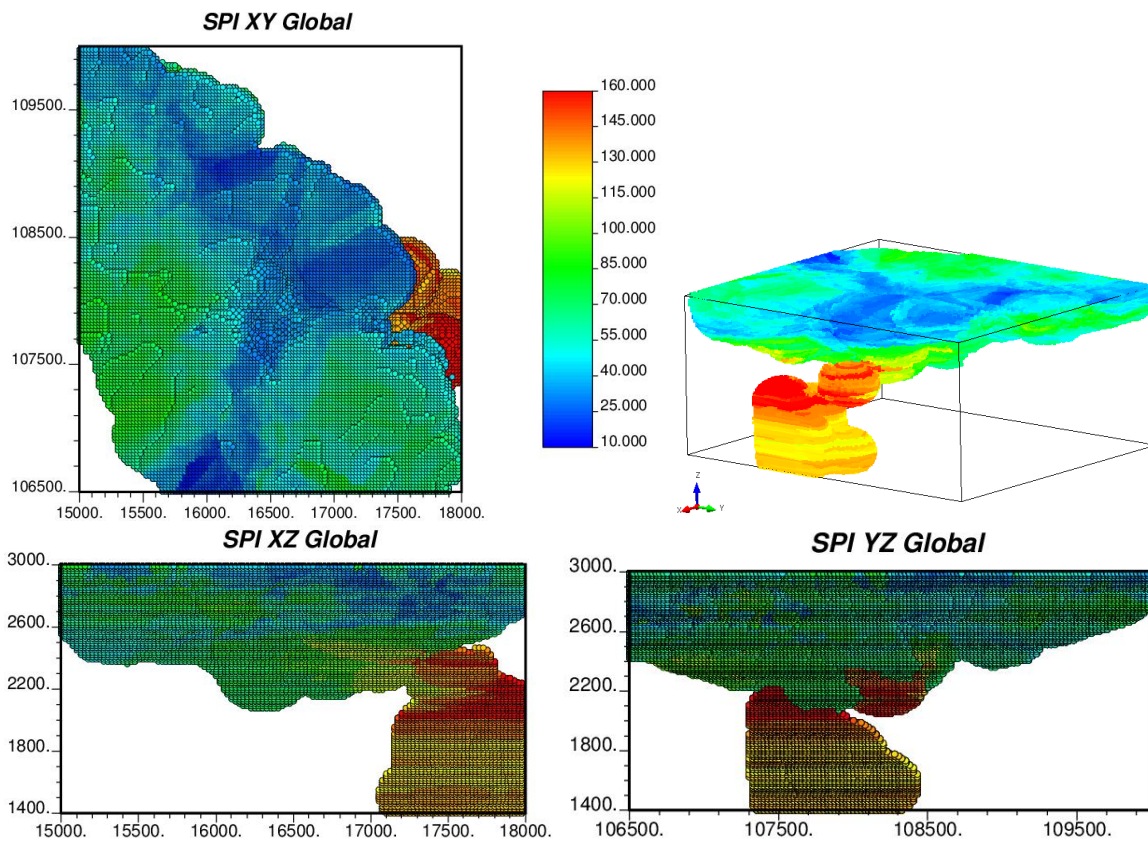


Figura 54: Modelo final estimado SPI. Estimación sin separación por alteración.

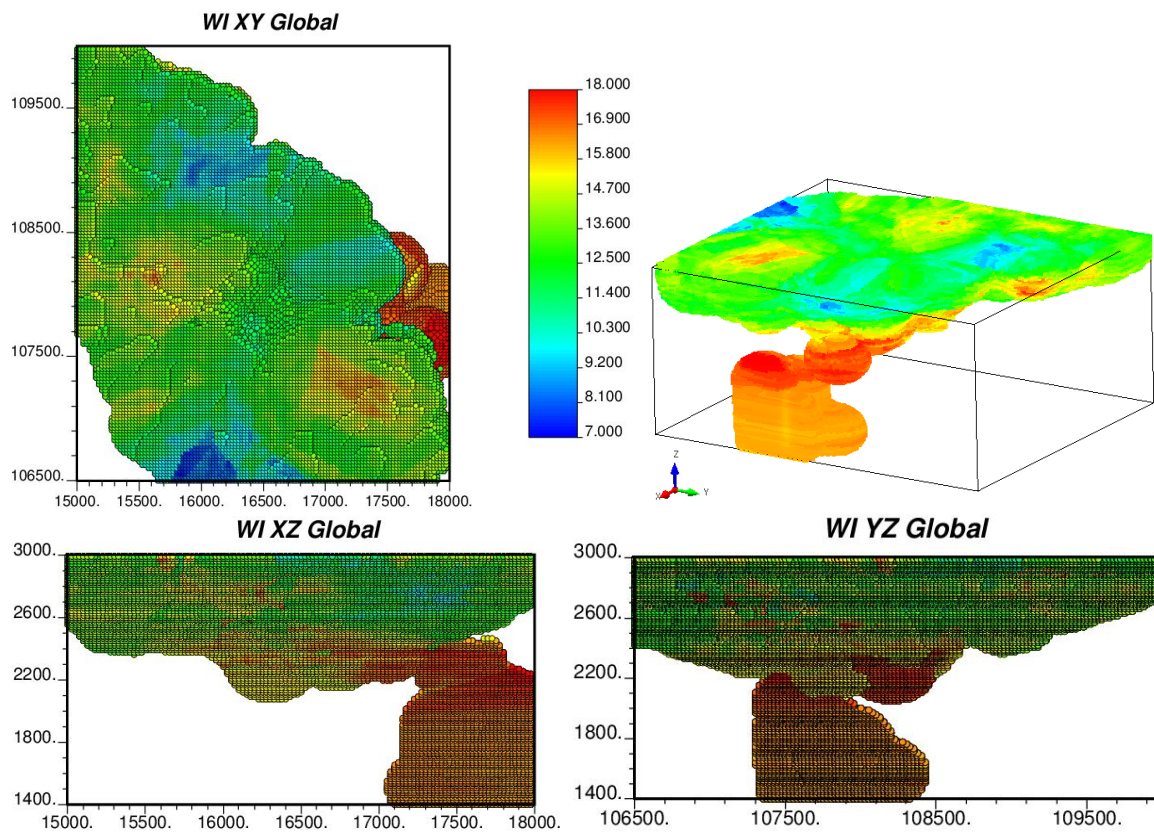


Figura 55: Modelo final estimado BWi. Estimación sin separación por alteración.

Modelos estimados con separación de alteración

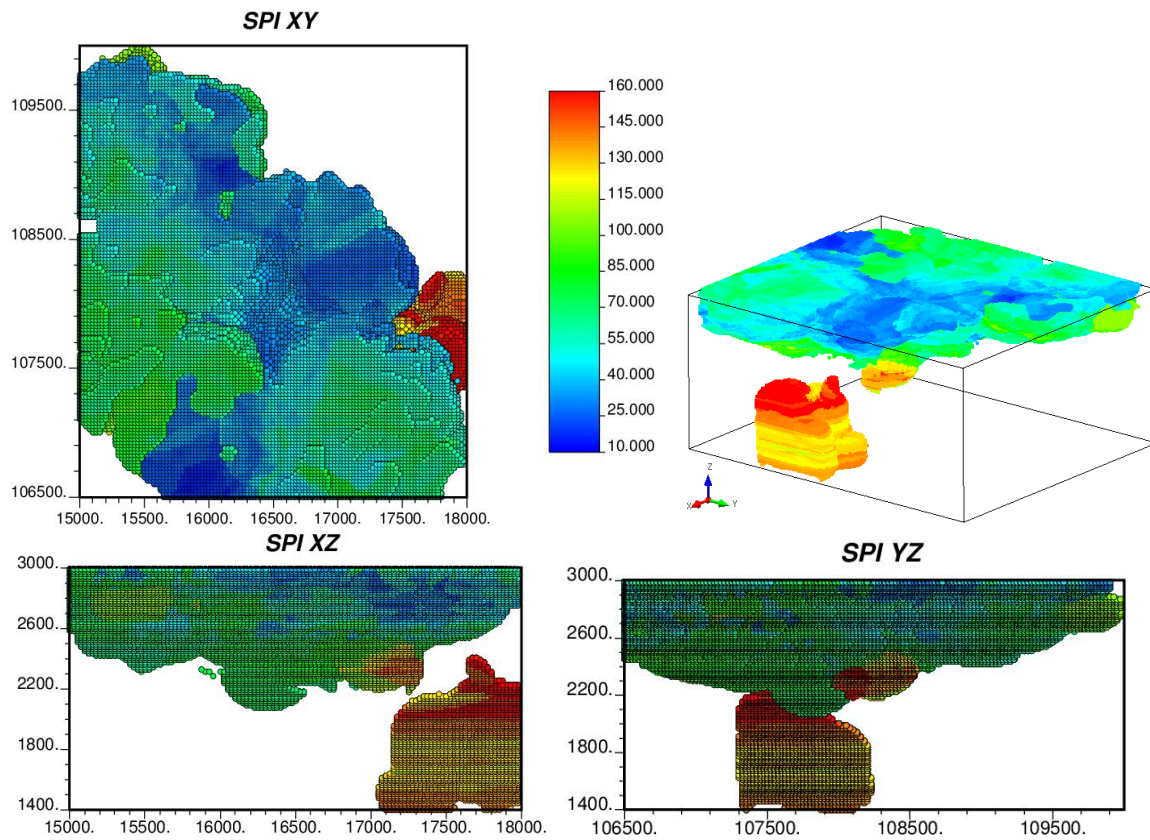


Figura 56: Modelo final estimado SPI. Estimación separando por alteración.

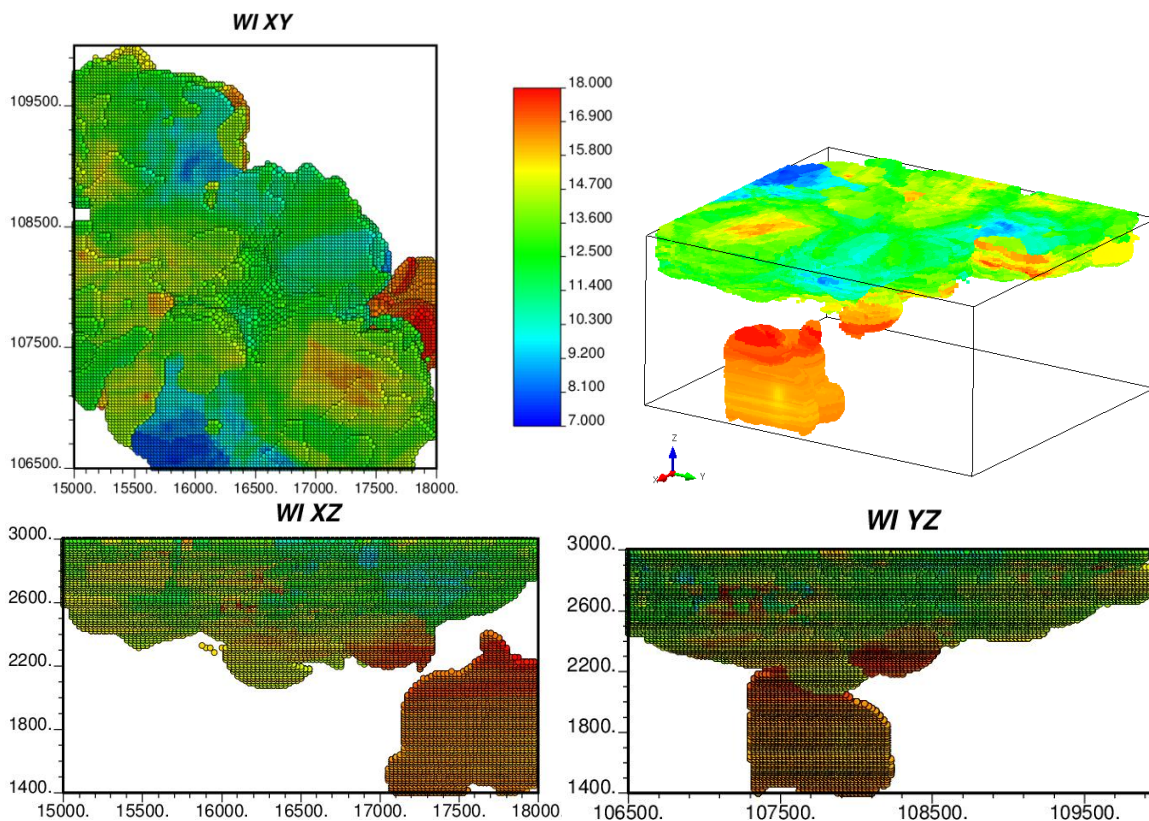


Figura 57: Modelo final estimado BWi. Estimación separando por alteración.

Las visualizaciones espaciales de los datos originales en base a los cuales se generan los residuos y se estima posteriormente por cokriging, se incluyen en ANEXOS A.11.

4.9 Validación

La validación de la estimación de SPI y BWi mediante cokriging de residuos, se lleva a cabo mediante tres métodos: estudio estadístico, comparación de tendencias espaciales y visualizaciones 2D.

Los resultados son analizados por separado, según las unidades de estimación definidas. Los modelos obtenidos en cada caso son filtrados, de modo de sólo estudiar los bloques que efectivamente pertenezcan al dominio correspondiente; en concordancia con la delimitación realizada mediante kriging de indicadores.

Se analiza entonces cada grupo de PLT, y dentro de cada uno, se distingue según la estimación sea global o por alteración. Al mismo tiempo, para cada modelo estimado global, se separan los resultados por alteración; para observar que tipo de estimación es más fidedigna.

4.9.1 Validación estadística

Se presentan las estadísticas correspondientes a los resultados del cokriging para cada dominio. Las tablas siguientes resumen los principales parámetros estadísticos, y se contrastan con la caracterización de los datos desagrupados. La comparación se representa mediante el error medio absoluto y el error medio porcentual (en base a la media de los datos).

Tabla 39: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50}<1,8$. Global.

	RESULTADOS COKRIGING		DATOS DESAGRUPADOS	
	SPI	BWi	SPI	BWi
N° de datos	325.226	325.226	1728	1728
Media	55,932	12,931	54,122	12,504
Mínimo	5,659	6,500	8,172	5,628
Máximo	138,595	19,547	172,009	25,159
Desviación estándar	18,364	1,674	23,969	2,615
Varianza	337,228	2,801	574,519	6,837
Coef. de variación	0,328	0,129	0,443	0,209

	VARIACIÓN	
	SPI	BWi
Error medio	1,810	0,428
Error medio (%)	3,344	3,420

Tabla 40: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50}<1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).

	RESULTADOS COKRIGING		DATOS DESAGRUPADOS	
	SPI	BWi	SPI	BWi
N° de datos	178.789	178.789	1310	1310
Media	48,953	12,407	49,518	12,283
Mínimo	5,659	6,500	8,172	5,628
Máximo	138,595	19,547	158,676	25,159
Desviación estándar	15,679	1,569	20,658	2,618
Varianza	245,844	2,460	426,748	6,853
Coef. de variación	0,320	0,126	0,417	0,213

	VARIACIÓN	
	SPI	BWi
Error medio	-0,565	0,124
Error medio (%)	1,141	1,009

Tabla 41: Estadísticas resultados cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).

	RESULTADOS COKRIGING		DATOS DESAGRUPADOS	
	SPI	BWi	SPI	BWi
N° de datos	128.935	128.935	302	302
Media	63,811	13,508	69,021	13,170
Mínimo	17,026	7,469	16,476	7,632
Máximo	135,658	19,273	172,009	21,541
Desviación estándar	18,273	1,618	26,877	2,467
Varianza	333,886	2,618	722,396	6,084
Coef. de variación	0,286	0,120	0,389	0,187

	VARIACIÓN	
	SPI	BWi
Error medio	-5,210	0,338
Error medio (%)	7,548	2,568

Tabla 42: Estadísticas resultados cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).

	RESULTADOS COKRIGING		DATOS DESAGRUPADOS	
	SPI	BWi	SPI	BWi
N° de datos	17.502	17.502	71	71
Media	69,171	14,036	77,527	14,150
Mínimo	34,290	10,825	35,531	10,499
Máximo	119,126	18,148	147,532	20,412
Desviación estándar	12,854	1,078	26,960	2,034
Varianza	165,237	1,162	726,828	4,138
Coef. de variación	0,186	0,077	0,348	0,144

	VARIACIÓN	
	SPI	BWi
Error medio	-8,357	-0,114
Error medio (%)	10,779	0,804

Tabla 43: Estadísticas resultados cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).

	RESULTADOS COKRIGING		DATOS DESAGRUPADOS	
	SPI	BWi	SPI	BWi
N° de datos	178.386	178.386	1310	1310
Media	47,880	12,331	49,518	12,283
Mínimo	11,613	6,695	8,172	5,628
Máximo	130,523	19,546	158,676	25,159
Desviación estándar	14,904	1,593	20,658	2,618
Varianza	222,120	2,536	426,748	6,853
Coef. de variación	0,311	0,129	0,417	0,213

	VARIACIÓN	
	SPI	BWi
Error medio	-1,638	0,047
Error medio (%)	3,308	0,387

Tabla 44: Estadísticas resultados cokriging. $I_{s_{50}} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).

	RESULTADOS COKRIGING		DATOS DESAGRUPADOS	
	SPI	BWi	SPI	BWi
N° de datos	99.371	99.371	302	302
Media	70,031	13,906	69,021	13,170
Mínimo	23,039	8,158	16,476	7,632
Máximo	149,043	20,136	172,009	21,541
Desviación estándar	14,283	1,387	26,877	2,467
Varianza	204,015	1,925	722,396	6,084
Coef. de variación	0,204	0,100	0,389	0,187

	VARIACIÓN	
	SPI	BWi
Error medio	1,009	0,736
Error medio (%)	1,462	5,587

Tabla 45: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

	RESULTADOS COKRIGING		DATOS DESAGRUPADOS	
	SPI	BWi	SPI	BWi
N° de datos	25.559	25.559	71	71
Media	72,856	14,173	77,527	14,150
Mínimo	38,242	11,079	35,531	10,499
Máximo	123,835	17,833	147,532	20,412
Desviación estándar	15,853	1,456	26,960	2,034
Varianza	251,318	2,119	726,828	4,138
Coef. de variación	0,218	0,103	0,348	0,144

	VARIACIÓN	
	SPI	BWi
Error medio	-4,671	0,024
Error medio (%)	6,025	0,167

Tabla 46: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.

	RESULTADOS COKRIGING		DATOS DESAGRUPADOS	
	SPI	BWi	SPI	BWi
N° de datos	142.820	142.820	1341	1341
Media	93,334	15,203	60,702	13,631
Mínimo	23,127	8,765	10,600	5,628
Máximo	198,537	18,720	178,600	25,013
Desviación estándar	36,498	1,427	23,813	2,540
Varianza	1.332,100	2,035	567,069	6,450
Coef. de variación	0,391	0,094	0,392	0,186

	VARIACIÓN	
	SPI	BWi
Error medio	32,632	1,572
Error medio (%)	53,758	11,531

Tabla 47: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).

	RESULTADOS COKRIGING		DATOS DESAGRUPADOS	
	SPI	BWi	SPI	BWi
N° de datos	20.422	20.422	1042	1042
Media	56,239	13,697	57,672	13,592
Mínimo	23,127	8,765	10,600	5,628
Máximo	156,084	18,527	154,800	25,013
Desviación estándar	15,492	1,423	21,969	2,558
Varianza	239,988	2,026	482,639	6,541
Coef. de variación	0,276	0,104	0,381	0,188

	VARIACIÓN	
	SPI	BWi
Error medio	-1,433	0,105
Error medio (%)	2,484	0,773

Tabla 48: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).

	RESULTADOS COKRIGING		DATOS DESAGRUPADOS	
	SPI	BWi	SPI	BWi
N° de datos	92.882	92.882	195	195
Media	102,687	15,561	70,039	13,411
Mínimo	27,771	10,153	16,476	8,215
Máximo	198,537	18,720	169,900	21,541
Desviación estándar	35,933	1,274	27,141	2,347
Varianza	1.291,206	1,623	736,619	5,506
Coef. de variación	0,350	0,082	0,388	0,175

	VARIACIÓN	
	SPI	BWi
Error medio	32,648	2,150
Error medio (%)	46,614	16,029

Tabla 49: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).

	RESULTADOS COKRIGING		DATOS DESAGRUPADOS	
	SPI	BWi	SPI	BWi
N° de datos	29.516	29.516	82	82
Media	89,567	15,119	78,895	14,859
Mínimo	35,199	11,157	35,531	10,499
Máximo	163,298	17,656	178,600	22,500
Desviación estándar	31,223	1,165	25,046	2,350
Varianza	974,902	1,357	627,284	5,523
Coef. de variación	0,349	0,077	0,318	0,158

	VARIACIÓN	
	SPI	BWi
Error medio	10,672	0,260
Error medio (%)	13,527	1,750

Tabla 50: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

	RESULTADOS COKRIGING		DATOS DESAGRUPADOS	
	SPI	BWi	SPI	BWi
N° de datos	20.025	20.025	1042	1042
Media	54,450	13,635	57,672	13,592
Mínimo	24,242	8,895	10,600	5,628
Máximo	112,278	18,571	154,800	25,013
Desviación estándar	12,672	1,390	21,969	2,558
Varianza	160,566	1,933	482,639	6,541
Coef. de variación	0,233	0,102	0,381	0,188

	VARIACIÓN	
	SPI	BWi
Error medio	-3,222	0,044
Error medio (%)	5,587	0,322

Tabla 51: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

	RESULTADOS COKRIGING		DATOS DESAGRUPADOS	
	SPI	BWi	SPI	BWi
N° de datos	66.742	66.742	195	195
Media	107,341	15,614	70,039	13,411
Mínimo	40,827	11,333	16,476	8,215
Máximo	195,199	17,981	169,900	21,541
Desviación estándar	33,902	1,131	27,141	2,347
Varianza	1.149,323	1,279	736,619	5,506
Coef. de variación	0,316	0,072	0,388	0,175

	VARIACIÓN	
	SPI	BWi
Error medio	37,302	2,203
Error medio (%)	53,259	16,425

Tabla 52: Estadísticas resultados cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

	RESULTADOS COKRIGING		DATOS DESAGRUPADOS	
	SPI	BWi	SPI	BWi
N° de datos	11.601	11.601	82	82
Media	76,481	14,722	78,895	14,859
Mínimo	46,226	11,654	35,531	10,499
Máximo	111,502	16,847	178,600	22,500
Desviación estándar	16,344	1,013	25,046	2,350
Varianza	267,121	1,025	627,284	5,523
Coef. de variación	0,214	0,069	0,318	0,158

	VARIACIÓN	
	SPI	BWi
Error medio	-2,414	-0,137
Error medio (%)	3,060	0,921

La Tabla 53 muestra un resumen de la validación estadística, en base al error medio porcentual calculado en cada dominio (con respecto a la media de los datos), para cada variable. Los colores indican el nivel de error, para SPI y BWi por separado. El color rojo indica un error alto, mientras que el color azul se asocia a un error bajo.

Tabla 53: Resumen validación estadística.

	Error Medio (%)			
	SPI		BWi	
	$Is_{50} < 1,8$	$Is_{50} \geq 1,8$	$Is_{50} < 1,8$	$Is_{50} \geq 1,8$
Global	3,34	53,76	3,42	11,53
Global -ALT1	1,14	2,48	1,01	0,77
Global -ALT2	7,55	46,61	2,57	16,03
Global - ALT3	10,78	13,53	0,80	1,75
ALT1	3,31	5,59	0,39	0,32
ALT2	1,46	53,26	5,59	16,42
ALT3	6,03	3,06	0,17	0,92

Adicionalmente, se tienen los histogramas que ilustran la distribución de los valores estimados, junto con los histogramas asociados a residuos, que se incluyen en los capítulos ANEXOS A.12 y A.13.

En cuanto a los resultados que muestra la validación estadística, lo primero que se destaca es que los mayores errores de la media de los bloques estimados con respecto a la media de los datos desagrupados, se producen para el dominio de PLT mayor. En particular, para la variable SPI, este error en porcentaje alcanza un 53,76%; mientras que llega a un 16,42% para BWi. Este fenómeno es un indicador de que la definición de dominios según PLT no permite respetar la ubicación espacial de los datos de $Is_{50} \geq 1,8$. Como se menciona anteriormente, los datos de PLT bajo y sobre el umbral fijado están bastante entremezclados. Si bien los datos de “PLT mayor” predominan en profundidad, varios de éstos se encuentran en cotas superficiales, los que finalmente quedan fuera del dominio definido como “PLT mayor”. Esto ocurre porque prácticamente no hay datos de $Is_{50} < 1,8$ en profundidad, por lo que se tiende a respetar estos datos en superficie para la definición de dominios, resultante del kriging de indicador.

Asimismo, es interesante notar que los errores más elevados tienen relación con la Alteración 2 (SCC). Esto también tendría su origen en la definición de dominios de alteración; puesto que si bien la Alteración 2 es mayoritaria en el modelo de bloques original, los datos asociados a ésta son escasos. Así, hay varios bloques estimados que se encuentran lejanos a los datos respectivos, y por lo tanto aquí pueden haberse producido fenómenos de extrapolación. Esto derivaría en una diferencia entre la estadística de los bloques de Alteración 2 estimados, con respecto a las muestras.

Otras cifras de error medio que llaman la atención, son las asociadas a SPI, para la Alteración 3 (Potásica) estimada a nivel global. En contraste, los errores obtenidos para esta variable en la Alteración 3, estimada de forma independiente, son bastante menores. En consecuencia, en este caso resulta perjudicial estimar de manera global, puesto que al haber muy pocos datos de Alteración 3, la estimación probablemente es

influenciada por numerosos datos pertenecientes a otras alteraciones, lo que distorsiona el valor de los bloques estimados.

Por otro lado, cabe notar que en general, el error medio porcentual es más elevado para la variable SPI. Esto puede deberse a que los datos de SPI presentan desde el comienzo una mayor dispersión; lo que tiene sentido, pues se sabe que la prueba SPI arroja un índice con alrededor de un 30% de error.

En términos globales, el balance final de la validación estadística indica que los menores errores se producen al estimar separando los datos por alteración. Considerando los modelos estimados de esta forma, si se toma como referencia un error medio porcentual de 4%, los únicos casos en que este valor se excede son:

SPI – Alteración 1 – $Is_{50} \geq 1,8$

SPI – Alteración 3 - $Is_{50} \geq 1,8$

SPI – Alteración 2 - $Is_{50} \geq 1,8$

BWi – Alteración 2 - $Is_{50} < 1,8$

BWi – Alteración 2 - $Is_{50} \geq 1,8$

Como se comenta anteriormente, entonces los errores se asocian, por un lado, al dominio PLT mayor, por la superposición espacial de los datos de PLT con respecto al umbral y la consecuente dificultad para definir estas unidades. Por otra parte, se tiene el dominio de Alteración 2 (SCC), en que hay pocos datos asociados, en relación con el volumen de bloques que se clasifican en dicha alteración. Y por último, los errores cometidos para el caso de la Alteración 3 (Potásica) tienen relación con la baja cantidad de muestras (la más baja en comparación con las otras dos alteraciones).

4.9.2 Derivas espaciales

Con el fin de determinar si es que los valores estimados siguen tendencias espaciales similares a las de los datos, se dibujan las curvas de deriva en función de cada coordenada X, Y y Z. Para elaborar las derivas de los datos, éstos son desagrupados mediante la metodología de “vecino más cercano”. Ésta consiste en asignar a cada bloque, el valor de la muestra que se encuentra más próxima a su centroide.

En las figuras siguientes, se muestran las derivas calculadas para los modelos estimados de manera global y separando por alteración. Asimismo, se grafican las derivas comparativas por cada alteración, las que se incluyen en ANEXOS A.14.

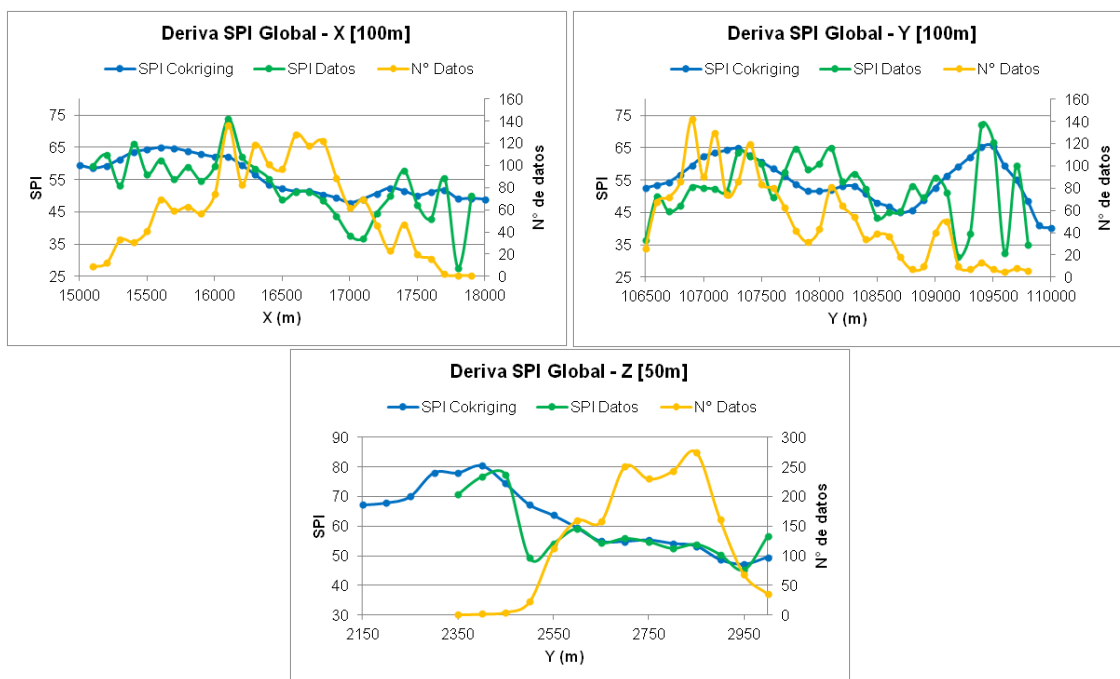


Figura 58: Derivas SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global.

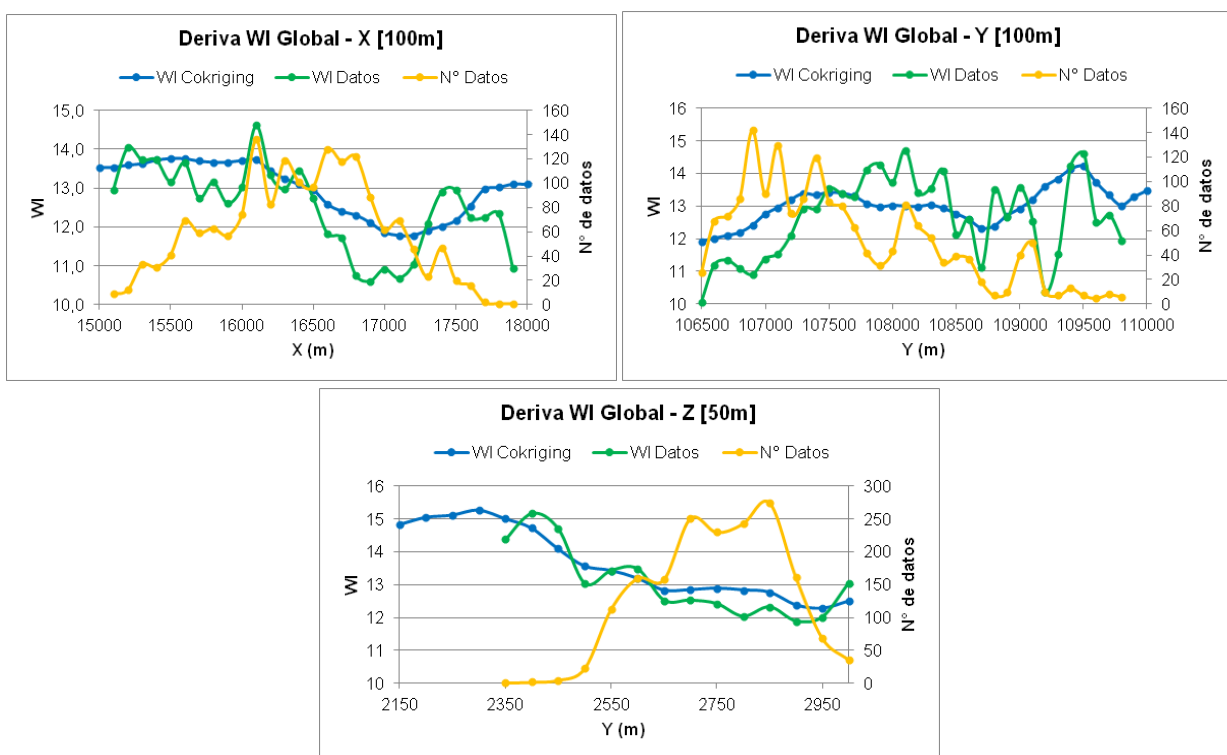


Figura 59: Derivas BWi. $Is_{50} < 1,8$. Estimación global.

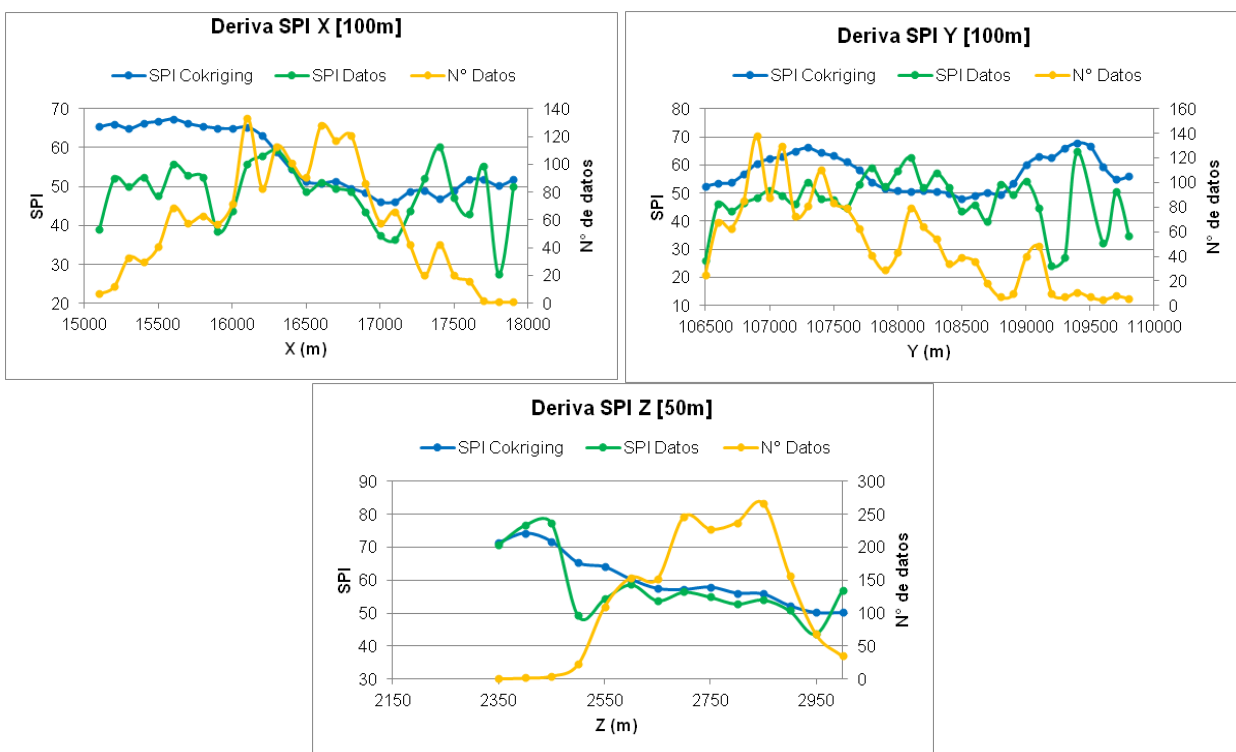


Figura 60: Derivas SPI. $Is_{50} < 1,8$. Estimación separando por alteración. Modelo completo.

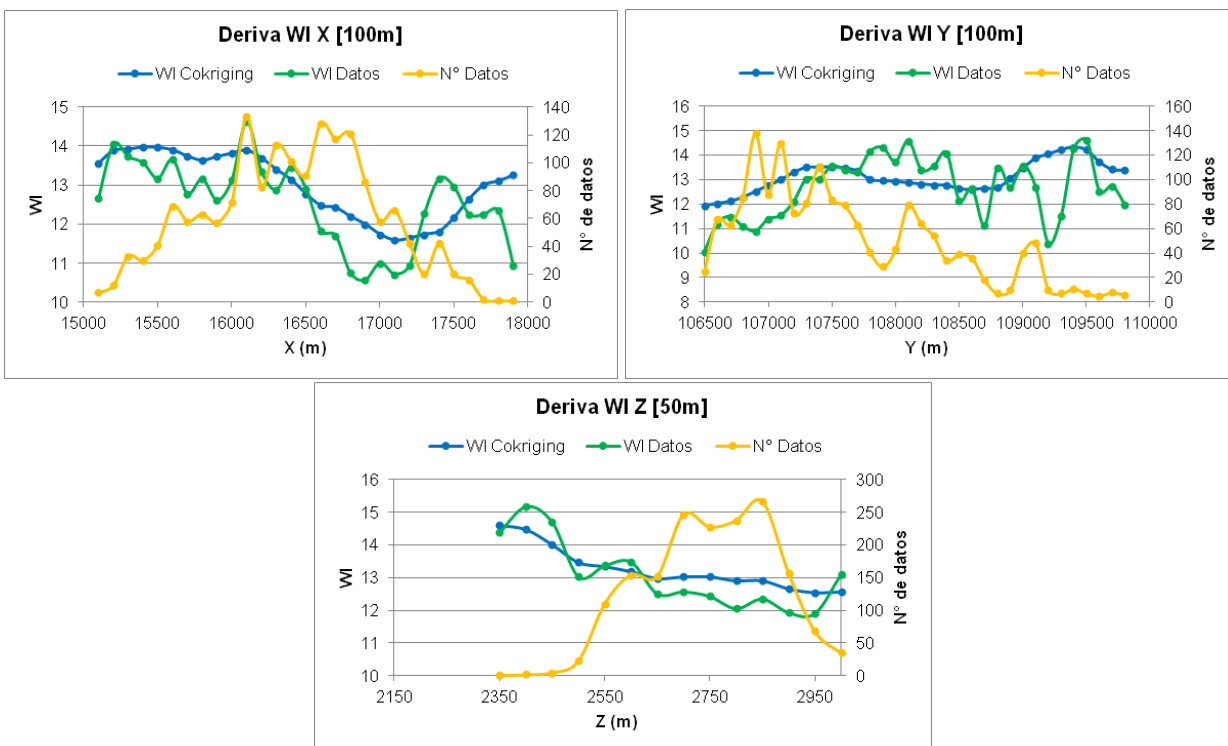


Figura 61: Derivas BWi. $Is_{50} < 1,8$. Estimación separando por alteración. Modelo completo.

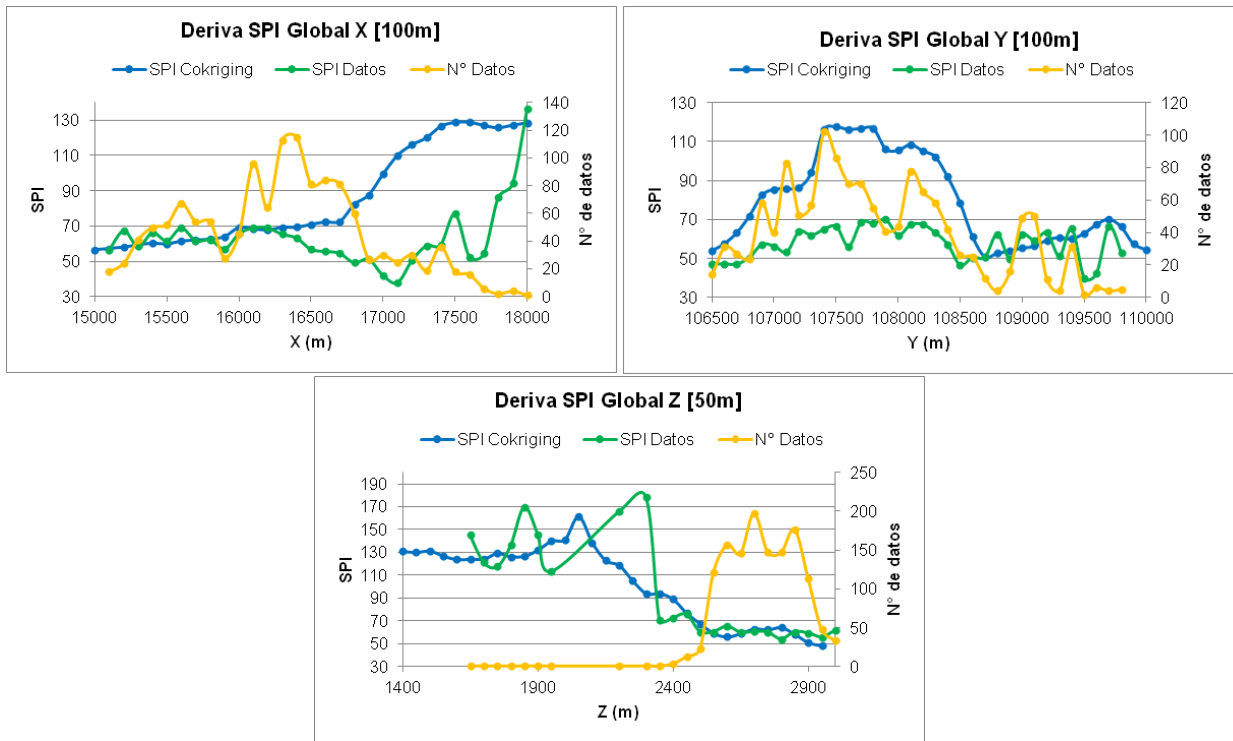


Figura 62: Derivas SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.

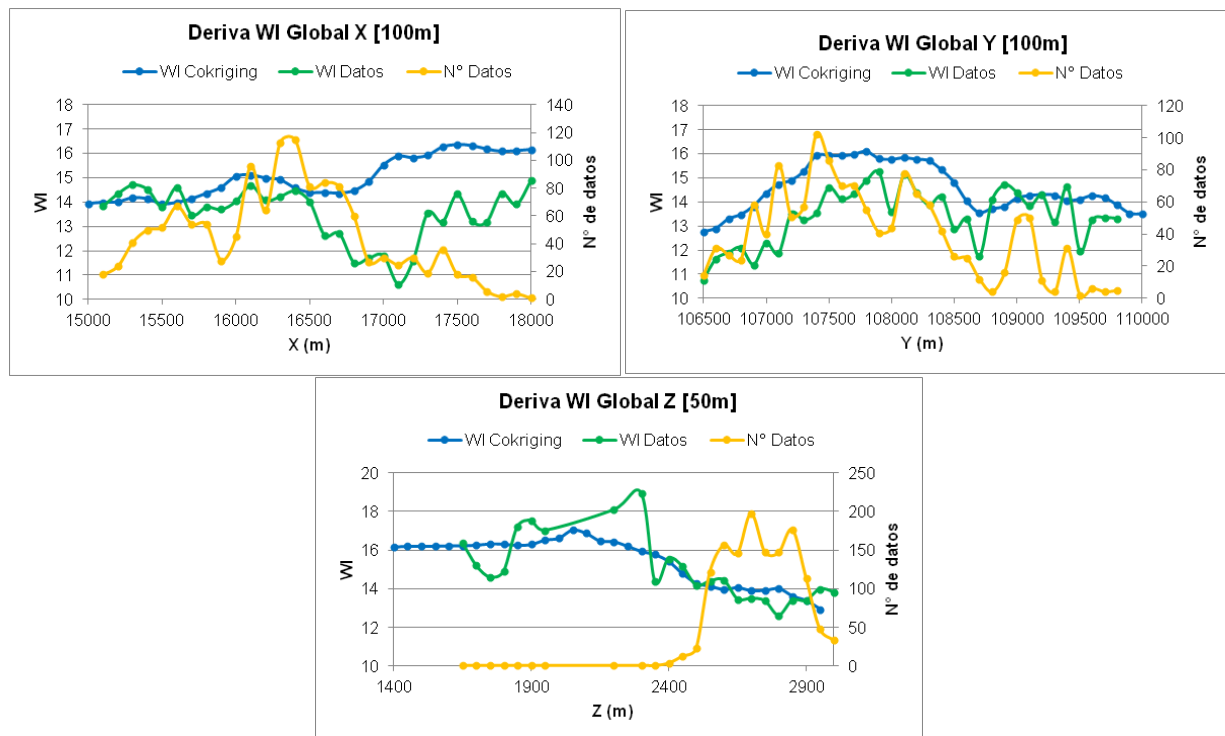


Figura 63: Derivas BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.

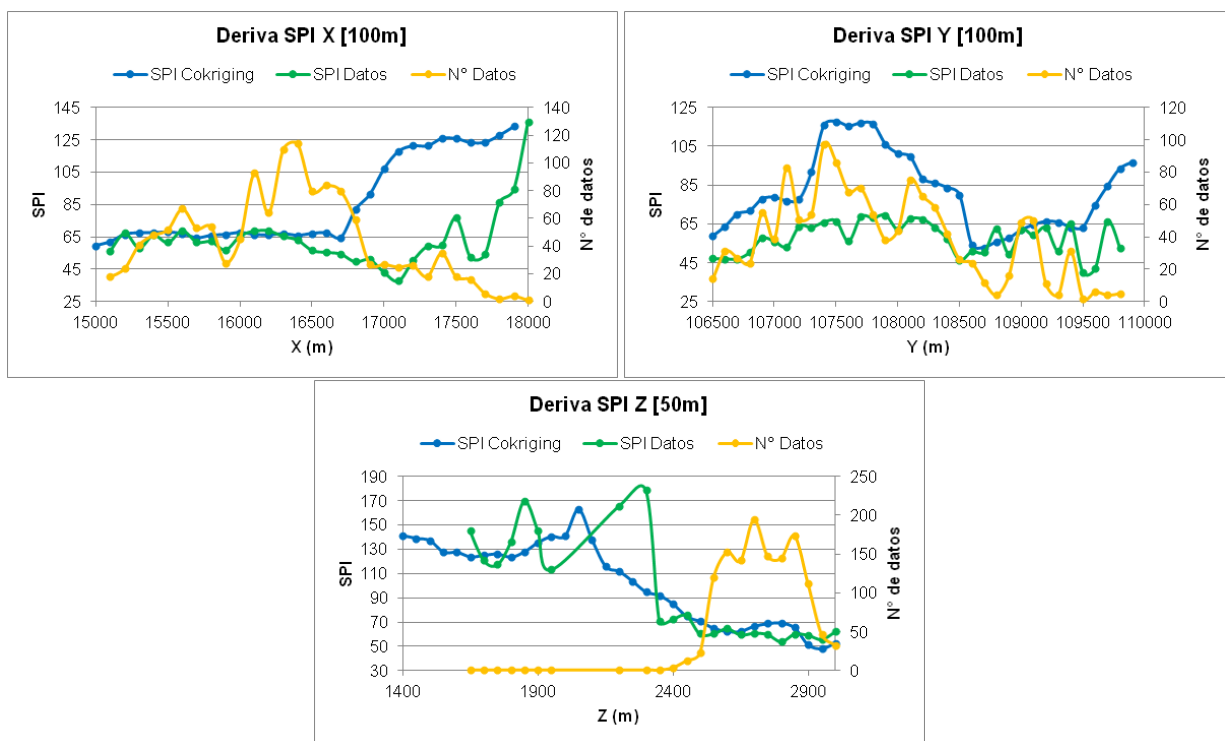


Figura 64: Derivas SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Estimación separando por alteración. Modelo completo.

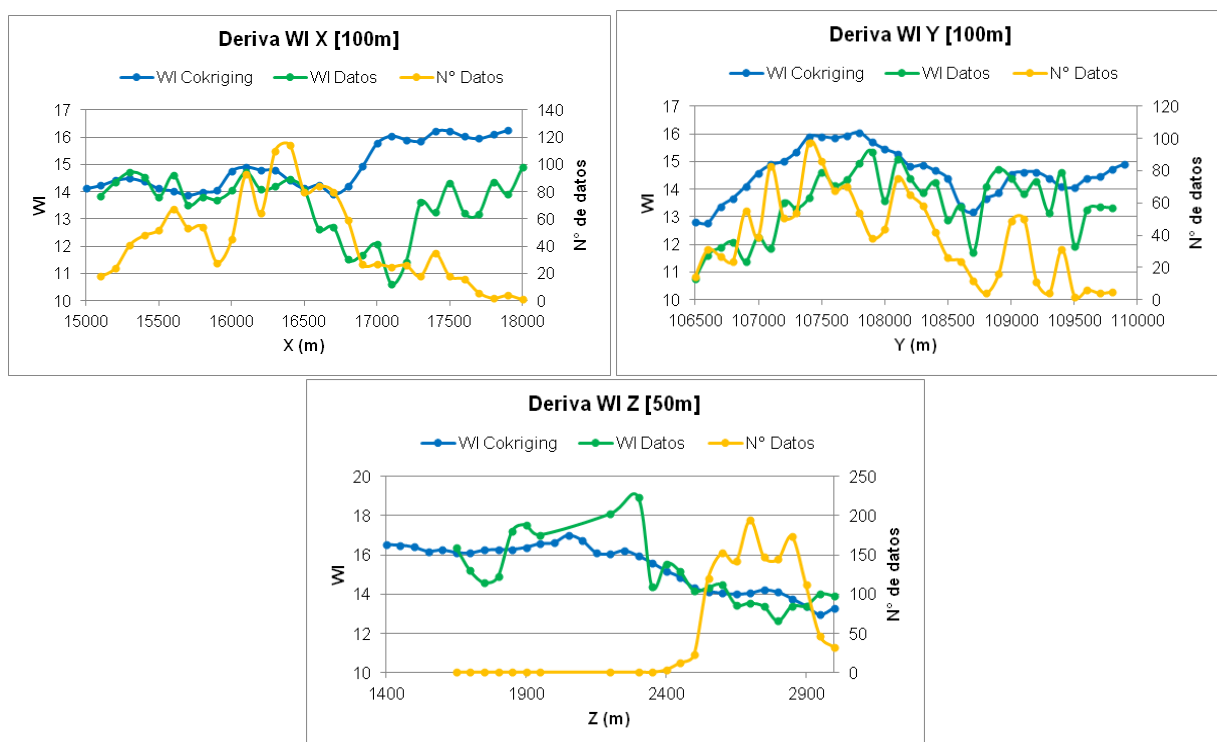


Figura 65: Derivas BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Estimación separando por alteración. Modelo completo.

En relación con esta etapa de la validación, la primera observación es el buen ajuste entre la deriva de los bloques estimados con respecto a los datos en la dirección Z, en todos los dominios. Esto es importante, pues en cotas bajas del eje Z hay muy pocos datos, y el modelo estimado debe reproducir bien la tendencia de las variables a pesar de la escasez de información.

Por otro lado, las diferencias más notorias se producen para el dominio PLT mayor, en las direcciones X e Y. Por ejemplo, para el caso de la variable SPI, en la Figura 62, se observa un sesgo sistemático entre las derivas para valores más altos de X. Esto tiene una clara relación con la baja cantidad de datos existentes en este tramo. Sin embargo, en la misma figura, en el caso del eje Y, se observa también un sesgo importante en la zona sur, a pesar de existir varios datos en dicha área. Este error puede ser causado por un radio de búsqueda excesivo en la dirección Y. Para la variable BWi, este sesgo de tendencia hacia el sur también ocurre, pero en menor grado que para SPI.

En general, las derivas espaciales muestran que los modelos estimados logran una buena representación de la tendencia de las variables, en particular en Z. Los factores que afectan el ajuste son, por un lado, la definición de dominios de PLT (como se explica anteriormente), la baja cantidad de datos en ciertas zonas y un radio de búsqueda muy grande (específicamente en Y).

4.9.3 Validación visual

A continuación se presentan secciones en 2D, en que se contrastan los bloques estimados por cokriging, con los datos. El modelo que se presenta es aquél estimado separando los datos por alteración.

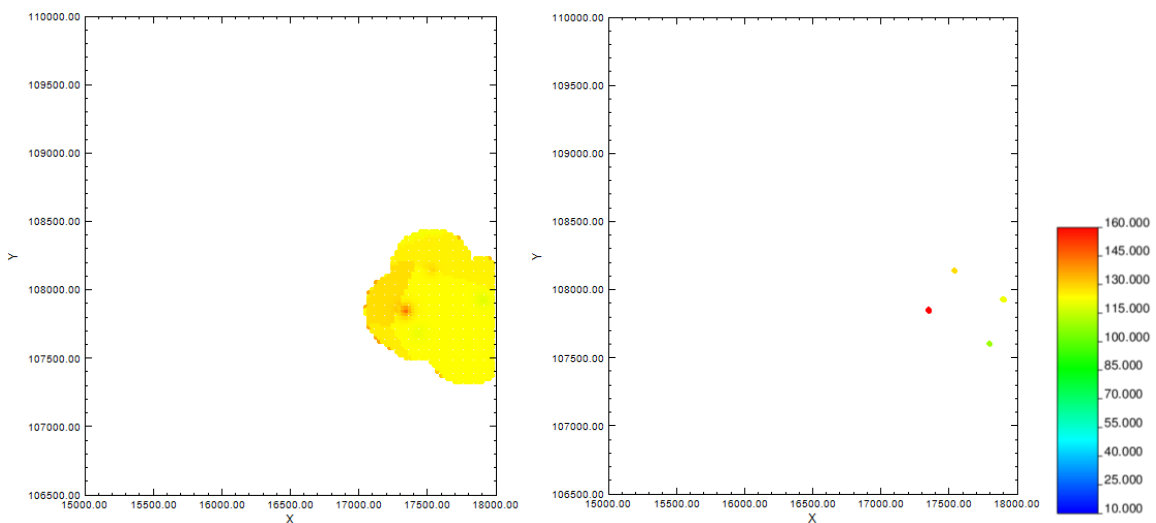


Figura 66: Vista SPI XY. Z: 1.400-1.600. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

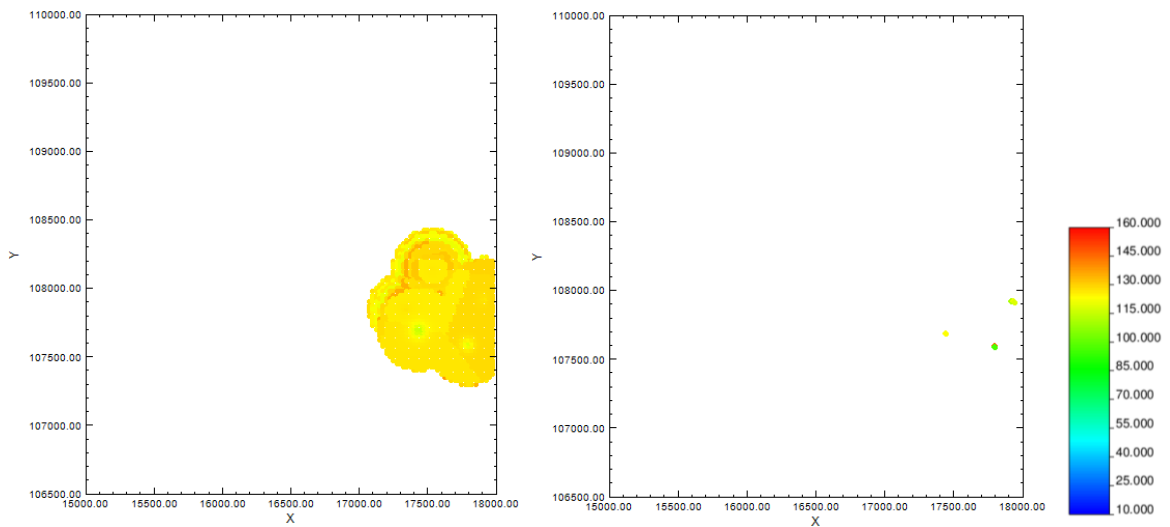


Figura 67: Vista SPI XY. Z: 1.600-1.800. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

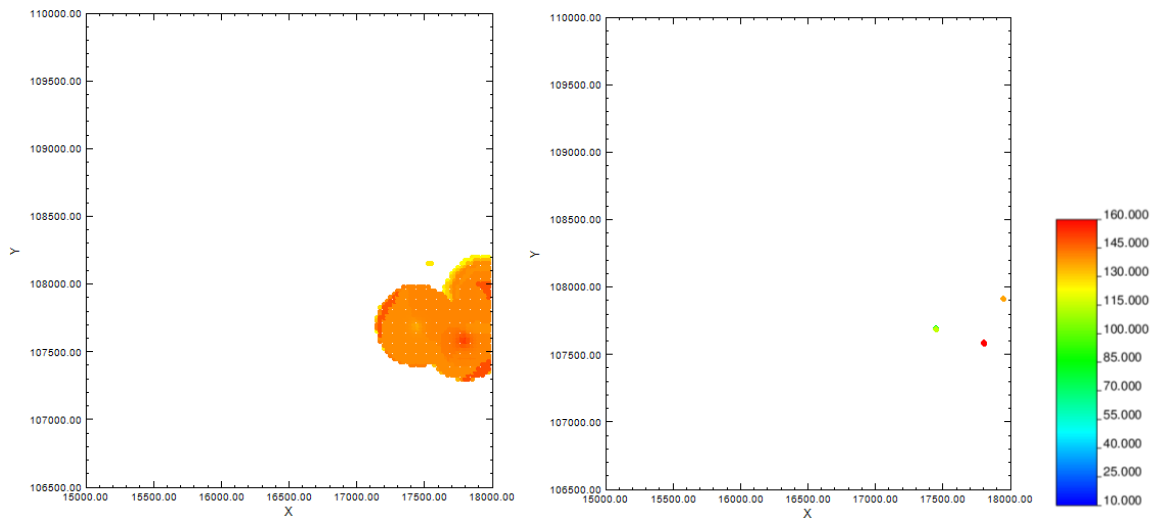


Figura 68: Vista SPI XY. Z: 1.800-2.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

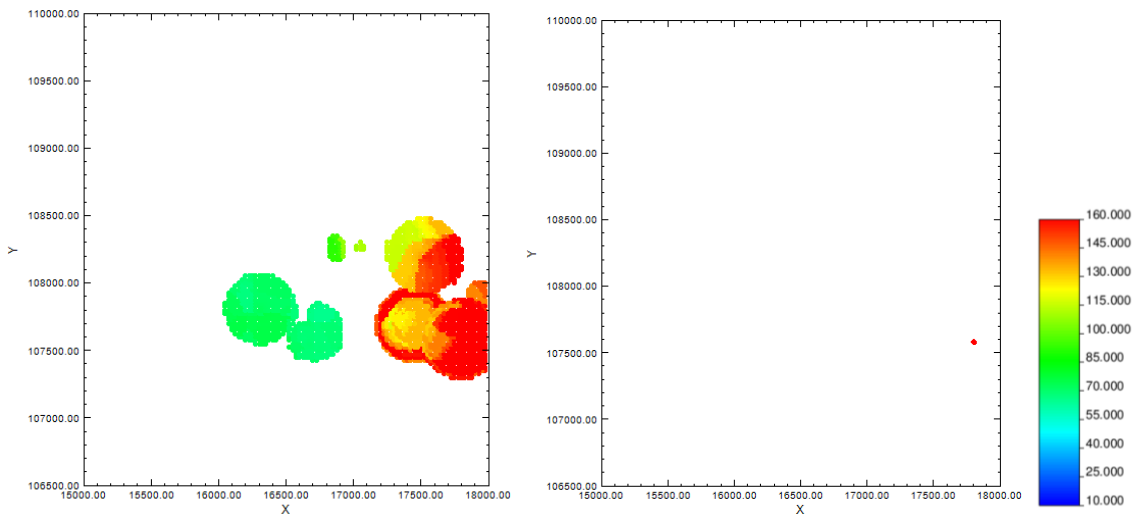


Figura 69: Vista SPI XY. Z: 2.000-2.200. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

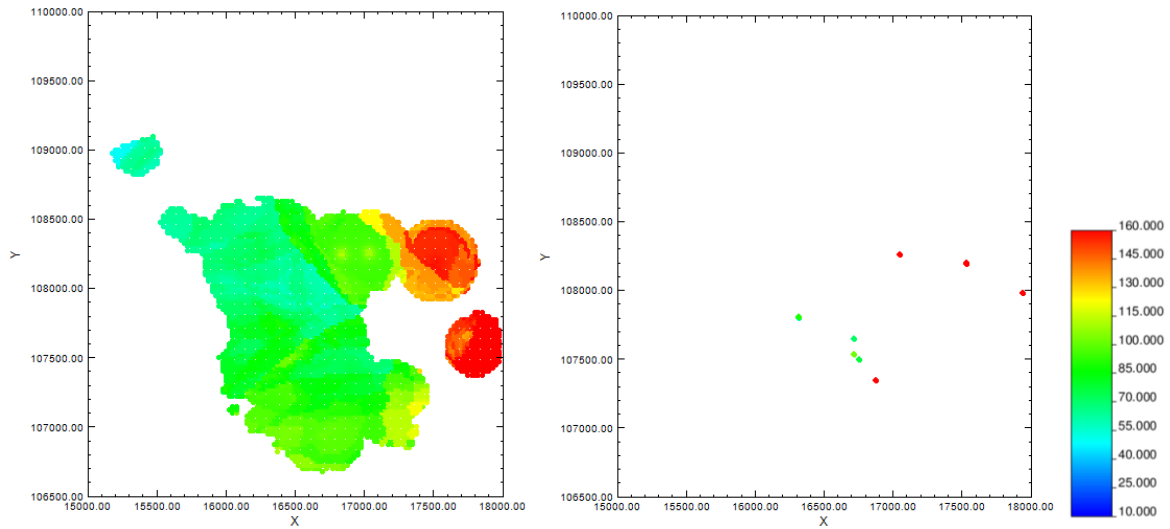


Figura 70: Vista SPI XY. Z: 2.200-2.400. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

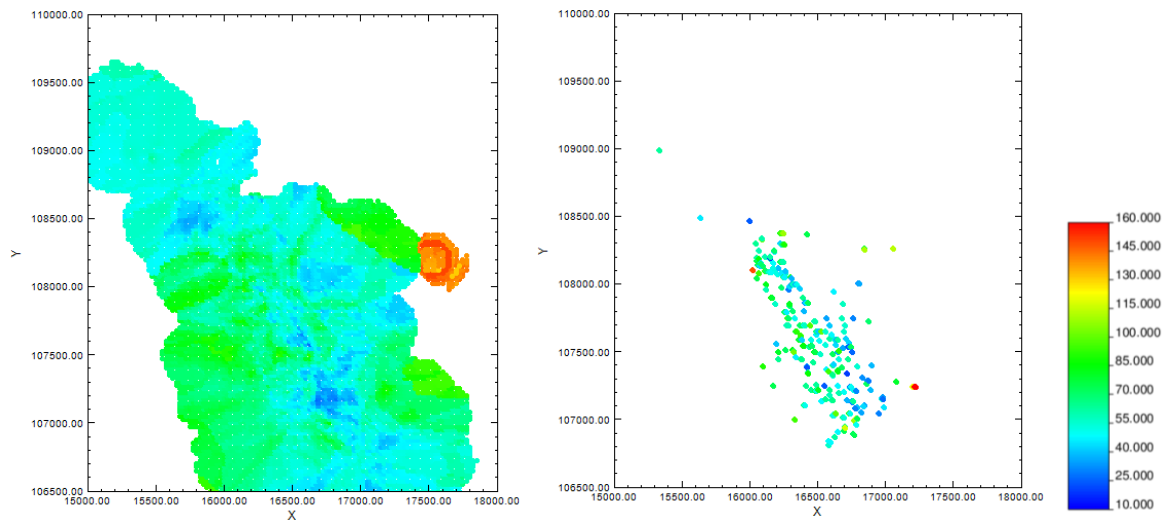


Figura 71: Vista SPI XY. Z: 2.400-2.600. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

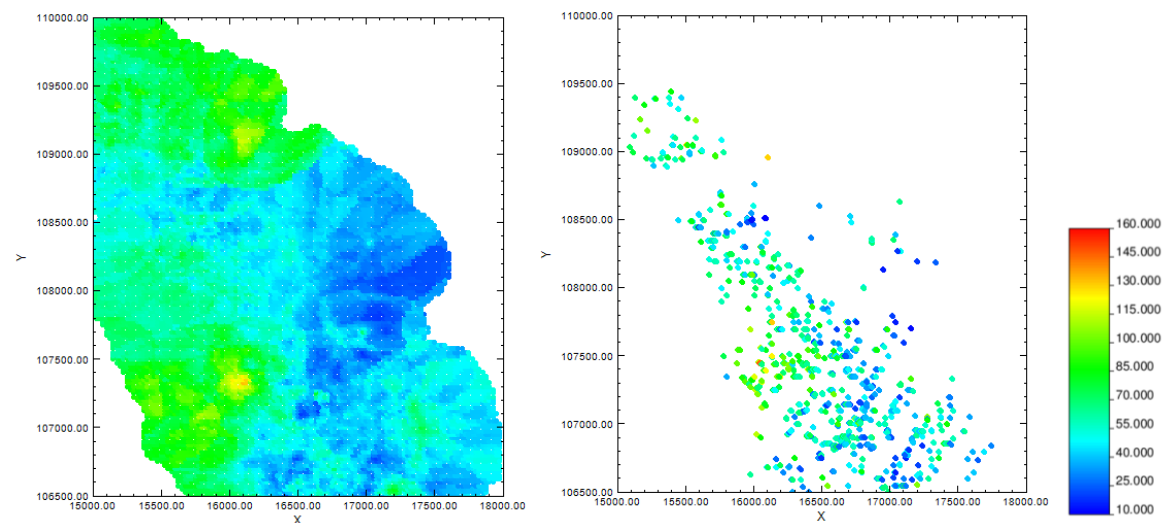


Figura 72: Vista SPI XY. Z: 2.600-2.800. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

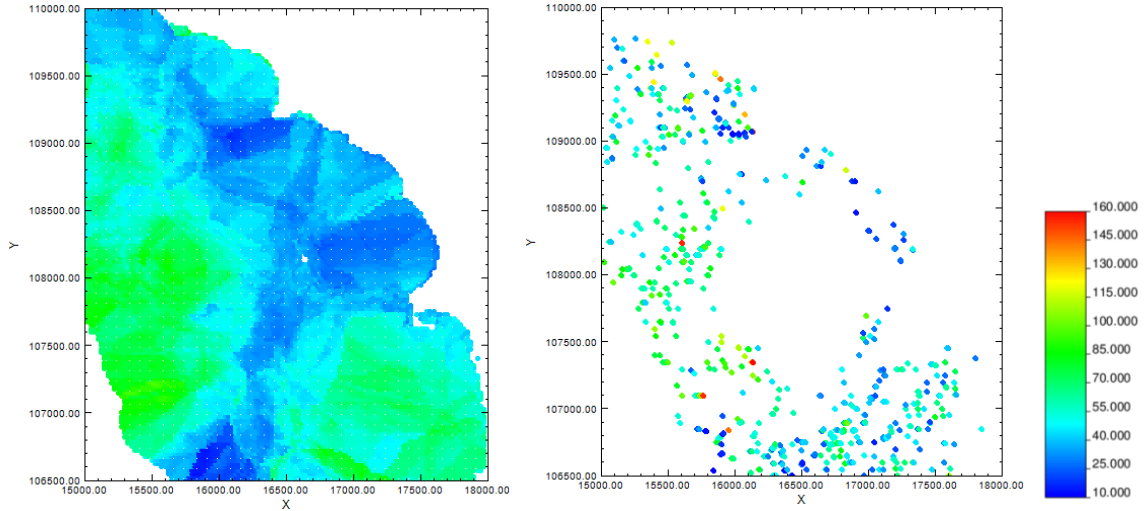


Figura 73: Vista SPI XY. Z: 2.800-3.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

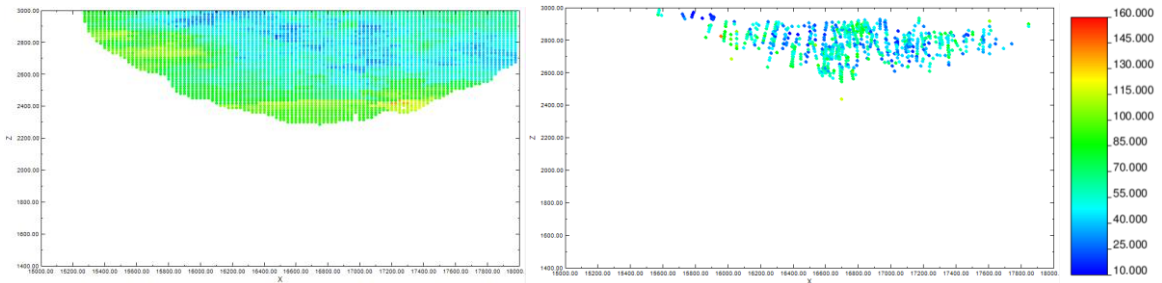


Figura 74: Vista SPI XZ. Y: 106.500-107.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

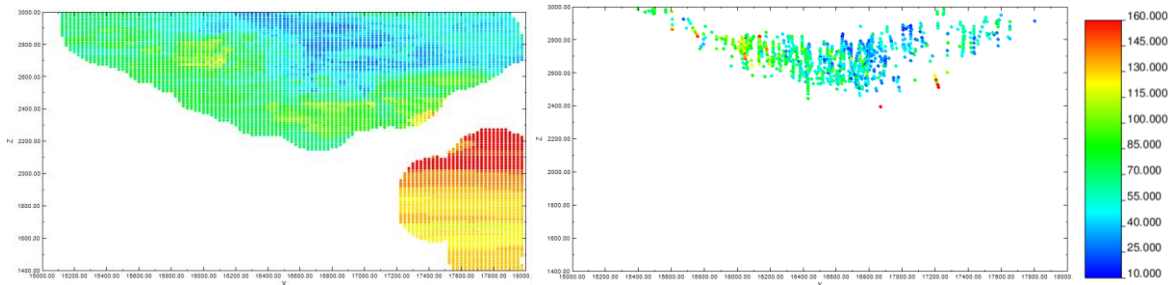


Figura 75: Vista SPI XZ. Y: 107.000-107.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

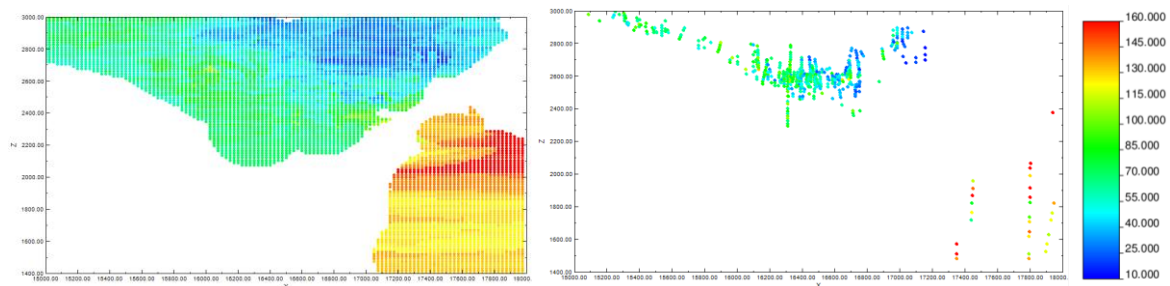


Figura 76: Vista SPI XZ. Y: 107.500-108.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

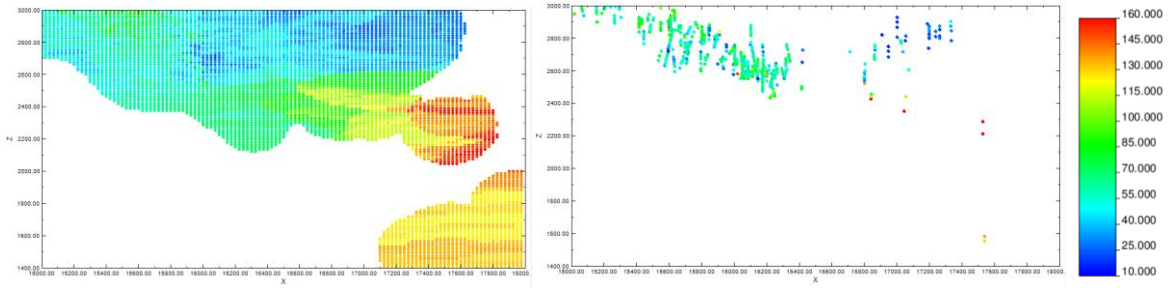


Figura 77: Vista SPI XZ. Y: 108.000-108.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

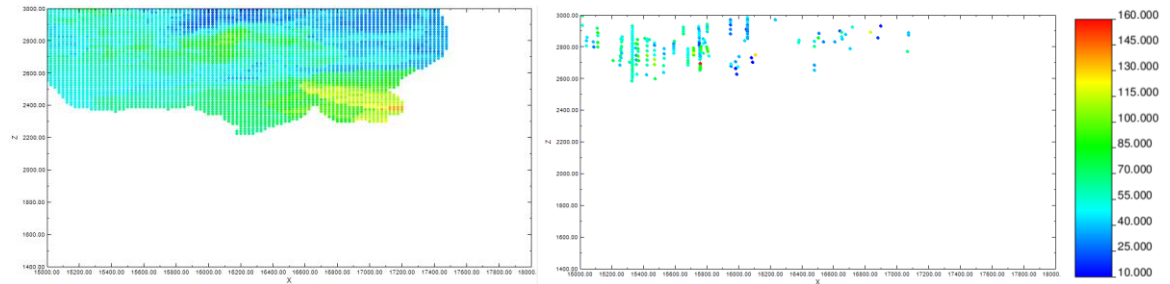


Figura 78: Vista SPI XZ. Y: 108.500-109.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

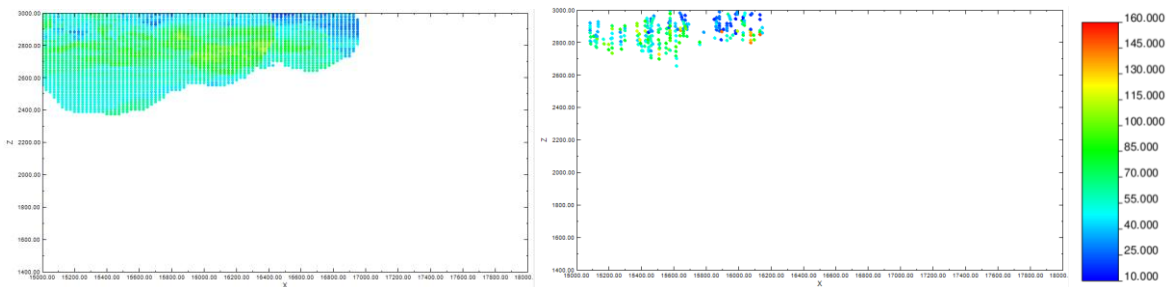


Figura 79: Vista SPI XZ. Y: 109.000-109.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

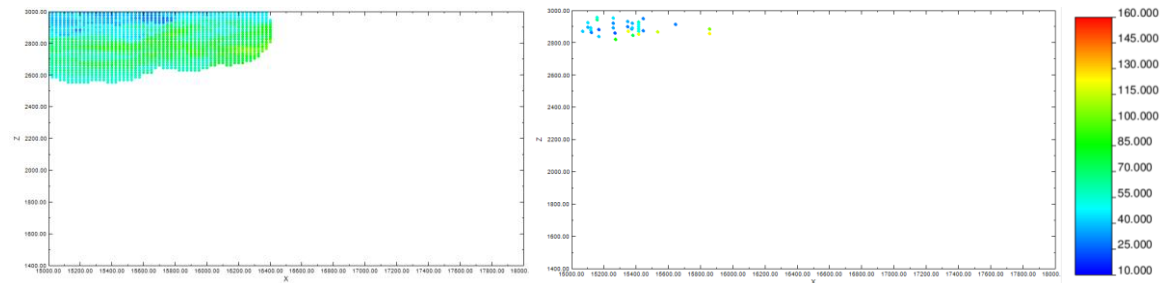


Figura 80: Vista SPI XZ. Y: 109.500-110.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

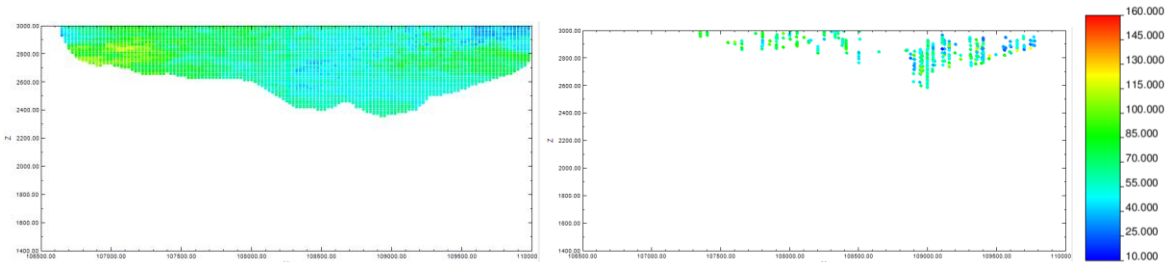


Figura 81: Vista SPI YZ. X: 15.000-15.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

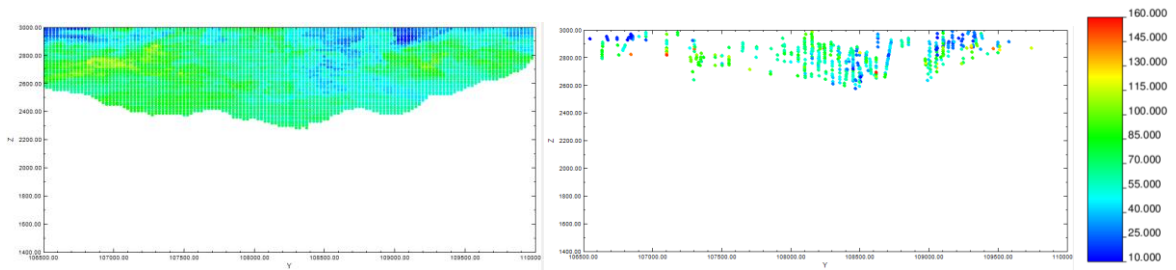


Figura 82: Vista SPI YZ. X: 15.500-16.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

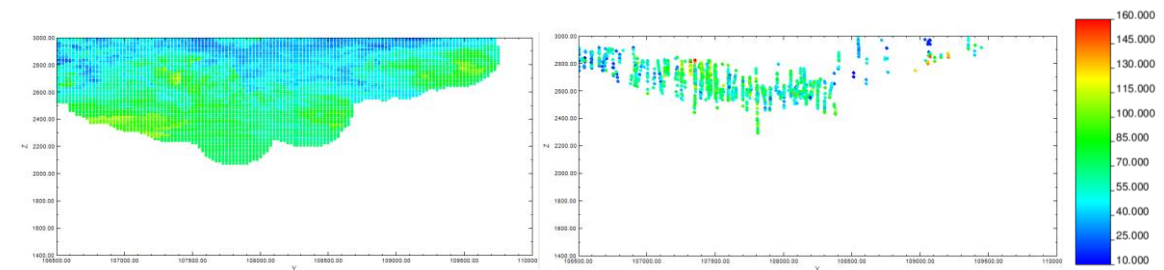


Figura 83: Vista SPI YZ. X: 16.000-16.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

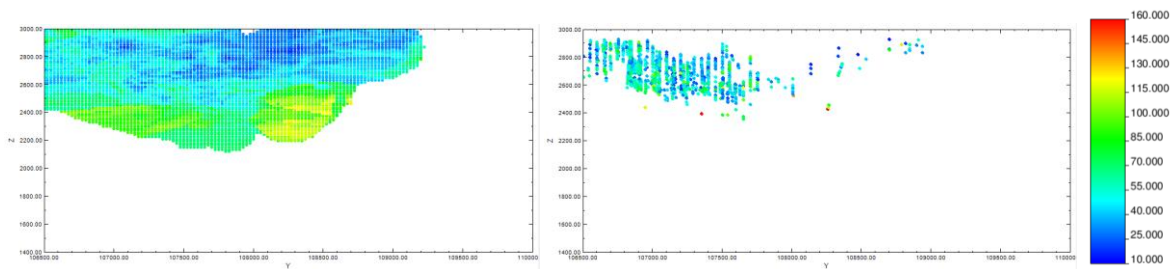


Figura 84: Vista SPI YZ. X: 16.500-17.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

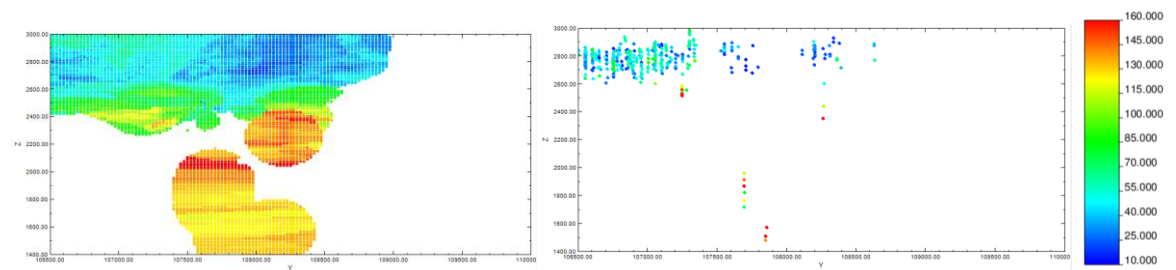


Figura 85: Vista SPI YZ. X: 17.000-17.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

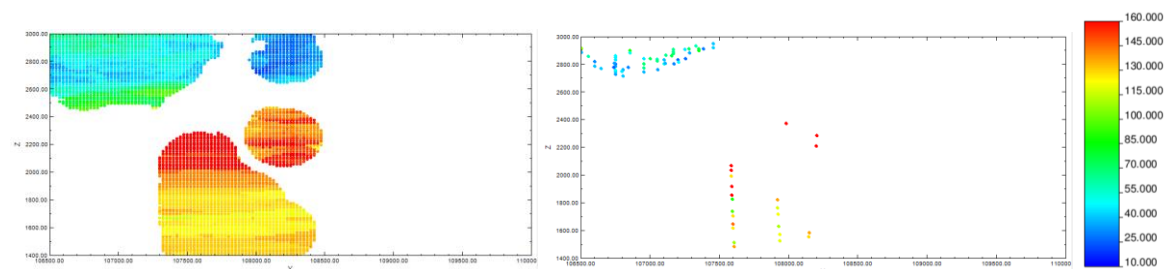


Figura 86: Vista SPI YZ. X: 17.500-18.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

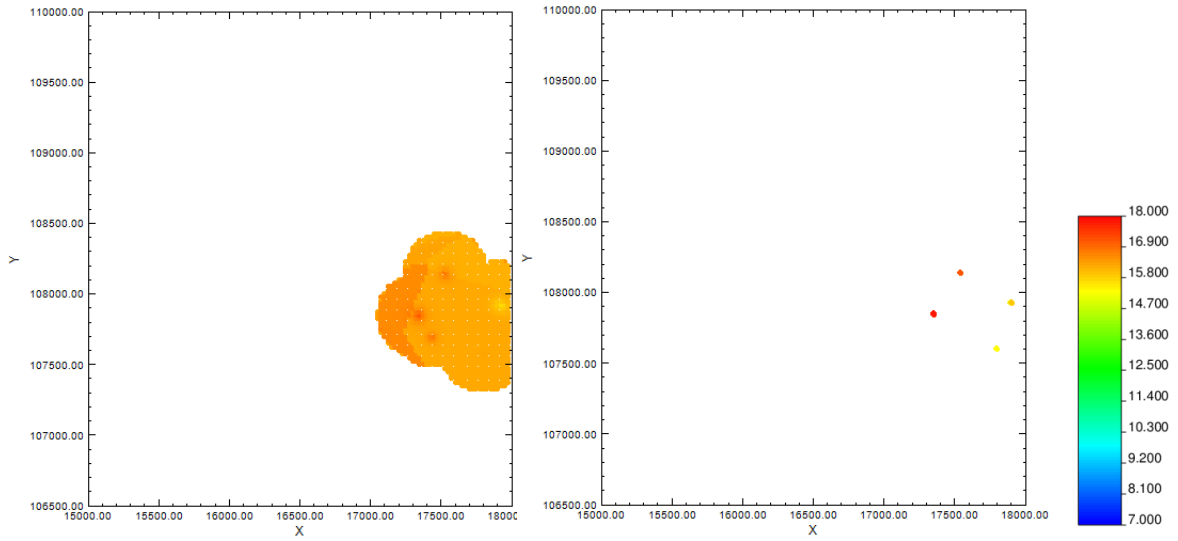


Figura 87: Vista BWi XY. Z: 1.400-1.600. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

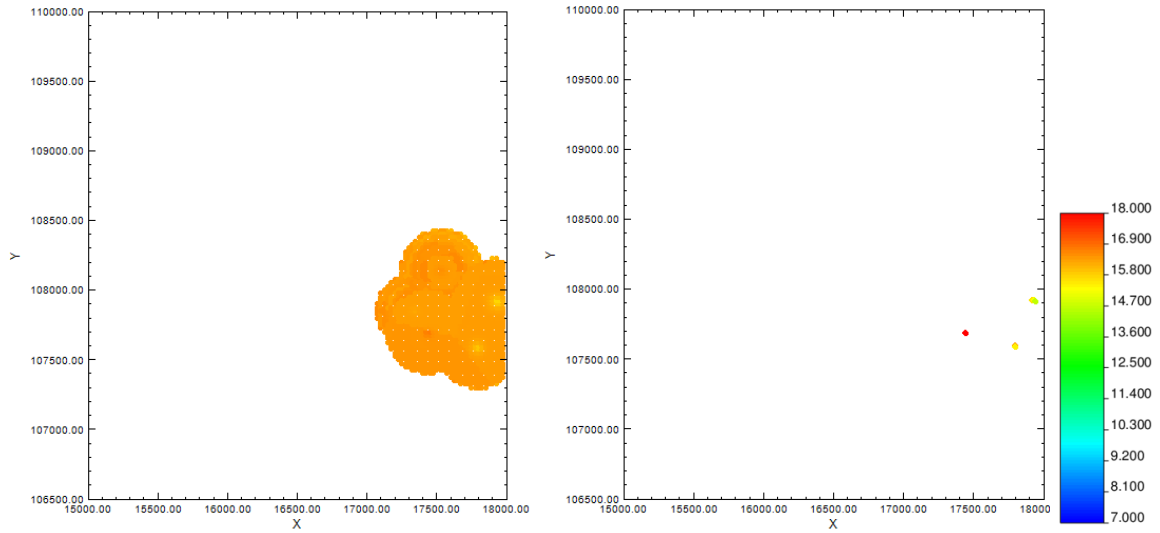


Figura 88: Vista BWi XY. Z: 1.600-1.800. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

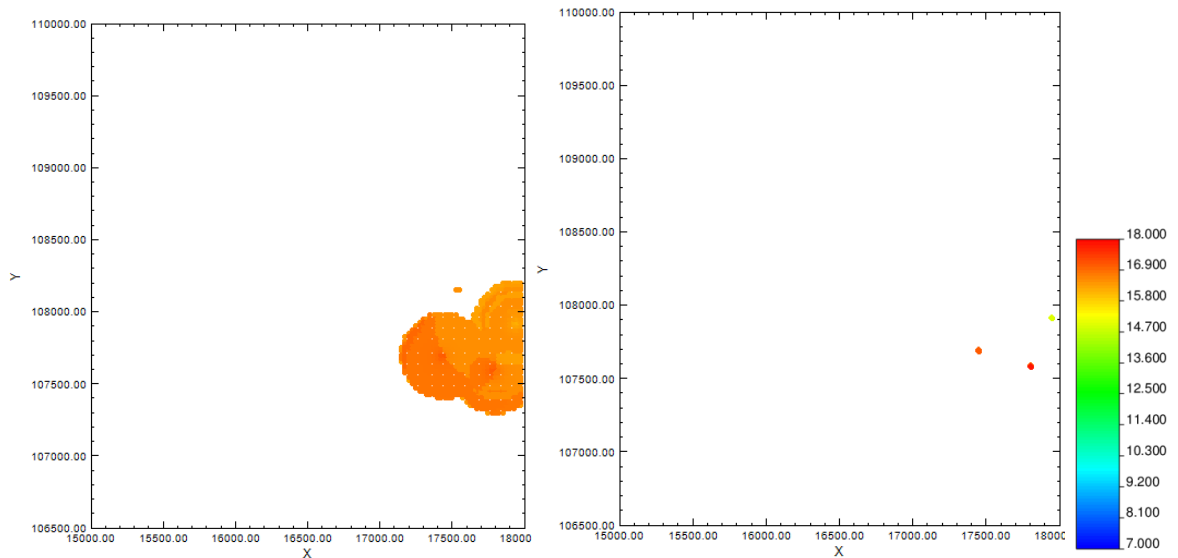


Figura 89: Vista BWi XY. Z: 1.800-2.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

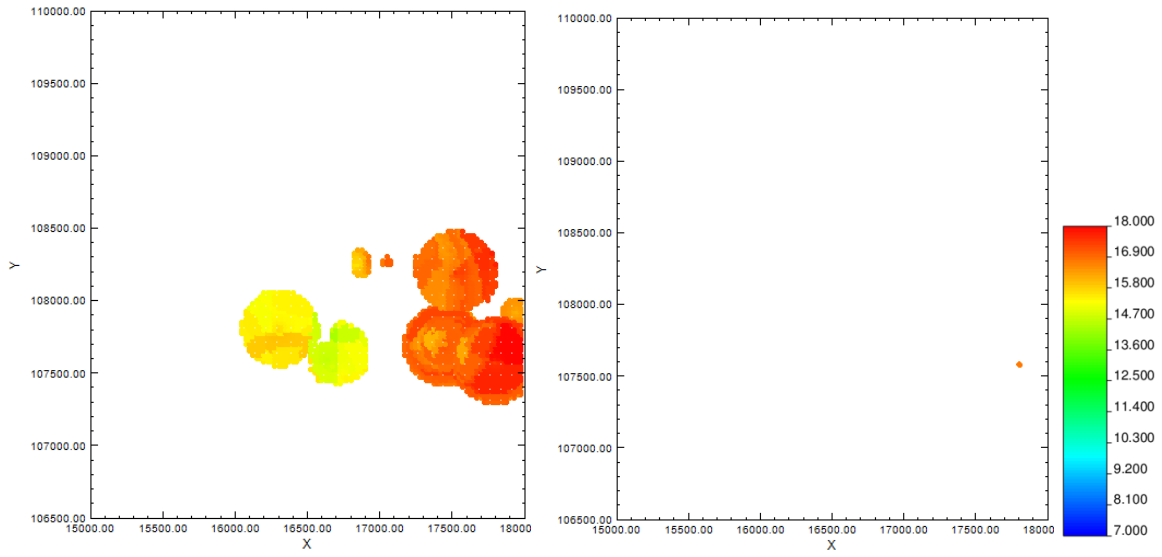


Figura 90: Vista BWi XY. Z: 2.000-2.200. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

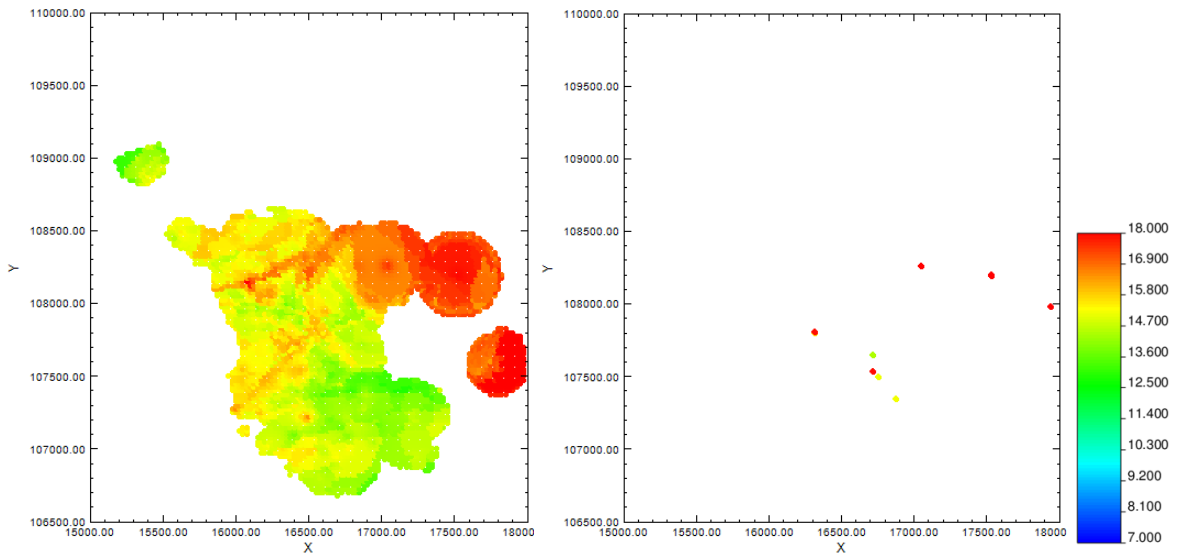


Figura 91: Vista BWi XY. Z: 2.200-2.400. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

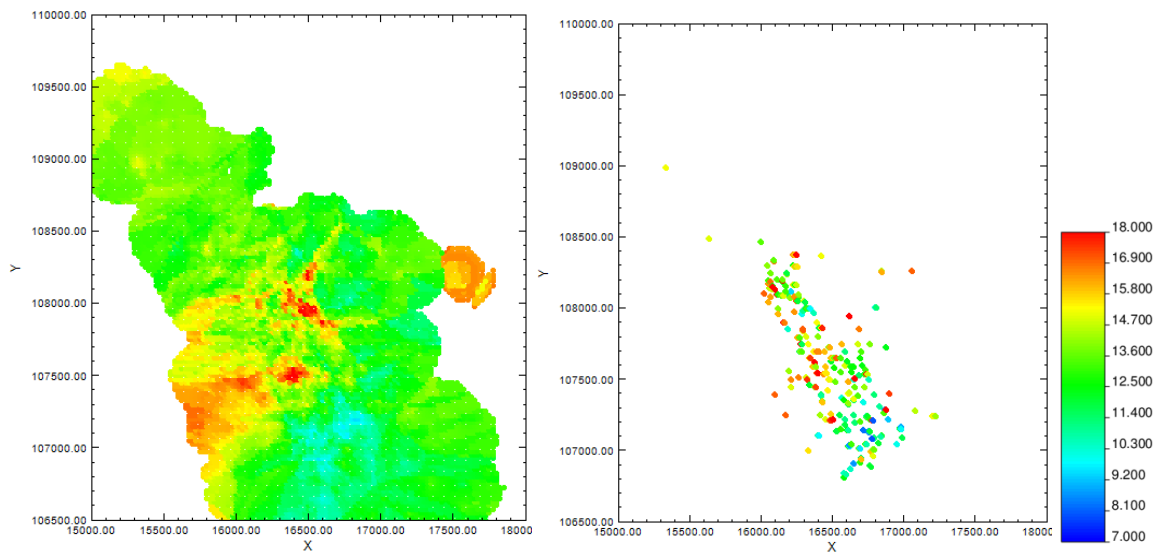


Figura 92: Vista BWi XY. Z: 2.400-2.600. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

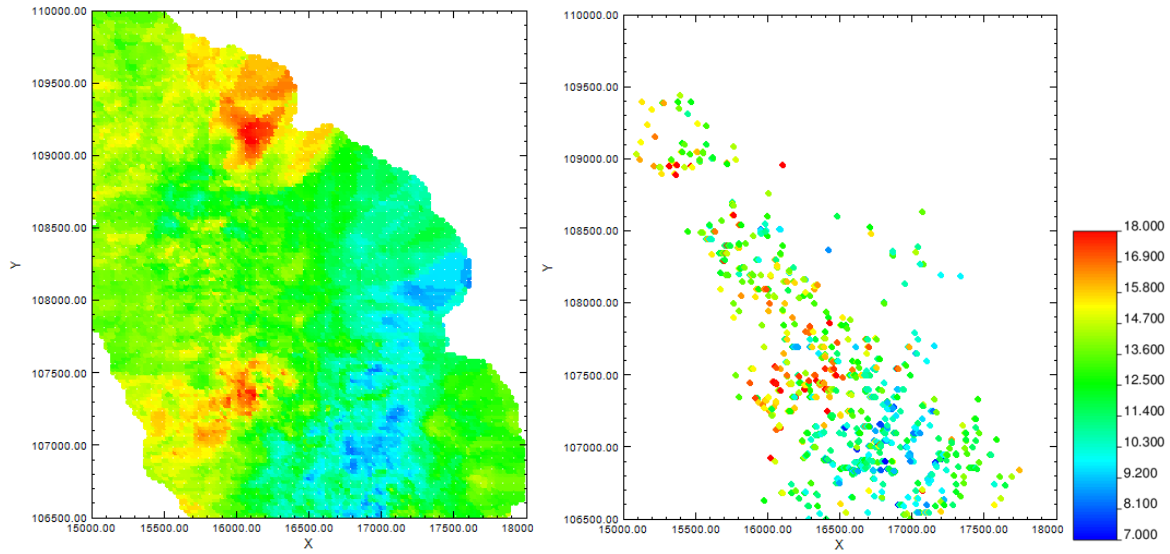


Figura 93: Vista BWi XY. Z: 2.600-2.800. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

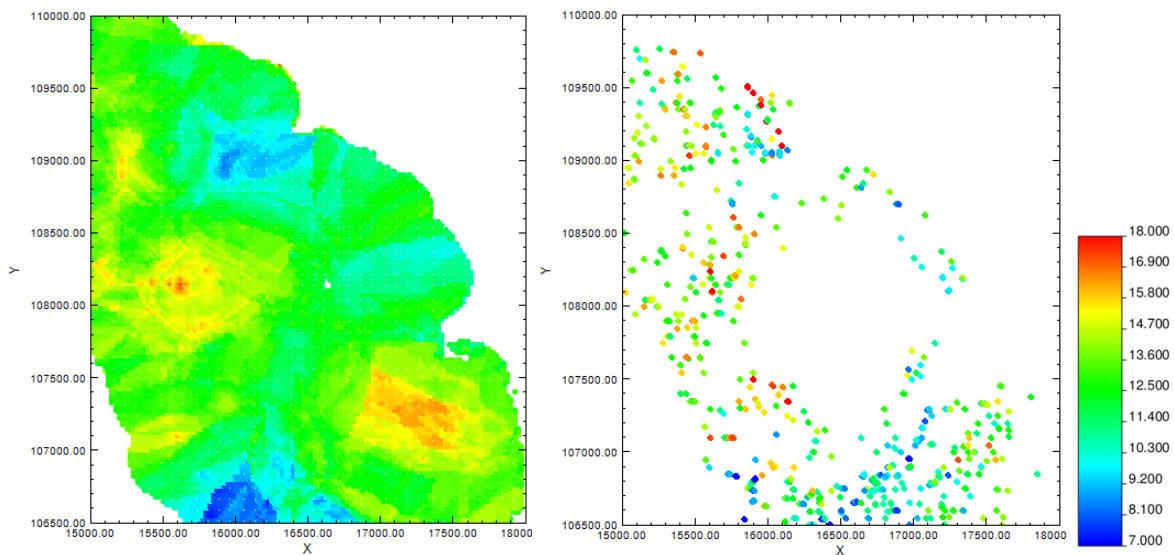


Figura 94: Vista BWi XY. Z: 2.800-3.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

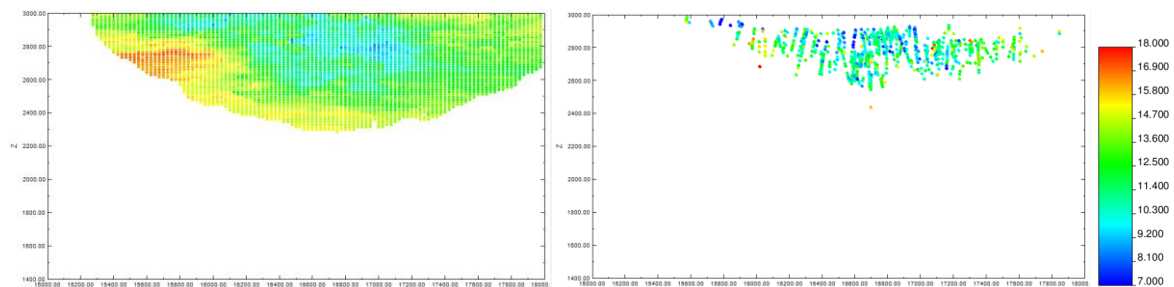


Figura 95: Vista BWi XZ. Y: 106.500-107.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

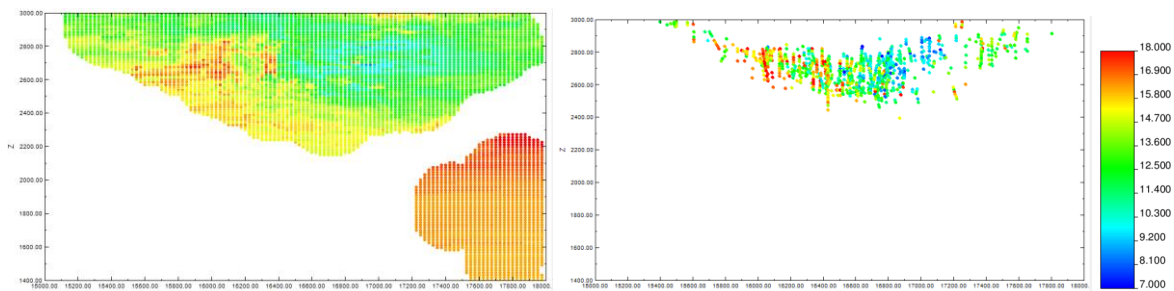


Figura 96: Vista BWi XZ. Y: 107.000-107.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

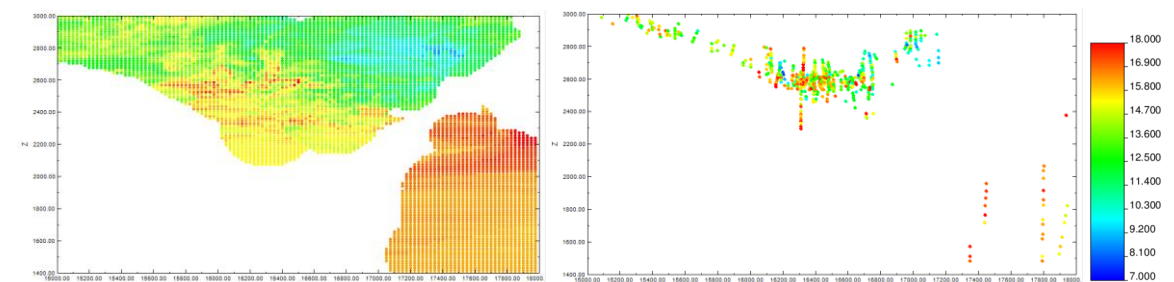


Figura 97: Vista BWi XZ. Y: 107.500-108.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

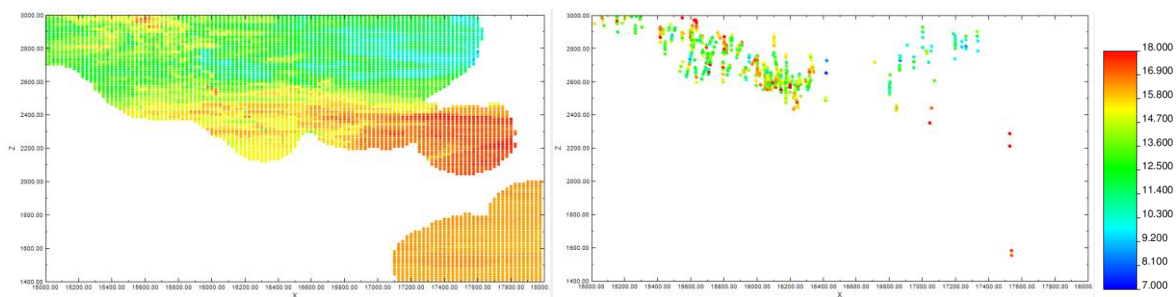


Figura 98: Vista BWi XZ. Y: 108.000-108.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

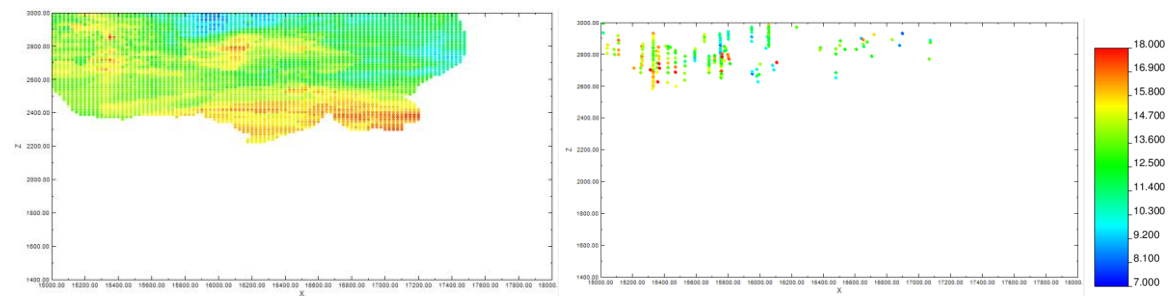


Figura 99: Vista BWi XZ. Y: 108.500-109.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

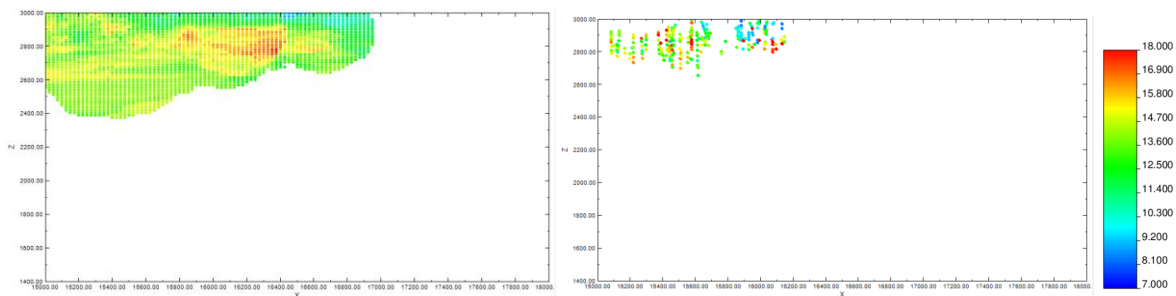


Figura 100: Vista BWi XZ. Y: 109.000-109.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

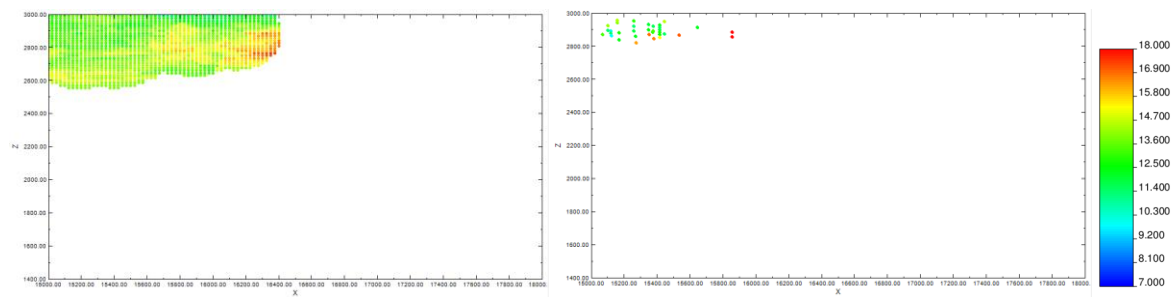


Figura 101: Vista BWi XZ. Y: 109.500-110.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

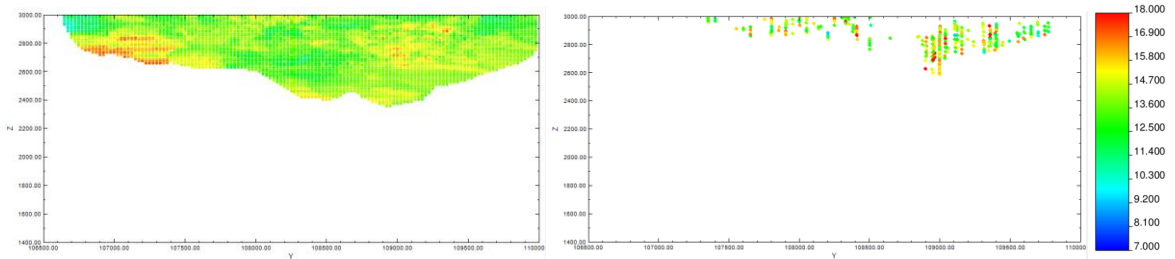


Figura 102: Vista BWi YZ. X: 15.000-15.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

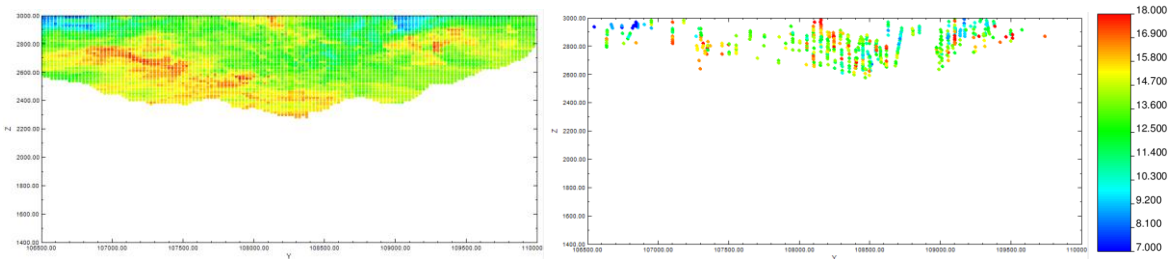


Figura 103: Vista BWi YZ. X: 15.500-16.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

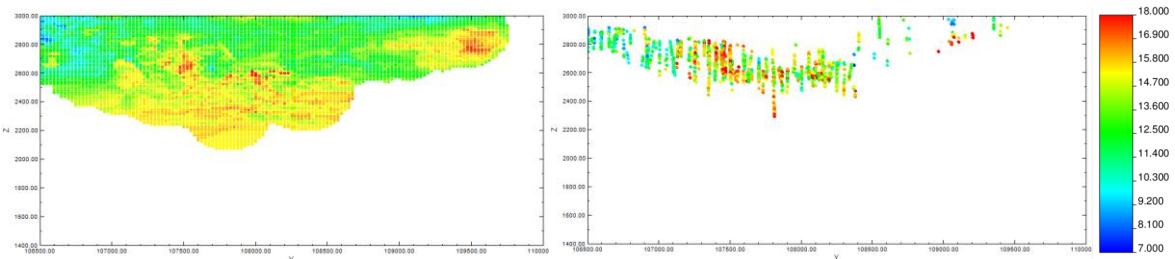


Figura 104: Vista BWi YZ. X: 16.000-16.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

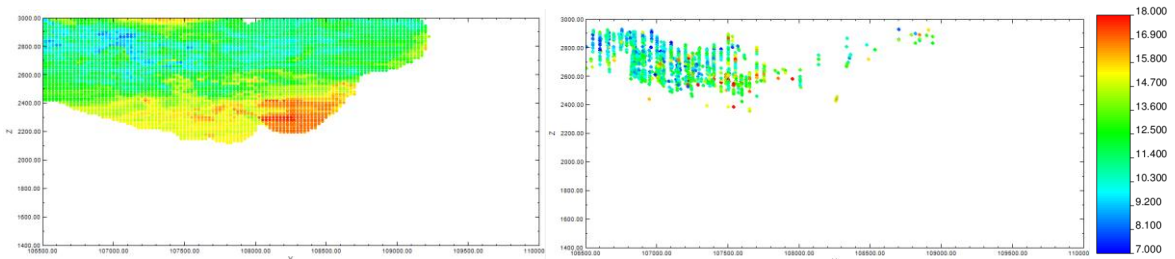


Figura 105: Vista BWi YZ. X: 16.500-17.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

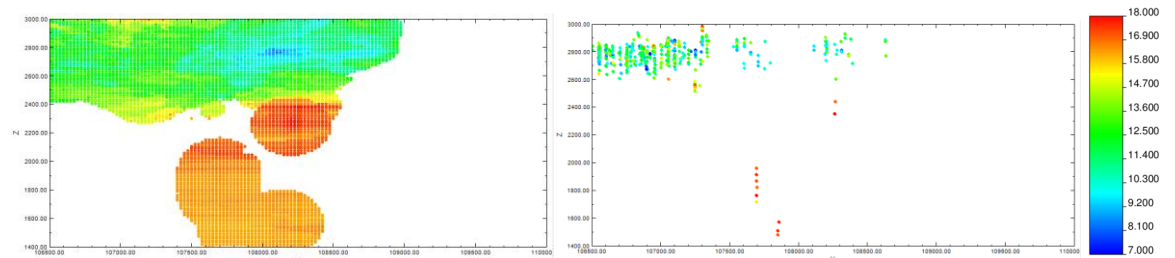


Figura 106: Vista BWi YZ. X: 17.000-17.500. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

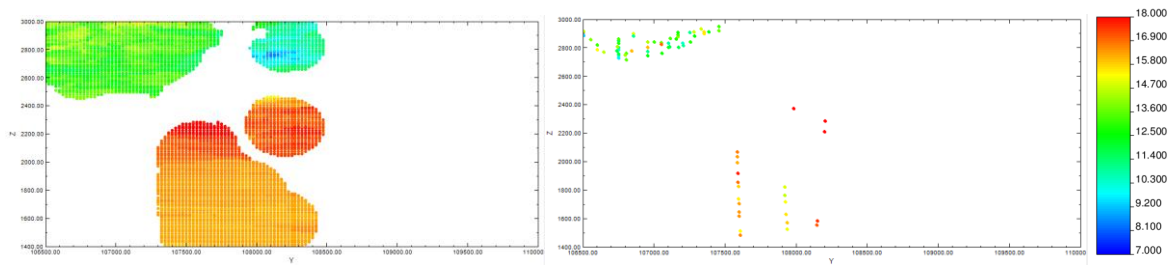


Figura 107: Vista BWi YZ. X: 17.500-18.000. Izquierda: cokriging. Derecha: datos.

Al comparar las secciones obtenidas a partir del modelo estimado con los datos, se observa que los modelos son válidos, por cuanto respetan los datos en sus posiciones respectivas. Se observa un importante suavizamiento en torno a las muestras con valores más extremos, lo que es esperable, más aún considerando que se utiliza cokriging de residuos, en que la tendencia influye bastante en la estimación. Un aspecto a tener en cuenta es que existen zonas en que los datos son muy escasos, y al tener radios de búsqueda de 300 metros horizontal y 250 metros vertical (variable primaria), con un mínimo de 3 muestras para estimar, pueden producirse fenómenos de extrapolación. Esto proviene además de la utilización de la tendencia, y puede entregar información útil con respecto a cómo se espera que las variables varíen más allá del margen de los datos. No obstante, los bloques que muestran este fenómeno deben ser considerados con cautela, especialmente en cotas profundas donde las muestras son más escasas.

5 DISCUSIONES

Con respecto a la primera etapa del presente trabajo, que corresponde al estudio estadístico de los datos provenientes de las muestras de SPI, BWi y PLT, el objetivo principal recae en la definición de unidades de estimación. Dado que la finalidad es trabajar con un enfoque multivariable, en que se tome en cuenta las tres medidas de dureza, el análisis de los resultados estadísticos está dirigido al comportamiento que presenten en conjunto. Por tanto, los dominios de estimación buscan ser definidos en base a las tendencias que las tres variables presenten en común; según la influencia de los atributos geológicos en el yacimiento.

En base al análisis de la estadística descriptiva de los datos de dureza, en el caso de Escondida, la alteración es la que controla fuertemente la media de las muestras para todas las variables. Desde el punto de vista de la litología en Escondida, resulta difícil establecer una relación clara con la dureza: si bien se observa una tendencia de las variables SPI y BWi a aumentar para la combinación Alteración Potásica/Andesita, no ocurre lo mismo para Is_{50} .

Cabe destacar que el atributo “minzone” no es considerado para la definición de unidades de estimación; dado que el análisis preliminar muestra que no ejerce una influencia importante en términos de diferencias en las medias de las variables, y al mismo tiempo, existe un alto grado de superposición espacial entre los datos pertenecientes a los distintos minzone, lo que junto a la bajísima cantidad de muestras que presentan algunos, hace inviable traducirlos a dominios de estimación.

La clara tendencia de variación de la dureza con respecto a la alteración hallada en el sector Escondida, se observa con mucha mayor claridad al observar la distribución espacial de los datos de PLT. Éstos, a diferencia de los datos SPI/BWi, cubren un mayor rango a lo largo del eje Z; que es justamente donde se produce la diferenciación. Se observa que la predominancia de Alteración 1 (QSC) se produce en superficie, mientras que la Alteración 3 se concentra mayormente en profundidad; lo cual coincide con una gradación de los valores de Is_{50} : bajos en superficie y altos en profundidad. Esta tendencia, si bien también se presenta para el set de muestras SPI/BWi, no resulta tan clara, dada la escasez de datos para valores bajos de Z. Dichas observaciones pueden extraerse tanto de las visualizaciones espaciales de los datos, como de las curvas de deriva/proporción de alteración en función del eje Z. A lo largo de las coordenadas X e Y, también se ve que a mayor abundancia de Alteración Potásica, mayores son los valores de dureza; sin embargo, es claro que estas coordenadas no son las que controlan su variación en el espacio.

Luego, con respecto a la siguiente etapa del estudio, consistente en el análisis de correlaciones entre los datos de las variables, en primer lugar se destaca que el número de datos a considerar para el cálculo de las matrices de correlación, y por tanto el valor

de los índices ρ , depende del radio de búsqueda que se utilice para asociar los datos SPI/BWi con los de PLT. Es de esperar que al aumentar este radio de búsqueda, la correlación sea menor; no obstante, para el caso de Escondida ocurre lo contrario (para los radios considerados de 0,25, 0,5 y 1m). Esto puede deberse a que la variable PLT presenta valores extremos (muy alejados de su media), que influyen más negativamente sobre la correlación al asociar una menor cantidad de datos. Sin embargo, se corrobora que al aumentar el radio de búsqueda sobre 1m, entonces ρ comienza a descender. Una vez tomado un radio de búsqueda de 1m, se obtienen las matrices de correlación; las que muestran que la correlación entre la variable PLT y las otras dos, SPI y BWi, es bastante deficiente. La situación no mejora al separar los datos por alteración, a pesar de que se espera que los datos presenten un mejor comportamiento dentro de cada unidad, al ser tomadas de forma independiente. La única excepción ocurre en la Alteración 1 (QSC), en que se obtiene un índice ρ_{rank} de 0,539 entre PLT y BWi, el más alto de todos. A pesar de este resultado puntual, el resto de los índices no sobrepasa un valor de 0,5; lo que no permite pensar en incluir la variable PLT para una estimación multivariable de SPI y BWi. En contraste, la correlación entre los datos de estas dos últimas es favorable; con índices alrededor de 0,7. Esto quiere decir que es factible implementar un cokriging considerando estas dos variables.

En primera instancia, se piensa que correlación con la variable PLT puede verse perjudicada por la distribución de sus datos; que es muy dispersa, con una varianza elevada y la existencia de valores extremos. Así, se testea la transformación a escala logarítmica, tanto de esta variable como de las otras dos, resultando en un escenario muy similar al inicial, en cuanto a correlaciones. Por consiguiente, el paso siguiente es suavizar los valores de Is_{50} ; y de esta forma evaluar si el “ruido” asociado a ésta es lo que afectaría la correlación con SPI y BWi. Así, al suavizar PLT mediante la estimación de su media y relacionar los resultados con los datos, se obtienen índices de correlación del mismo orden que los obtenidos anteriormente, en general, incluso menores. Luego, al suavizar también las variables SPI y BWi mediante modelos de tendencia, se reevalúan las correlaciones, y, esta vez, se obtienen índices ρ entre PLT/SPI y PLT/BWi sobre 0,5; en particular para el caso global y la Alteración 2 (SCC); no así para las otras dos alteraciones. Sin embargo, este resultado no implica que la variable PLT pueda ser utilizada para un cokriging de SPI y BWi.

En lo que concierne a la delimitación definitiva de las unidades de alteración, mediante kriging de indicadores y suavizamiento, la principal observación es que los resultados varían drásticamente en función de las proporciones globales que se fijen. Dado que los datos cubren mayormente la parte superior de la grilla total a estimar, tiene más sentido establecer las proporciones en base al modelo de bloques inicial. A la vez, es importante tener en cuenta los resultados del kriging de indicador al momento de hacer la clasificación final de los bloques; dado que el ordenamiento de los nodos se efectúa a partir las probabilidades resultantes. Por ejemplo, si se clasifica un número de bloques como pertenecientes a un cierto dominio, y este número es menor a la cantidad de bloques con probabilidad 1 de pertenecer a dicho dominio (según el kriging de indicador), es muy relevante en función de qué coordenada se realiza el ordenamiento

de los nodos (luego de ordenar por probabilidad). Lo mismo ocurre si es que la cantidad de bloques a clasificar sobrepasa a aquéllos con probabilidad mayor que 0. En el presente trabajo, y dado que la gradación de alteraciones se produce claramente a través del eje Z, se tomó esta coordenada como patrón de ordenamiento. Al partir por la Alteración 1, se privilegió un ordenamiento por Z descendente, dado que esta alteración abunda en superficie. Luego, para clasificar bloques de Alteración 3, que predomina en profundidad, se ordenó según Z de forma ascendente. Se vio que los resultados cambian en gran medida al tomar como referencia otra coordenada, y así también al variar las proporciones escogidas. Una vez hecha la definición y suavizamiento de dominios, el procedimiento se valida haciendo el “match” de los bloques suavizados con los datos originales; obteniéndose un grado de certeza del 89%. Éste es el porcentaje de datos cuyo bloque al que pertenecen termina siendo clasificado respetando el dominio al que se asocia la muestra. Esto permite tener la seguridad de que los modelos finales son confiables en términos de la delimitación espacial de las alteraciones. No obstante, cabe mencionar que un caso especial es el de la Alteración 2, la que, de acuerdo al modelo de bloques, presenta la mayor abundancia en el yacimiento. A pesar de esto, el % de datos asociados a ésta es bastante menor en comparación con la Alteración 1 (lo cual tiene sentido dado que las muestras se concentran en superficie). Pero esto quiere decir que existe una gran cantidad de bloques de la grilla que son clasificados como Alteración 2, pero que no contienen datos, sino que sólo fueron asociados a una probabilidad mediante el kriging de indicadores, según un radio de búsqueda de 500m en la horizontal y 250m en la vertical. Así, algunos bloques que finalmente se consideran como Alteración 2, pueden tener efectivamente una muy baja probabilidad de pertenecer a ésta; lo que surge del hecho de priorizar las proporciones globales.

Algo análogo sucede al momento de definir dominios según un umbral de PLT: se deben clasificar bloques que pertenezcan al conjunto $Is_{50} < 1,8$, y aquéllos con $Is_{50} \geq 1,8$. Esta tarea no es sencilla, puesto que los datos de PLT se encuentran bastante entremezclados en el espacio con respecto a este umbral. Por lo tanto, para obtener resultados lo más coherentes posible con las muestras, la clasificación se hace fundamentalmente en base a lo que entrega el kriging de indicador. En este caso, la única fuente más confiable para estimar las proporciones globales son los datos; ya que el modelo de bloques inicial contiene una estimación de PLT, pero esto último deriva en una proporción demasiado baja para el conjunto de bloques bajo el umbral. A la vez, dado que los datos se concentran en superficie, la proporción que se extrae a partir de ellos es casi equivalente para ambas mitades; lo que no se condice con el hecho de que los datos de $Is_{50} < 1,8$ sólo se presentan en cotas altas, representando un bajo porcentaje de la grilla total. Así, se opta por ajustar las proporciones globales a las probabilidades entregadas por el kriging de indicador, de forma de asegurarse que al menos todos los nodos con probabilidad 1 de estar bajo el umbral, sean clasificados de esta forma. Se prioriza el conjunto de datos menores, dado que constituyen la fracción más baja del total de la grilla, y al mismo tiempo se asocian a la Alteración 1, la que se establece al comienzo es la que contiene las mayores leyes de cobre.

En relación a la transformación de los datos a residuos, lo primero que se observa es que la media de los datos residuales es mucho más cercana a cero en el caso de la variable BWi, no así para SPI. En particular, la media de los residuos de SPI aumenta en el caso de la Alteración 3, y al mismo tiempo, se ve que para el conjunto de datos “PLT mayor”, la media de residuos de SPI es mayor en comparación con los datos de “PLT menor”. Puesto que el cokriging de residuos que se realiza posteriormente es un cokriging simple, en que se asume que la media de los residuos es cero, este supuesto puede conducir a un mayor error en la estimación de la variable SPI, no tanto así para BWi.

Con respecto a la validación de los modelos obtenidos, se tiene en primer lugar la validación estadística. Al observar la precisión de la media de los bloques estimados, con respecto a la media de los datos, en primer lugar es claro que, en términos generales, los resultados del cokriging son mucho más precisos para el conjunto “PLT menor”. Esto tiene sentido, considerando que la mayor parte de los datos pertenecen a la fracción de la grilla que es clasificada como “PLT menor”. En cambio, los bloques de la grilla que pertenecen al dominio “PLT mayor” son en su mayoría estimados a partir de datos más alejados, o por extrapolación. Luego, es relevante comparar el desempeño de los resultados que son obtenidos mediante un enfoque global, en contraste con aquellos que se obtienen separando los datos por alteración. Primeramente, para la variable SPI: trasciende que, tanto para “PLT menor” como “PLT mayor”, los resultados asociados a Alteración 1 (QSC), resultan ser más precisos al ser estimados de manera global. Lo opuesto ocurre para la Alteración 3 (Potásica), en que los resultados con menor error, son los estimados sólo a partir de los datos que efectivamente pertenecen a ella. En el caso de la Alteración 2 (SCC), la estimación independiente resulta mejor para “PLT menor” y no así para “PLT mayor”. En cambio, al observar la variable BWi, se tiene que en general, la Alteración 1 es estimada de forma más precisa con un enfoque independiente; al igual que la Alteración 3; ocurriendo lo contrario para la Alteración 2, en que se obtiene una media más precisa con la metodología global.

Entonces, en resumen la Alteración 3 presenta mejores resultados mediante una estimación independiente en ambos dominios de PLT y para ambas variables. Por otro lado, la Alteración 1 se asocia a mejores resultados para SPI con enfoque global, mientras que para BWi es más certero el cálculo independiente. Los resultados de Alteración 2, en general, son más precisos con estimación global, excepto para el caso de SPI-“PLT menor”. Cabe reiterar que estas observaciones se basan netamente en la diferencia entre la media de los bloques estimados y la media real de los datos.

Con respecto a la estimación de residuos mediante cokriging, lo primero que llama la atención es la variación de los histogramas residuales (al comparar los de los datos con los resultados del cokriging), fundamentalmente para SPI. Se observa que la distribución de los residuos estimados es mucho menos dispersa en torno a cero. Por consiguiente, se concluye que los resultados de la estimación final de SPI, obedecen con mayor fuerza al modelo de tendencia, que a los datos mismos; puesto que la diferencia que originalmente existe entre los datos y la media se reduce drásticamente al aplicar cokriging simple.

Un aspecto relevante es la validación mediante derivas espaciales. En ellas, es posible observar el hecho de que para el dominio $Is_{50} < 1,8$, las tendencias de los valores estimados en función de las coordenadas, respetan bastante bien el comportamiento de los datos. No obstante, se aprecia el suavizamiento que genera la estimación por cokriging sobre las variables. Esto último es también bastante notorio al comparar los histogramas, tanto de SPI como BWi. Los histogramas calculados a partir de los valores estimados, tienen una curtosis más elevada.

Al observar las derivas espaciales correspondientes a la unidad $Is_{50} \geq 1,8$, es notorio que en este caso las curvas de los bloques estimados se ajustan con menor precisión a la tendencia de los datos, en comparación al dominio "PLT menor". Sin embargo, se destaca el hecho de que las mayores disparidades entre los resultados del cokriging y las muestras, se producen al graficar las derivas contra las coordenadas X e Y; en tanto que en el caso de la coordenada Z, el ajuste es de mejor calidad. Esto es un indicador de que la estimación mediante cokriging logra respetar la tendencia de las variables en la dirección Z (en general descendente); que es la que se toma como referencia al momento de definir y suavizar las unidades de estimación. Además, en varios gráficos se observa cómo el cokriging resulta en una extrapolación de las variables hacia las cotas más bajas, donde existen muy pocos o nulos datos. Esto es muy importante, puesto que el objetivo principal es modelar esta zona donde SPI y BWi presentan muy baja densidad de muestreo; y la utilización de sus modelos de tendencia permitiría obtener una estimación más confiable.

A partir de las visualizaciones 2D de los resultados del cokriging, se aprecia que existe una concentración de valores más elevados, tanto para SPI como BWi, en una cota media a lo largo del eje Z, alrededor de $Z=2.200$. Estas estimaciones altas, provienen en realidad de pocos datos ubicados a esta altura, donde hay muy baja densidad de muestreo; por lo que esto puede ser un factor influyente sobre la diferencia que existe en algunos dominios entre la media de los datos y los bloques estimados. En general, de la cota 2.000 hacia abajo, el modelo tiene un mayor grado de incertidumbre; dado que los datos en esta zona son muy escasos.

6 CONCLUSIONES

Respecto al estudio que se efectúa para evaluar la correlación de la variable PLT con SPI y BWi, los resultados desfavorables que se obtienen son esperables, debido a la distinta naturaleza del ensayo PLT con respecto a las otras que son pruebas de molienda.

Las unidades de estimación en Escondida se establecen según la alteración, decisión que reside fundamentalmente en los resultados del análisis estadístico. No obstante, es necesario tener en cuenta que dicha diferenciación de dominios debiese ser validada según la experiencia que se tiene en el área de geometalurgia de Escondida, según como se ha visto que distintos tipos de roca, alteradas de distinta forma, responden frente a la molienda y ensayos de carga puntual. Un aspecto que vale resaltar es el hecho de que al establecer dominios de estimación sólo en base a alteración, se asumen las litologías como indistintas entre sí, desde el punto de vista de la dureza. Sin embargo, esto puede sonar contradictorio, considerando que, por ejemplo, las brechas constituyen un tipo de litología; y es evidente que su moliendabilidad debiese variar con respecto al resto. Esto, porque el material de matriz se libera con mayor facilidad, y los clastos se rompen posteriormente. Por lo tanto, y para evitar que los datos asociados a brecha influyan confusamente en los resultados, se decide no incluirlos para la estimación del modelo final. Cabe destacar que no es factible considerarlos como una unidad independiente; puesto que los datos de brecha se encuentran muy dispersos y traslapados con otras litologías en el espacio, además de constituir un porcentaje muy bajo de muestras (alrededor de 2%).

A pesar de la mejor correlación que surge al suavizar las variables en casos particulares, se considera que el hecho de correlacionar puramente las tendencias de las variables, puede llevar a falsas conclusiones, al no permitir reflejar el comportamiento real de éstas. Si bien la variabilidad y alta dispersión de sus valores, en especial de PLT y SPI, podrían asociarse a algunos errores de muestreo, o a un grado de error intrínseco del ensayo aplicado, esto no puede saberse con certeza. Por tanto, ignorar los valores extremos y las discontinuidades espaciales al momento de estimar por cokriging, llevaría a la obtención de un modelo poco confiable.

Dada la baja correlación de las variables SPI y BWi con PLT, se determina que no es posible lograr el objetivo de obtener un modelo predictivo de las dos primeras a partir de esta última. Puede que ciertos factores acentúen la mala correlación entre los datos. Por un lado, las muestras de PLT no provienen de las mismas locaciones que las de SPI/BWi y la densidad de muestreo es distinta: las primeras derivan de sondajes de 1,5m, en tanto que las otras dos se efectúan sobre testigos de 16m. Se ve que los datos de la variable PLT experimentan fuertes variaciones entre puntos muy cercanos en el espacio; lo que es un indicio de que se trata de un índice con alta variabilidad. Esto puede deberse a las características del ensayo de carga puntual: las condiciones iniciales del testigo, las estructuras presentes, y la forma de ruptura influyen

significativamente sobre el resultado. Así también ocurre para el caso de las pruebas de molienda; dado que se trata de un proceso que depende de mecanismos de impacto y abrasión, la respuesta de la roca puede verse en particular afectada por la abundancia de clastos resistentes al impacto, pero al mismo tiempo contener material arcilloso muy susceptible a la abrasión. Por ejemplo, a pesar de que es sabido que la Alteración Potásica se asocia a feldespatos potásicos, cuya resistencia a la ruptura es baja, en el caso de Escondida resulta ser la alteración que se asocia a los valores de dureza más altos; lo que quizás surge de la abundancia de arcillas y biotita en las otras dos, que se liberan muy fácilmente con la abrasión. Así, las alteraciones cuarzo-sericita-arcilla y clorita-sericita-arcilla presentan valores de SPI, BWi y PLT más bajos, a pesar de la presencia de minerales más duros, como el cuarzo. Estos son aspectos que deben ser analizados con mayor profundidad, de acuerdo a la mirada conjunta de geólogos y metalurgistas con conocimiento de la faena. Por otra parte, se tiene el factor de la precisión con que se clasifican las muestras, según las distintas litologías y alteraciones. Se sabe que el modelo inicial, considera que un bloque denotado con un atributo geológico "X", contiene al menos un 80% de éste. En consecuencia, se debe considerar este % de error, que podrían afectar sobre todo la forma como se categorizan los datos de PLT, que corresponden a muestras con un soporte de 1,5m, mientras que el modelo está constituido por bloques de 15 m de altura.

En concordancia con lo antes expuesto, el modelo final estimado se obtiene mediante un cokriging que involucra sólo a las variables SPI y BWi. La variable PLT, en tanto, sólo se utiliza como referencia para la separación de los datos según el umbral establecido.

En cuanto a la metodología de estimación, se decide transformar los datos de SPI y BWi, a datos residuales; dado que ya se cuenta con modelos de tendencia de estas variables, se decide utilizarlos para la estimación por cokriging. El hecho de tomar en consideración los modelos de tendencia, tiene el potencial de ser útil en sitios en que se debe extrapolar, fuera del rango espacial de datos. Si es que se aplica kriging ordinario por ejemplo, entonces éste tiende a extrapolar una media constante a partir de los datos más cercanos; mientras que un kriging de tendencia permite predecir de mejor forma lo que ocurre fuera de los límites del muestreo, en base a cómo varían los últimos datos. Sólo se debe cuidar de identificar estimaciones aberrantes (negativas) que provengan de una tendencia descendente de los datos en el límite del área de muestreo. [Goovaerts, 1997 ^[4]]. Así, un cokriging en base a los datos residuales debiese ser más fidedigno en los bordes de la grilla estimada. No obstante, es importante destacar que el modelo de tendencia que se utiliza, y la diferencia de la media estimada de los bloques con respecto a los datos reales, resulta muy determinante en los resultados de la estimación final de las variables.

Luego, en relación con el modelamiento variográfico de los residuos, se tiene la restricción de que para cada dominio, los alcances de los variogramas individuales y cruzado deben ser los mismos (modelo válido de correogionalización). Esto constituye una dificultad importante, al no permitir un ajuste óptimo de cada variograma de manera

independiente. Por lo tanto, a pesar de que la aplicación de cokriging hace posible incorporar información de una variable secundaria, el modelo estimado puede ser de peor calidad que si se hubiese obtenido por kriging univariante. Además, cabe mencionar que la literatura indica que el uso de cokriging entrega un mejor modelo con respecto al kriging, sólo cuando la variable primaria está sub-muestreada en relación con la variable secundaria, y cuando adicionalmente, los datos de las variables están bien correlacionados [Goovaerts, 1997^[5]].

Con respecto a la diferencia en los resultados que se produce al estimar de manera global o separando los datos por alteración, se cree que el hecho de que los resultados del cokriging para la Alteración 3 se ajusten mejor a los datos al utilizar sólo las muestras que efectivamente pertenecen a esta unidad, puede justificarse en el hecho de que se trata del dominio con menor cantidad de datos asociados. Por lo tanto, la estimación es más sensible a la incorporación de algunos datos de otras alteraciones para la estimación (enfoque global). En cuanto a lo que ocurre para las Alteraciones 1 y 2, es complejo llegar a conclusiones certeras; puesto que sólo se están comparando las medias; y éstas pueden verse afectadas por una serie de factores. Entre éstos está la cantidad de bloques estimados (que cambia entre el enfoque global y al separar en dominios), la presencia de datos extremos, y la tendencia estimada al inicio. También debe considerarse la delimitación de alteraciones en la grilla modelada; por ejemplo, hay muchos bloques que se clasifican como Alteración 2, pero que en realidad están bastante alejados de cualquier dato. De todas maneras, la recomendación es considerar el modelo estimado separando los datos por alteración, puesto que de esta forma se tiene la seguridad de estar respetando la delimitación de unidades, las que se ve que influyen fuertemente en la diferenciación de la media de las variables. En especial para unidades con pocas muestras, la influencia de datos externos en la estimación puede afectar drásticamente el ajuste del modelo al comportamiento de los datos.

Las principales conclusiones del presente trabajo son que, en primer lugar, no se logra encontrar una correlación suficiente entre la variable PLT y las otras dos, SPI y BWi; que permita aplicar un cokriging con las 3 variables, y así utilizar la información proporcionada por PLT en cotas más profundas, donde la densidad de muestreo de SPI/BWi es muy baja. Esto se ve acentuado principalmente por la existencia de valores extremos muy alejados de la media, especialmente en el caso de PLT y SPI. En este sentido, las recomendaciones para un trabajo futuro recaen en estudiar la causa de estos valores extremos, para determinar si provienen de aspectos intrínsecos de los ensayos, condiciones de los testigos, o efectos particulares de la geología sobre las muestras. Por ejemplo, es sabido que la obtención del índice SPI, se asocia a un error de alrededor del 30%, dado el procedimiento de molienda y medida del tiempo en que se centra esta prueba. Si es que se estudia la factibilidad de eliminar algunos datos que producen el mayor “ruido”, entonces puede que las correlaciones no sean tan desfavorables.

Luego, se tiene que la delimitación de dominios de estimación resulta ser crítica sobre los resultados. Se ve que en este caso, un factor importante de error es la necesidad de separar en dominios según un umbral de Is_{50} . La realidad es que los datos de PLT bajo y sobre el valor fijado están bastante entremezclados en el espacio, por lo que al definir las unidades, se termina dejando bastantes datos de “PLT mayor” en zonas definidas como “PLT menor”. Se sabe que los datos de menor dureza residen en su mayoría en superficie, pero también hay algunas muestras de mayor valor en esta zona, cuyo efecto no se ve propiamente reflejado en el modelo estimado final. Los bloques clasificados como “PLT mayor”, se asocian fundamentalmente a cotas más profundas, pero lamentablemente es aquí donde existen muy pocos datos de SPI y BWi; lo que produce que los resultados para este último dominio parezcan menos fieles a los datos utilizados.

En cuanto a la diferencia entre hacer un cokriging considerando todos los datos a nivel global, o separando en unidades de estimación según alteración, se tiene que, en primer lugar, la primera metodología genera una mayor cantidad de bloques estimados en el modelo final. Esto quiere decir que dichos bloques son estimados a partir de datos combinados provenientes de distintas alteraciones. Para dominios con muy pocos datos asociados, como la Alteración 3, resulta más certero estimar de manera independiente, ya que el efecto de datos “ajenos” a ella afecta negativamente la precisión de los resultados con respecto a las muestras (comparando las medias).

Por consiguiente, se tiene que los modelos presentados reproducen satisfactoriamente las tendencias espaciales de las variables SPI y BWi, en particular a lo largo del eje Z, en el que se observó la gradación más notoria tanto en los valores de los índices, como en las alteraciones del yacimiento. Se deben tratar con cautela los resultados pertenecientes al dominio que se asocia a $Is_{50} \geq 1,8$, en que se observan algunas discordancias significativas con los datos iniciales. En particular, esta definición de dominios según umbral de PLT, debe ser revisada y validada según estudios anteriores que se hayan efectuado en Escondida, y a partir de los cuales se logró determinar la necesidad de separar según el límite establecido.

Finalmente, se tiene que una ventaja importante, que respalda el trabajo realizado, es la buena calidad de la base de datos, en el sentido de que éstos son abundantes, y están claramente referenciados en el espacio. Las muestras provienen de testigos de sondajes bien identificados, y no de compósitos. Además, se cuenta con el modelo de bloques completo, con bloques cuyo tamaño se adapta al soporte de las muestras de SPI y BWi.

En cuanto a los aspectos que pueden ser mejorados, se destaca la falta de una conciliación de los datos de dureza con la información geológica. Es decir, sería relevante contar con antecedentes sobre cómo se tratan las distintas unidades geológicas en Escondida, en base a su experiencia. Asimismo, no es posible una buena comprensión del proceso en la planta, y cómo éste se diseña en función de la dureza y geología del mineral. Por ejemplo, se sabe que existe una distinción del tratamiento en base a un umbral de $Is_{50}=1,8$, pero no se conoce la justificación de esto.

BIBLIOGRAFÍA

Aedo, L. 2007. Predicción de Resistencia a la Carga Puntual y RQD. Departamento de Geología, Universidad de Chile, Santiago, Chile.

Bolívar, R., 2013. Planificación Geo-Minero-Metalúrgica para Análisis de Opciones de Minerales Marginales en Radomiro Tomic. Selección de UGM. Memoria Para Optar al Título de Ingeniero Civil de Minas, Departamento de Ingeniería de Minas, Universidad de Chile, Santiago, Chile.

Cáceres, J., Pelley, C., Kelebek, S. 2004. Integrating Work Index into Mine Planning at Large Scale Mining Operations. Massmin 2004.

Carrasco, P., Chilès, J-P. & Seguret S. 2008. Aditivity, Metallurgical Recovery and Grade. En *VIII International Geostatistics Congress, GEOSTATS 2008*, Santiago, Chile.

Casali, A. 2010. Apuntes Curso Fundamentos de Procesos Mineralúrgicos MI4020. Conminución: Fragmentación de Partículas. Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Universidad de Chile, Santiago, Chile.

Contreras, R. 2009. Planificación Minera Considerando Variables Geometalúrgicas y Evaluando Incertidumbre. Memoria Para Optar al Título de Ingeniero Civil de Minas, Departamento de Ingeniería de Minas, Universidad de Chile, Santiago, Chile.

Contreras, R., Ortiz, J. & Bisso, C. 2010. Mine Planning Considering Uncertainty in Grades and Work Index. En *IV International Conference on Mining Innovation, MININ 2010*, Santiago, Chile.

Deutsch, C., Journel, A., 1998. GSLIB Geostatistical Software Library and User's Guide, p.69. Second Edition. Oxford University Press, Nueva York, Estados Unidos de América.

Egaña, M., Arancibia E., Villegas, F. & Ortiz, J. 2008. Geostatistics Applied to Geotechnical Parameters. En *III International Conference on Mining Innovation, MININ 2008*, Santiago, Chile.

García, F. 1967. Geología del Norte Grande de Chile. Sociedad Geológica de Chile. *Symposium sobre el Geosinclinal Andino 1962*. N°3, pp. 138.

[1]Goovaerts, P., 1997. Geostatistics for Natural Resources Evaluation, p. 203. Oxford University Press, Nueva York, Estados Unidos de América.

[2]Goovaerts, P., 1997. Geostatistics for Natural Resources Evaluation, p. 207. Oxford University Press, Nueva York, Estados Unidos de América.

[3]Goovaerts, P., 1997. Geostatistics for Natural Resources Evaluation, pp. 193-194. Oxford University Press, Nueva York, Estados Unidos de América.

[4]Goovaerts, P., 1997. Geostatistics for Natural Resources Evaluation, p. 151. Oxford University Press, Nueva York, Estados Unidos de América.

[5]Goovaerts, P., 1997. Geostatistics for Natural Resources Evaluation, p. 217. Oxford University Press, Nueva York, Estados Unidos de América.

Minera Escondida Ltda., 2013. Pruebas de dureza detalle de proceso. Gerencia de Geología, Superintendencia de Geometalurgia.

Ortiz, J., 2012. Apunte Evaluación de Yacimientos MI5041: Kriging. Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Universidad de Chile, Santiago, Chile.

Ortiz, J., 2013. Apuntes Evaluación Geoestadística de Yacimientos: Métodos de Indicadores. Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Universidad de Chile, Santiago, Chile.

Padilla, R., Titley, S., Pimentel, F., 2001. Geology of the Escondida Porphyry Copper Deposit, Antofagasta Region, Chile. Economic Geology, Vol. 96, pp. 307-324.

Riquelme R., Cisterna C., Díaz J. & Boric R. 2009. Application Of Cokriging For Geometallurgical Models Of Leaching In Sulphide Radomiro Tomic Project. V International Copper Hydrometallurgy Workshop. Antofagasta, Chile.

Starkey, J. 1997. Getting More from Drill Core Preliminary SAG Design. Randol Gold Forum. Monterey, California. Estados Unidos.

Vallejos, J., 2011. Clase Mecánica de Rocas MI4060: Ensayos de Laboratorio en Roca. Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Universidad de Chile, Santiago, Chile.

Veliz W. O. 2004. Relación espacio-temporal del sistema pórfido cuprífero y epitermal en el yacimiento Escondida, Provincia de Antofagasta, Segunda Región, Chile. Tesis para optar al grado de magíster en geología económica mención exploración, Universidad Católica del Norte, pp 128.

ANEXOS

A.1 Histogramas por litología/alteración

A.1.1 Escondida – Histogramas Por Litología

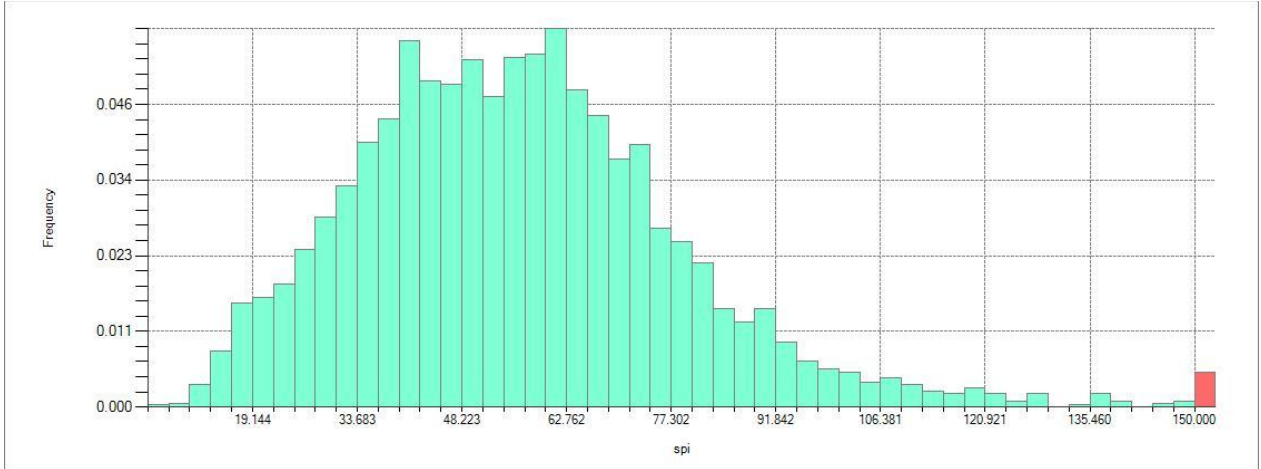


Figura A 1: SPI – Litología 1. Escondida.

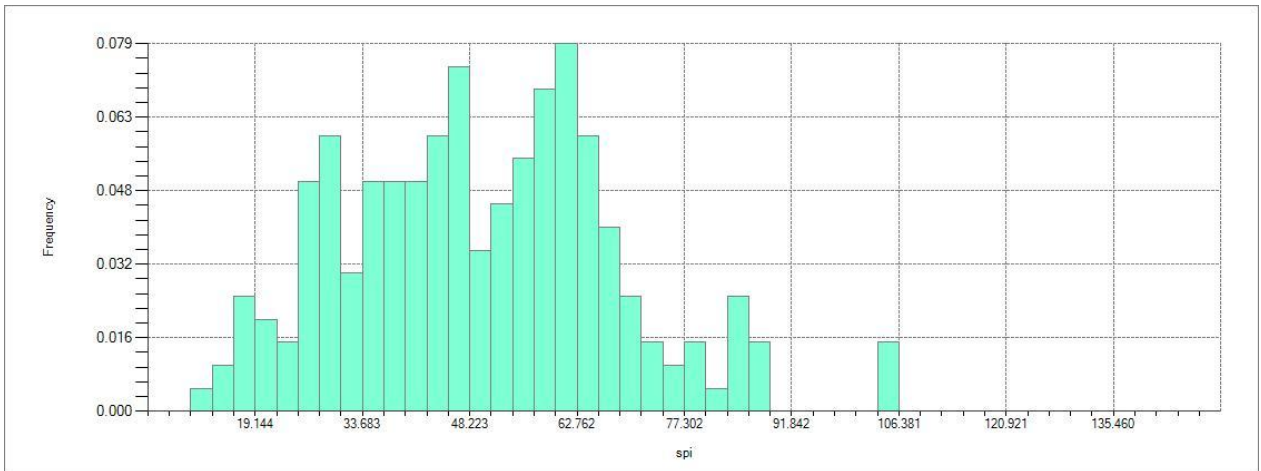


Figura A 2: SPI – Litología 2. Escondida.

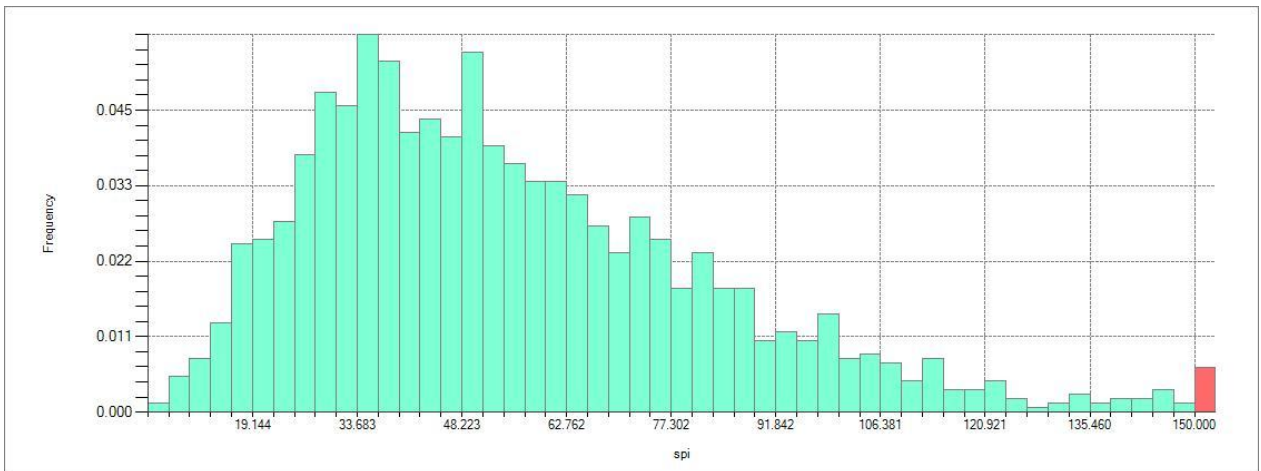


Figura A 3: SPI – Litología 3. Escondida.

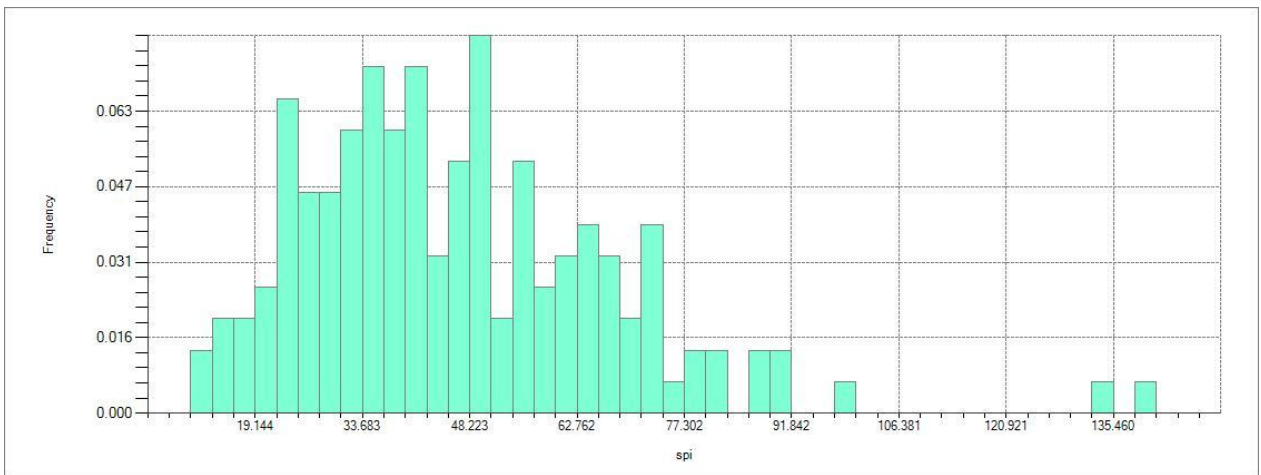


Figura A 4: SPI – Litológia 4. Escondida.

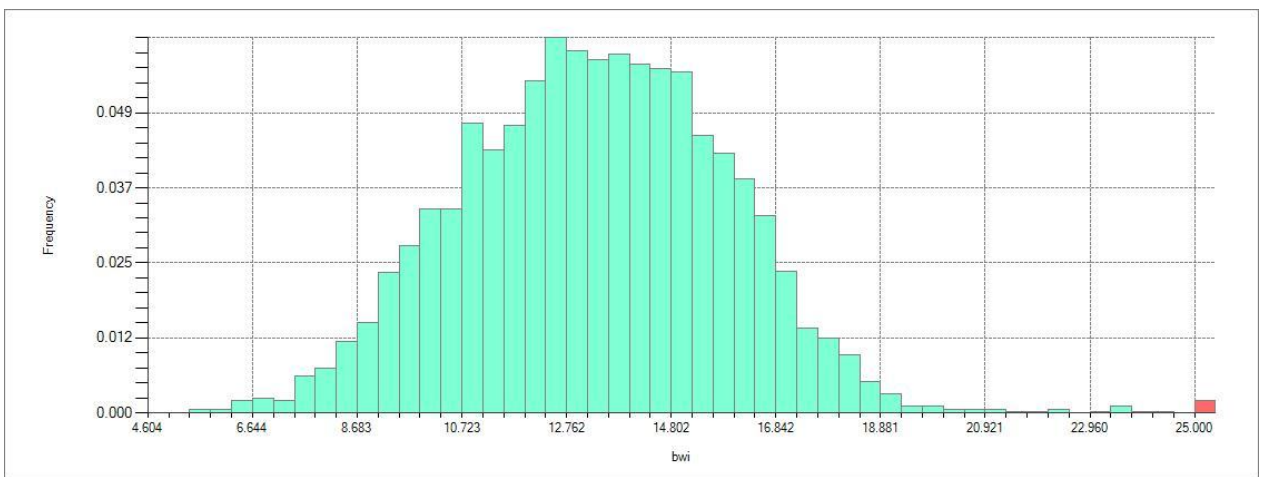


Figura A 5: BWi – Litológia 1. Escondida.

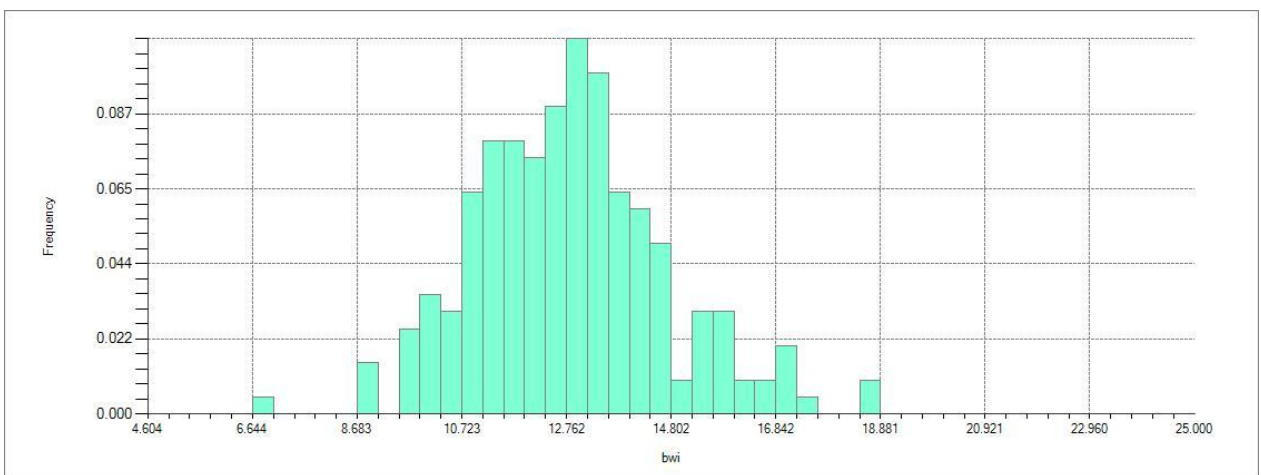


Figura A 6: BWi – Litológia 2. Escondida.

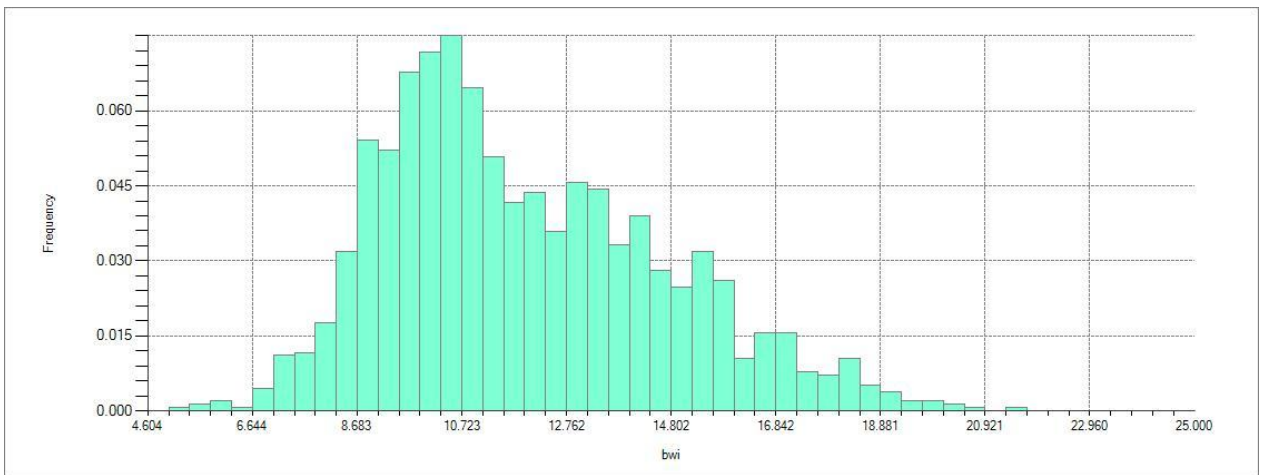


Figura A 7: BWi – Litología 3. Escondida.

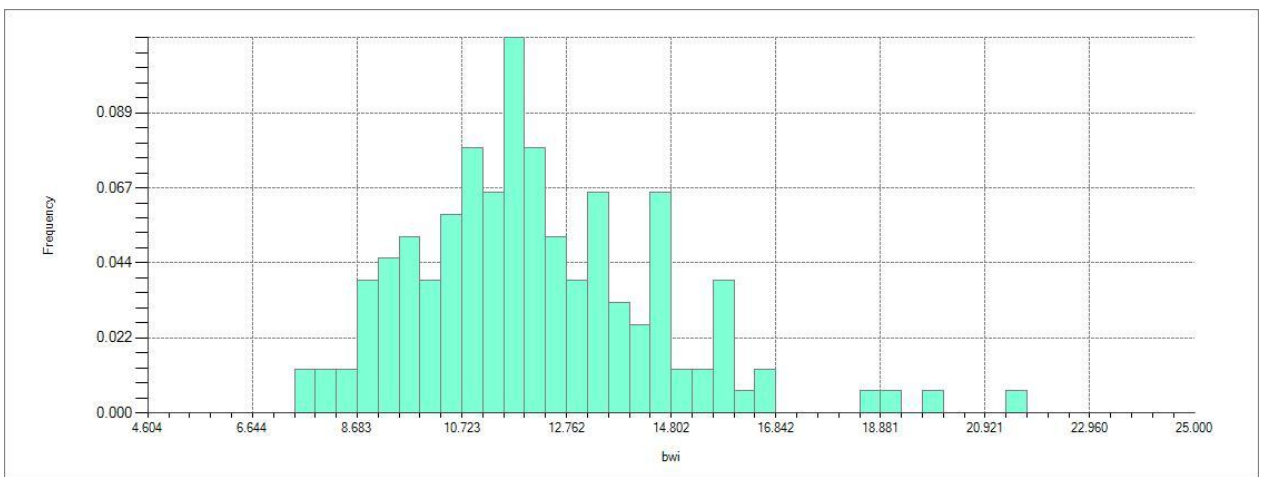


Figura A 8: BWi – Litología 4. Escondida.

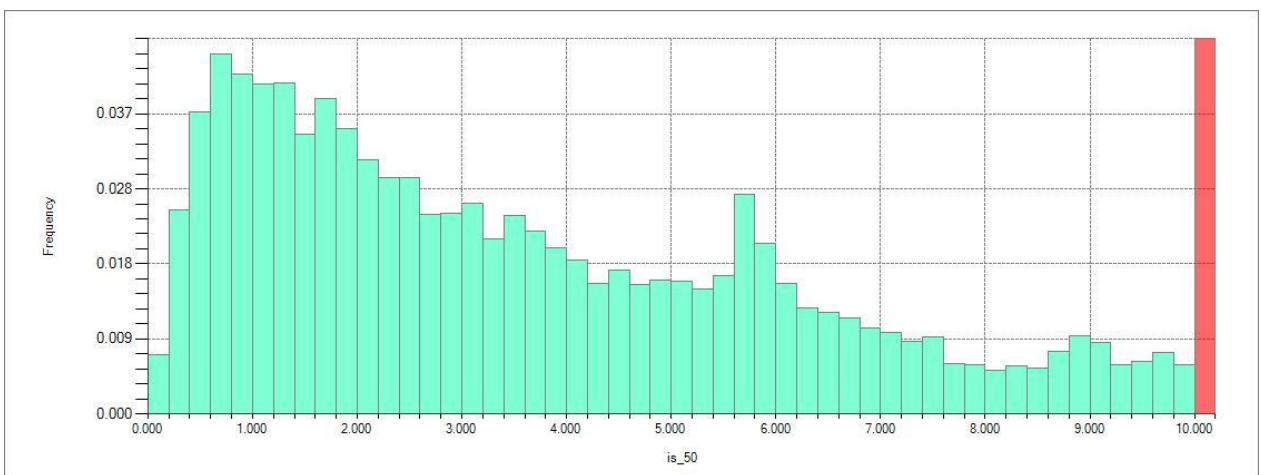


Figura A 9: PLT – Litología 1. Escondida.

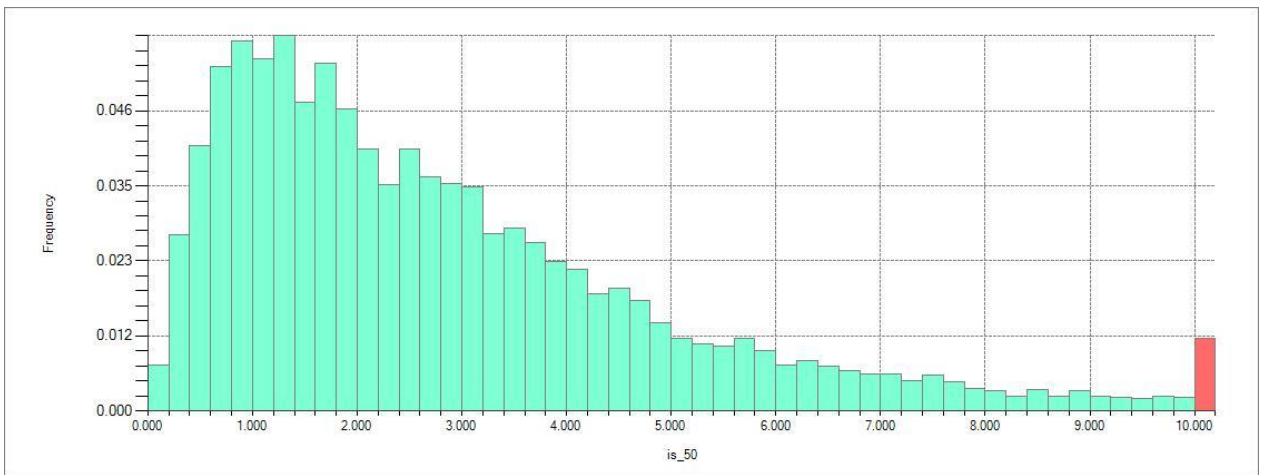


Figura A 10: PLT – Litología 2. Escondida.

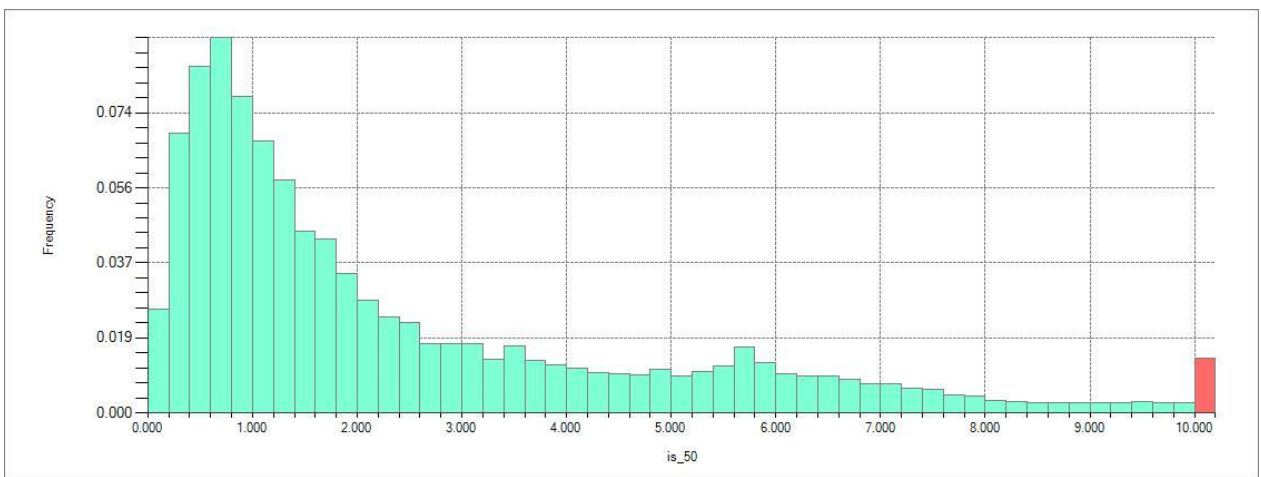


Figura A 11: PLT – Litología 3. Escondida.

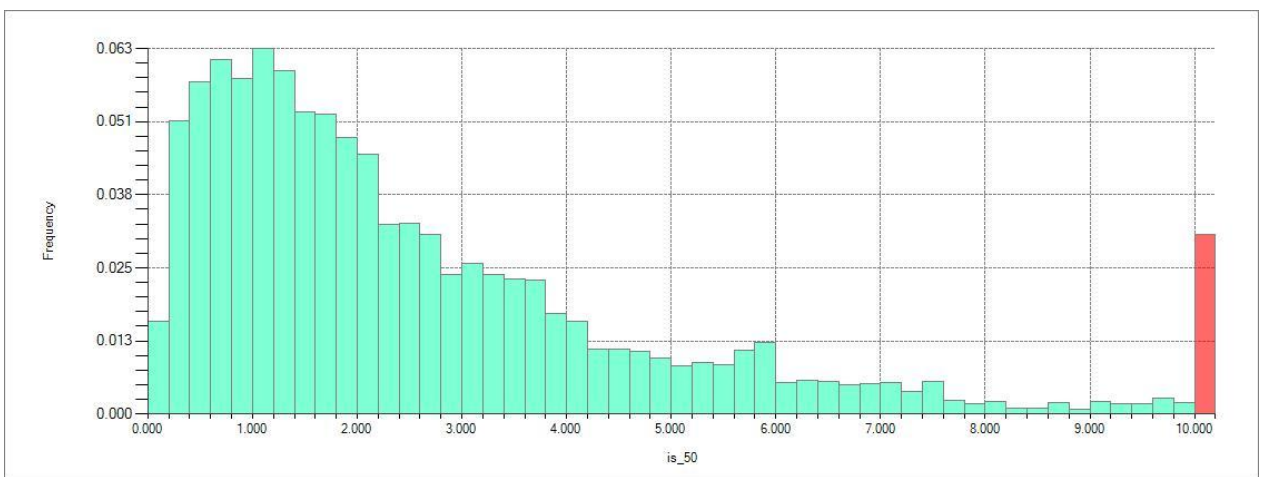


Figura A 12: PLT – Litología 4. Escondida.

A.1.2 Escondida – Histogramas por Alteración

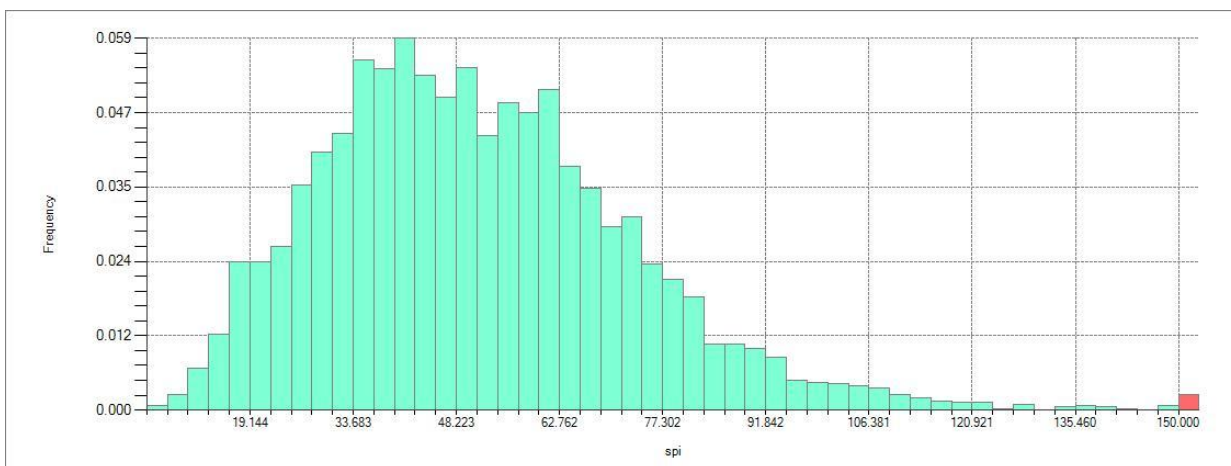


Figura A 13: SPI – Alteración 1. Escondida.

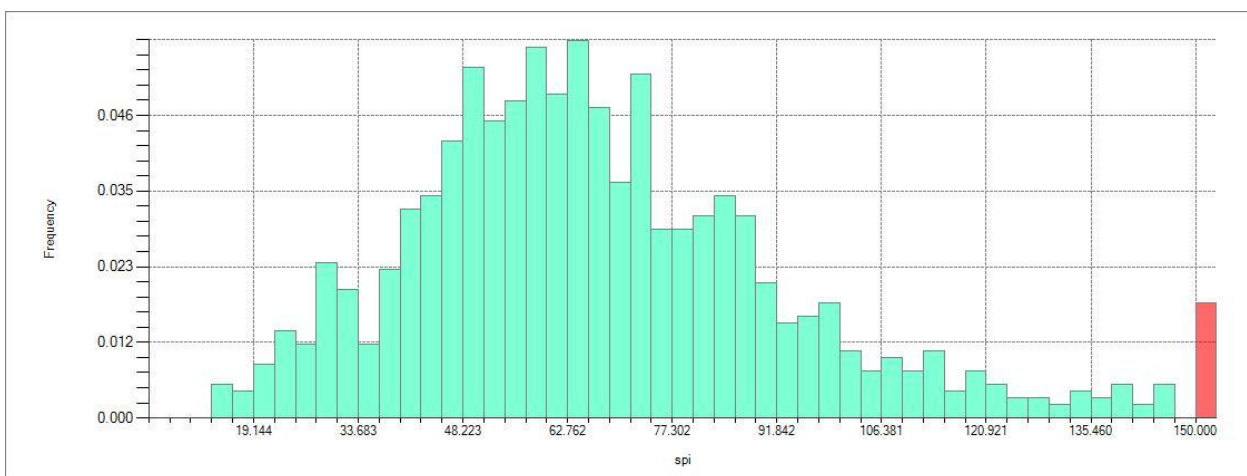


Figura A 14: SPI – Alteración 2. Escondida.

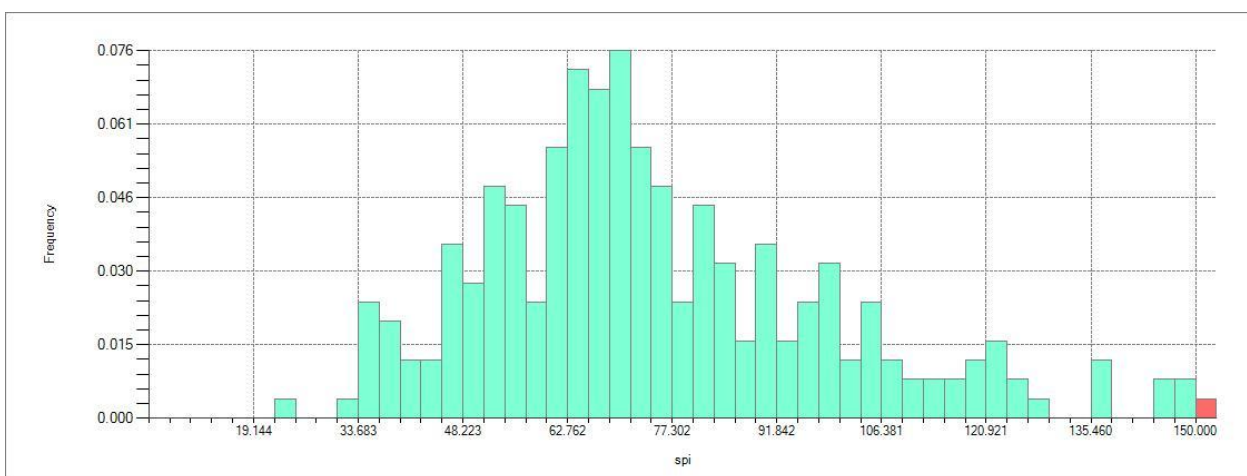


Figura A 15: SPI – Alteración 3. Escondida.

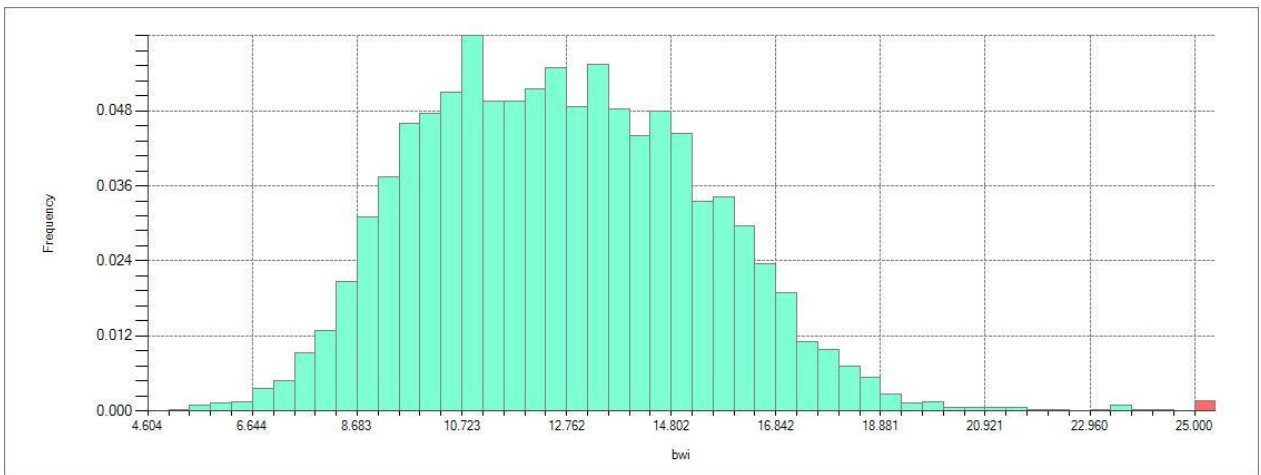


Figura A 16: BWi – Alteración 1. Escondida.

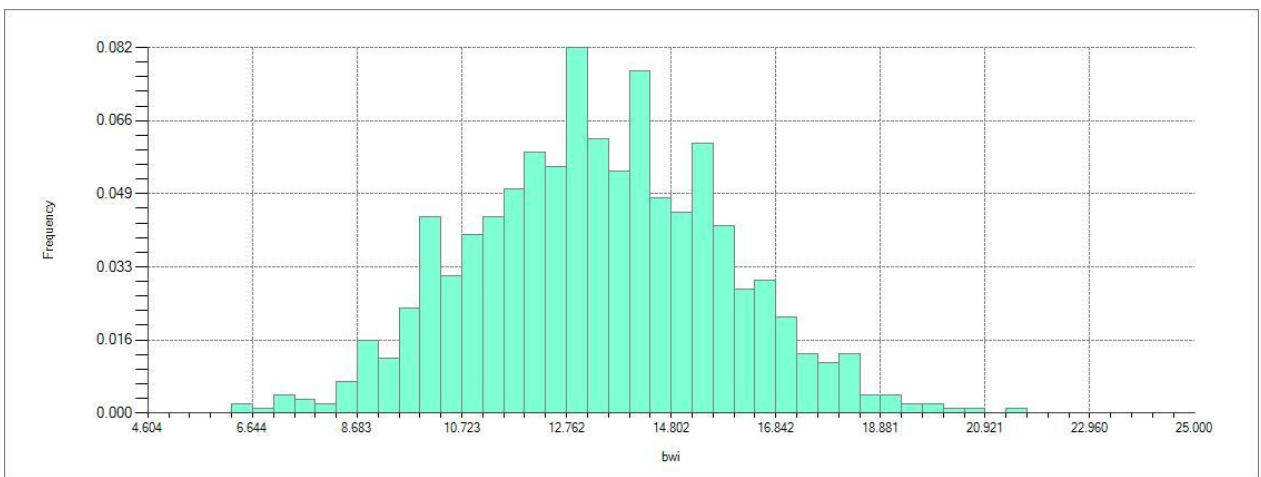


Figura A 17: BWi – Alteración 2. Escondida.

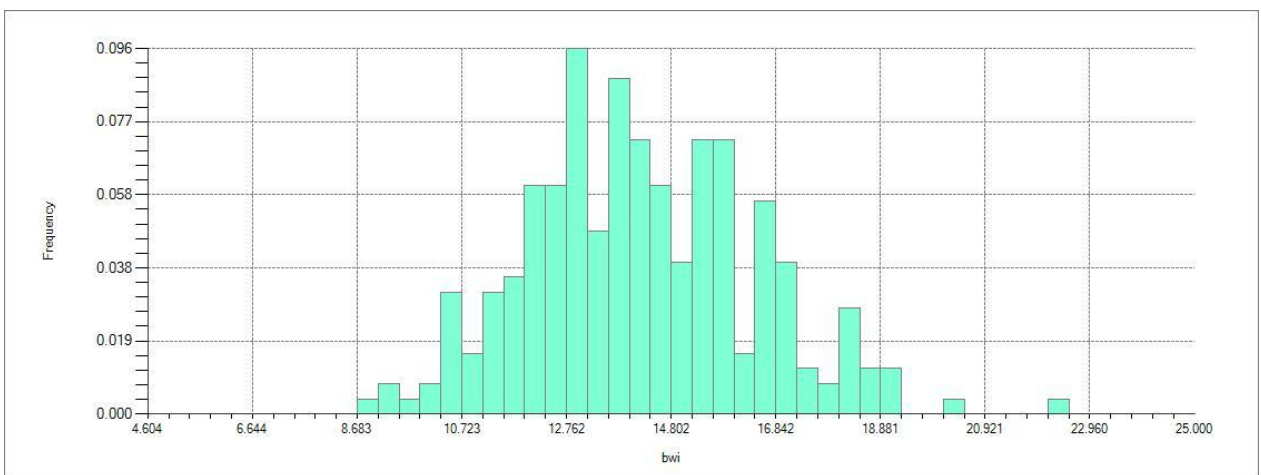


Figura A 18: BWi – Alteración 3. Escondida.

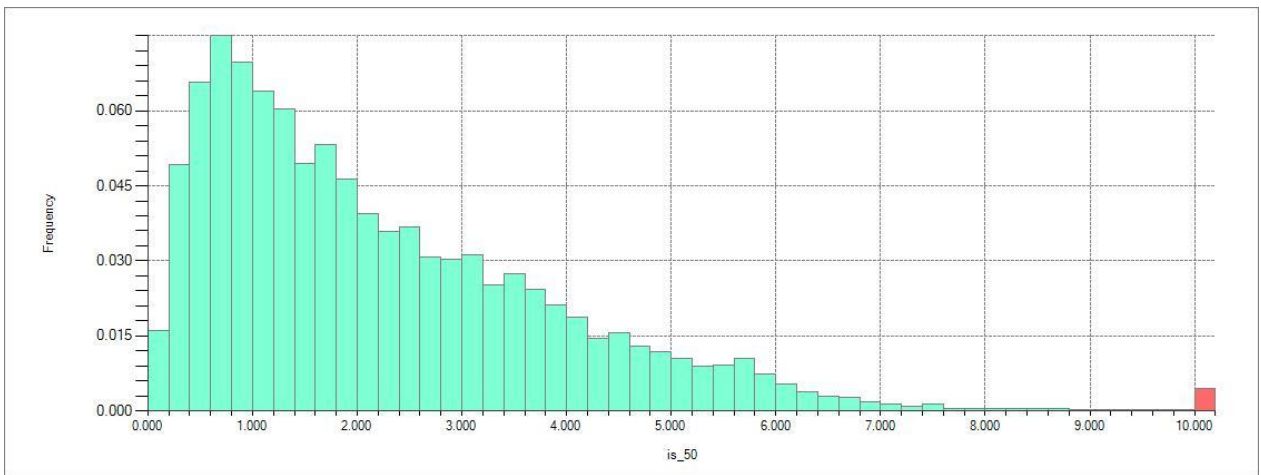


Figura A 19: PLT – Alteración 1. Escondida.

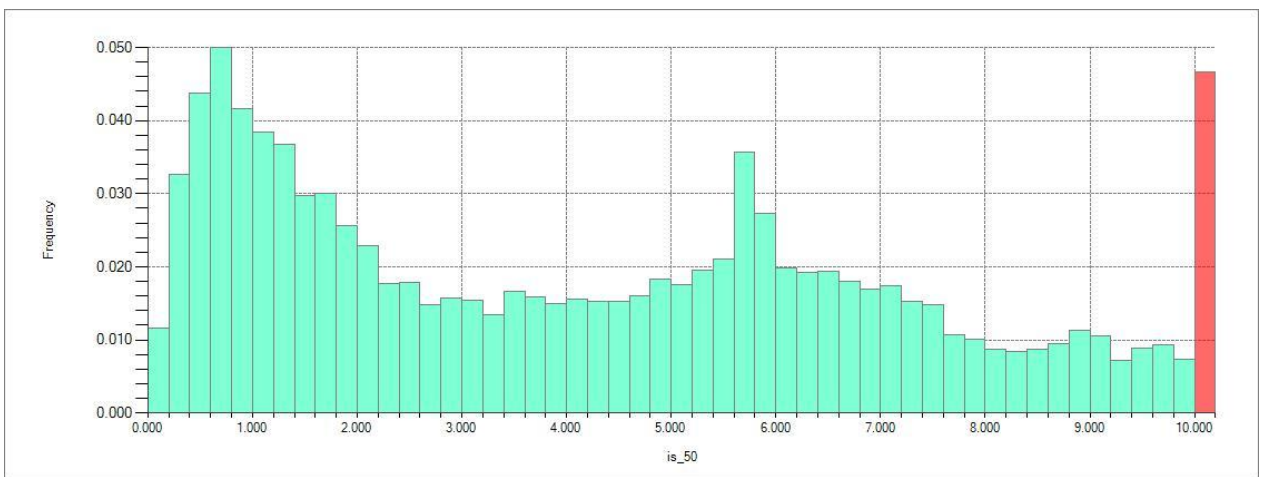


Figura A 20: PLT – Alteración 2. Escondida.

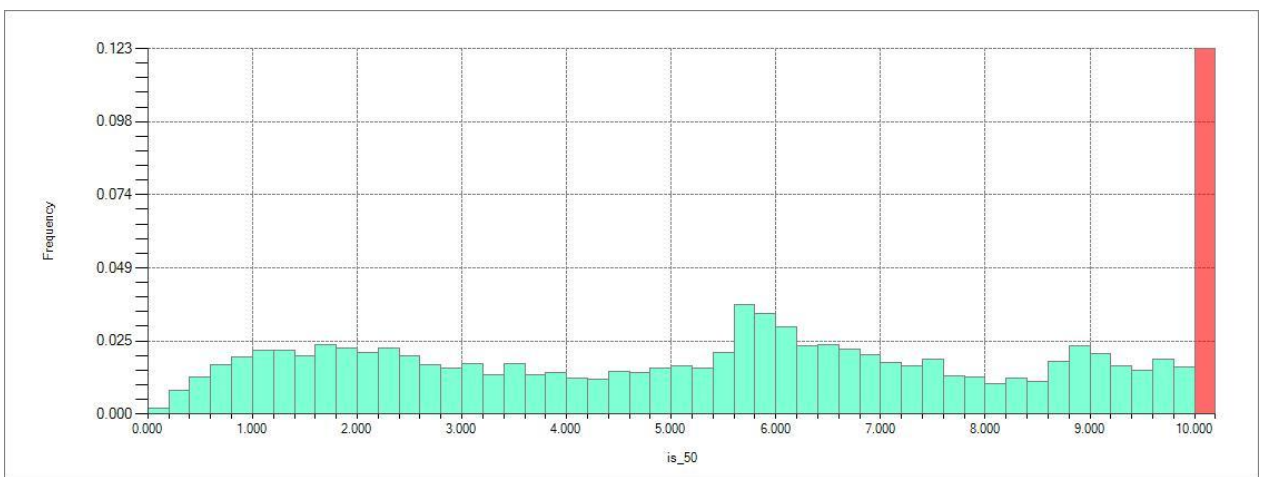


Figura A 21: PLT – Alteración 3. Escondida.

A.1.3 Escondida – Boxplots por Alteración

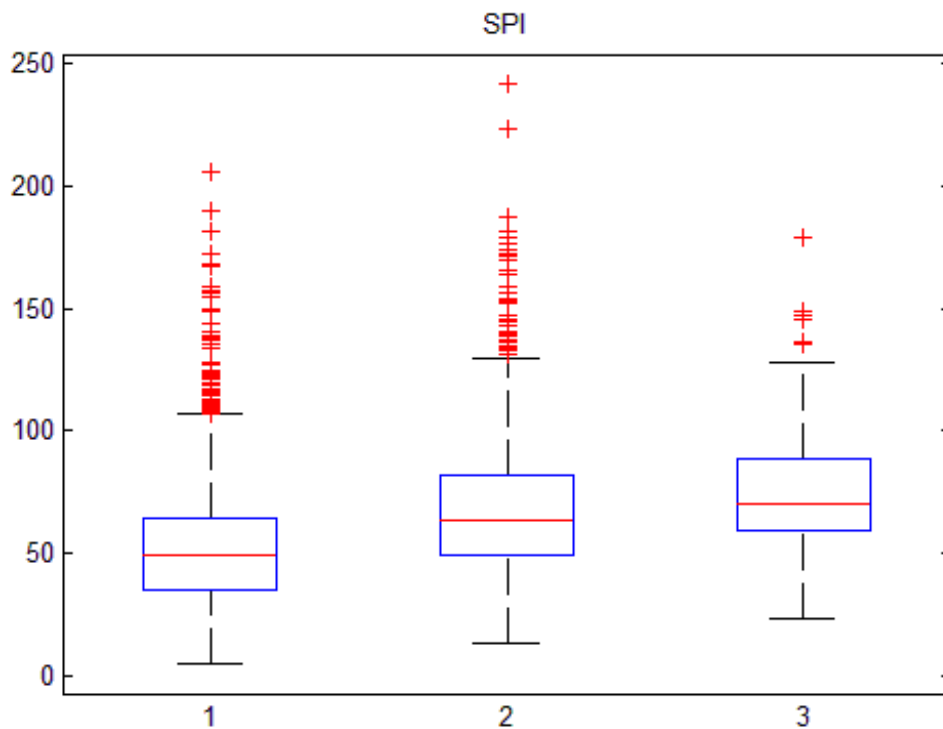


Figura A 22: Boxplot SPI por alteración. Escondida.

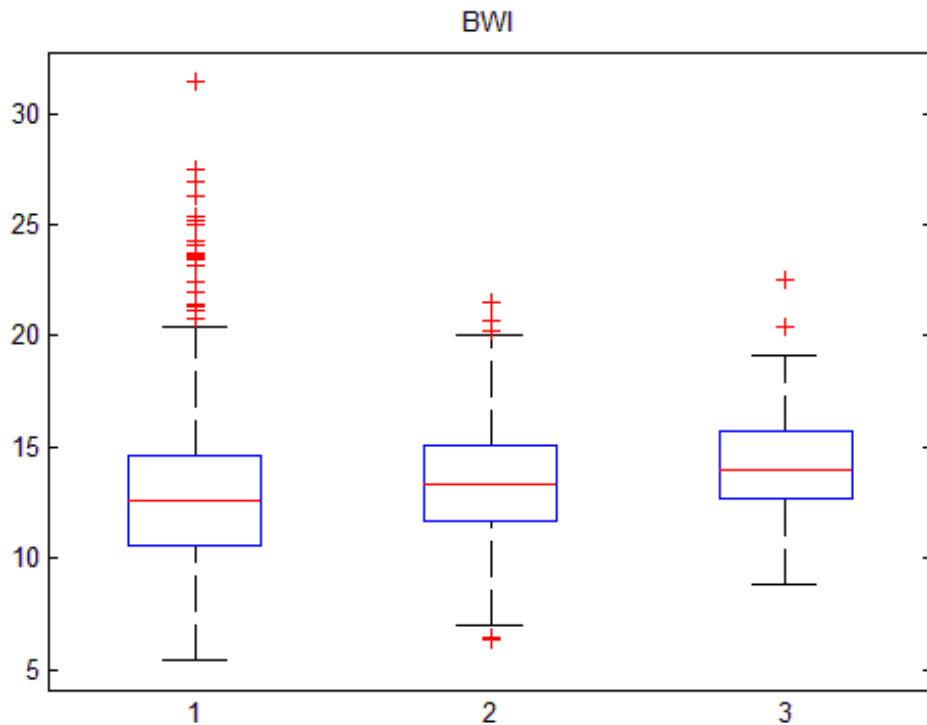


Figura A 23: Boxplot BWi por alteración. Escondida.

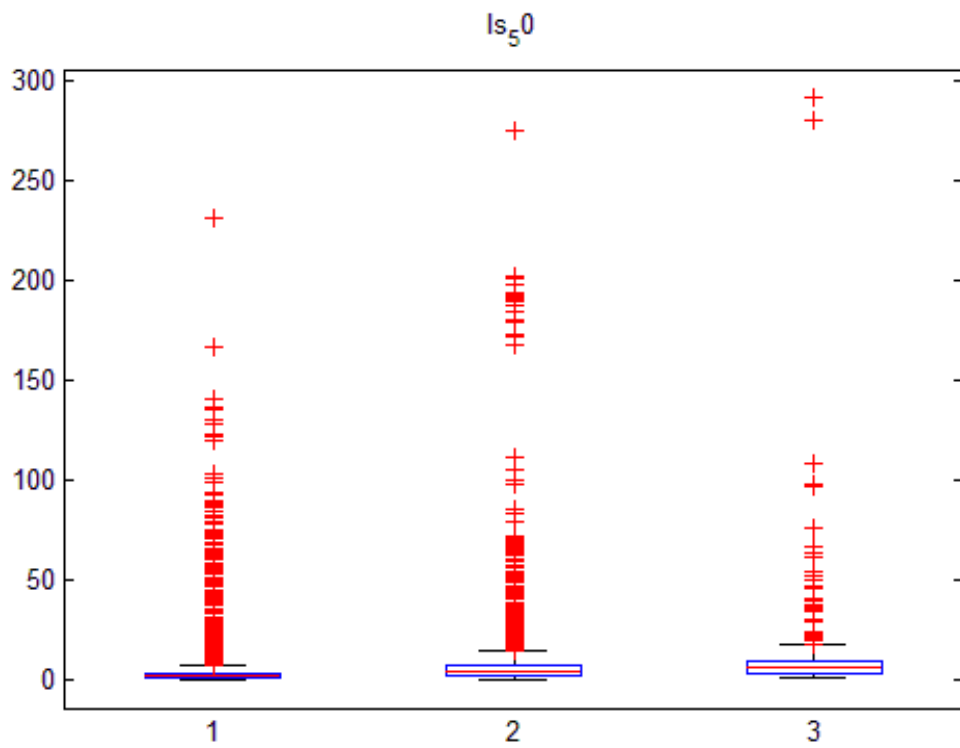


Figura A 24: Boxplot PLT por alteración. Escondida.

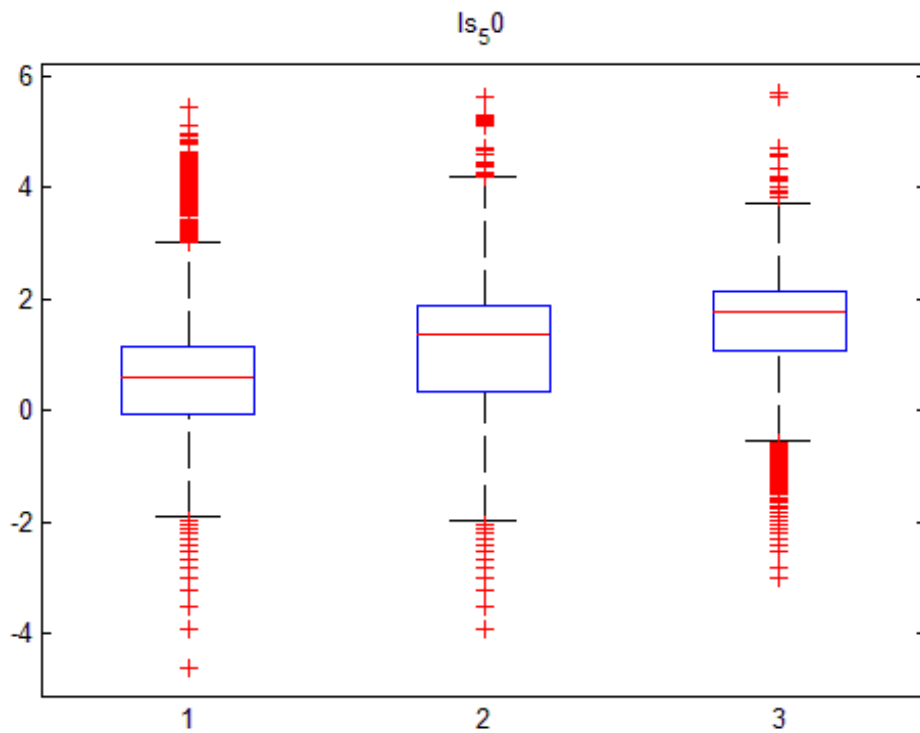


Figura A 25: Boxplot SPI por alteración (escala logarítmica). Escondida.

A.1.4 Escondida – Boxplots por Litología

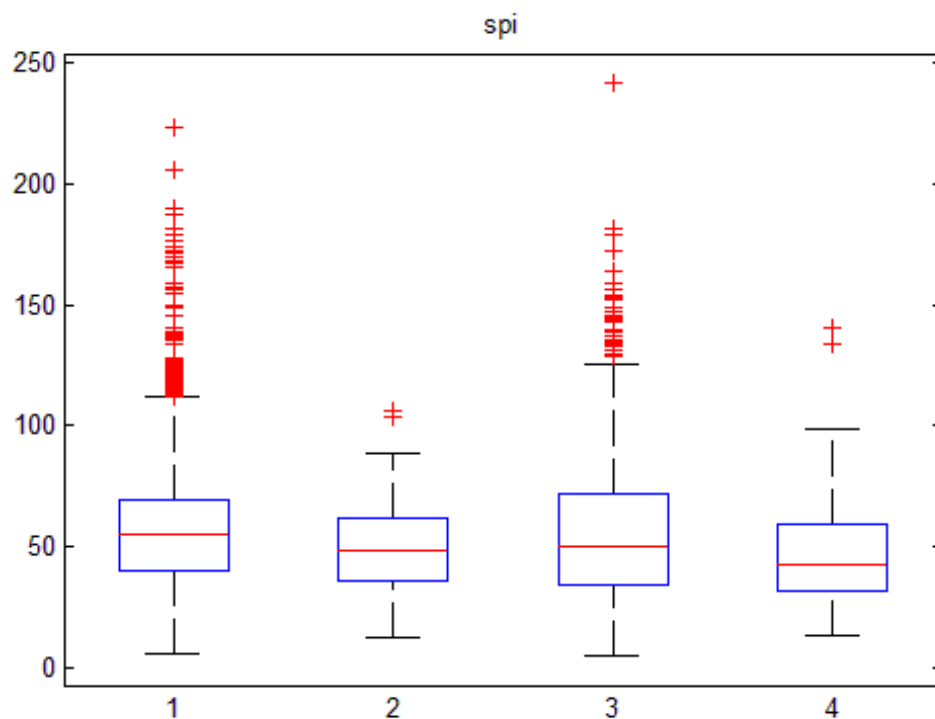


Figura A 26: Boxplot SPI por litología. Escondida.

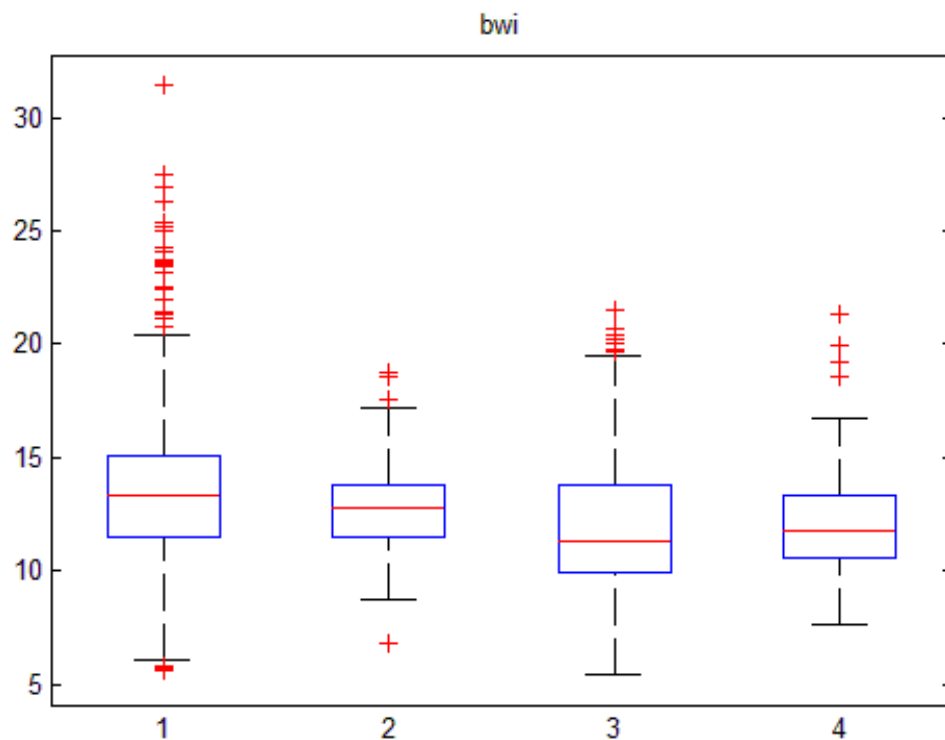


Figura A 27: Boxplot BWi por litología. Escondida.

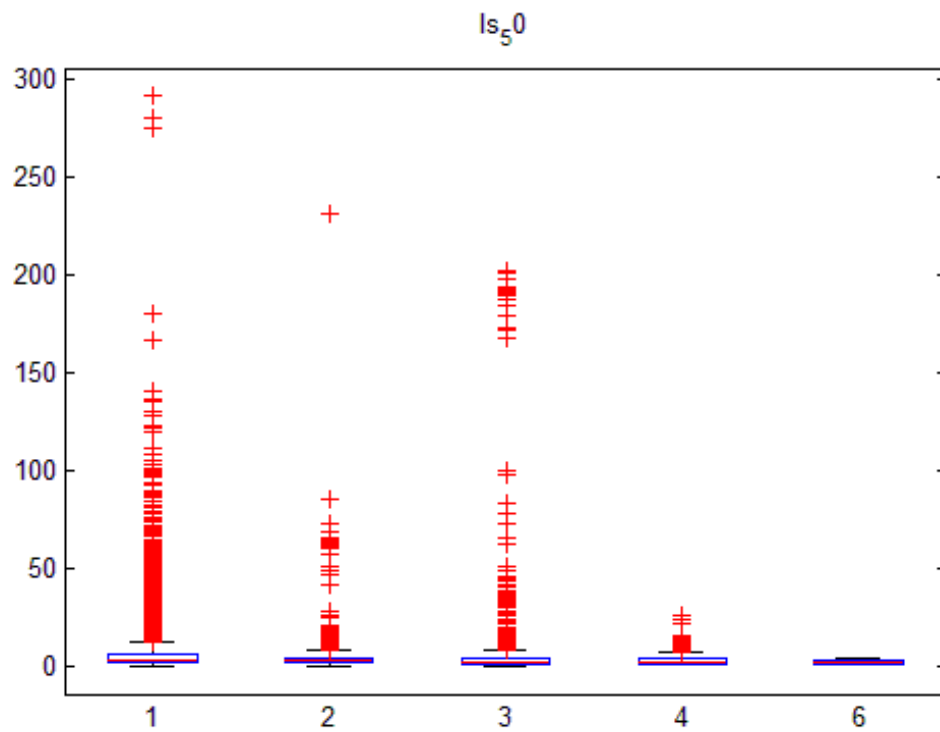


Figura A 28: Boxplot PLT por litología. Escondida.

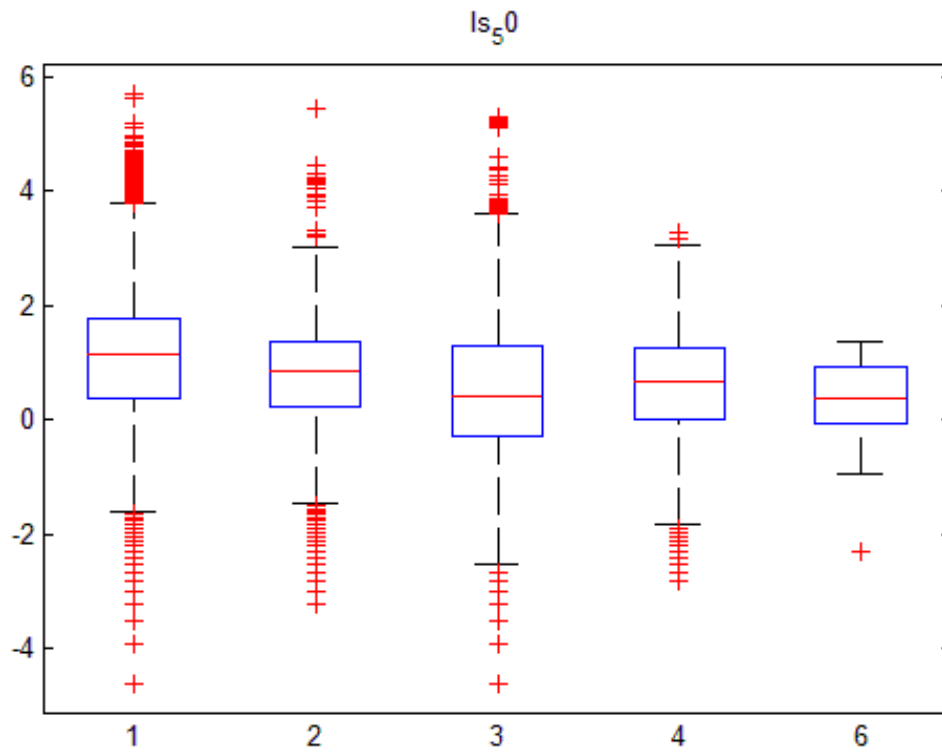


Figura A 29: Boxplot PLT por litología (escala logarítmica). Escondida.

A.1.5 Escondida – Boxplots por Minzone

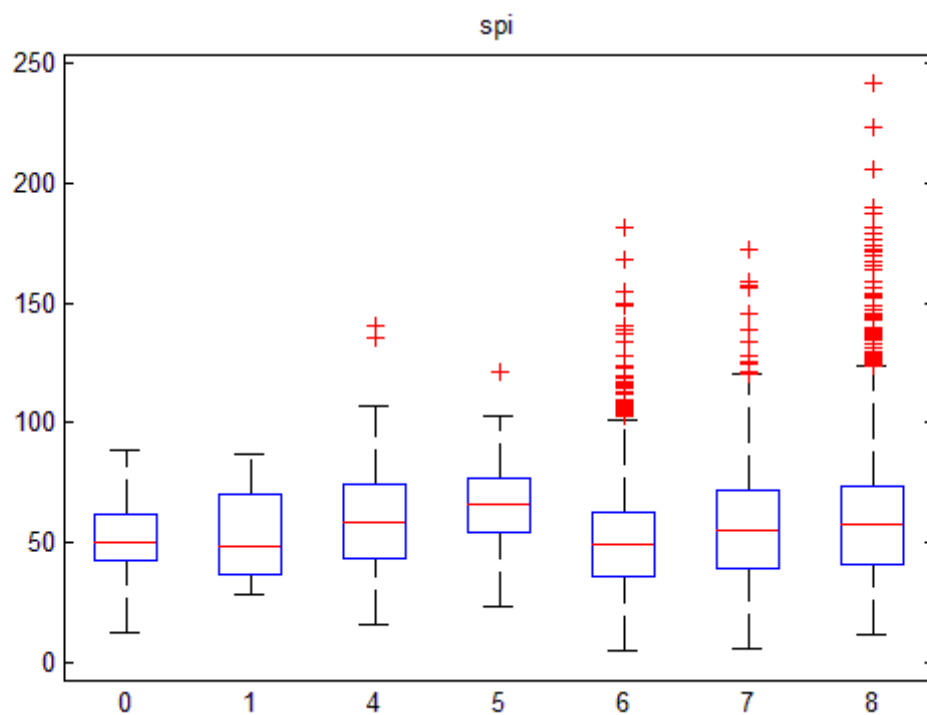


Figura A 30: Boxplot SPI por minzone. Escondida.

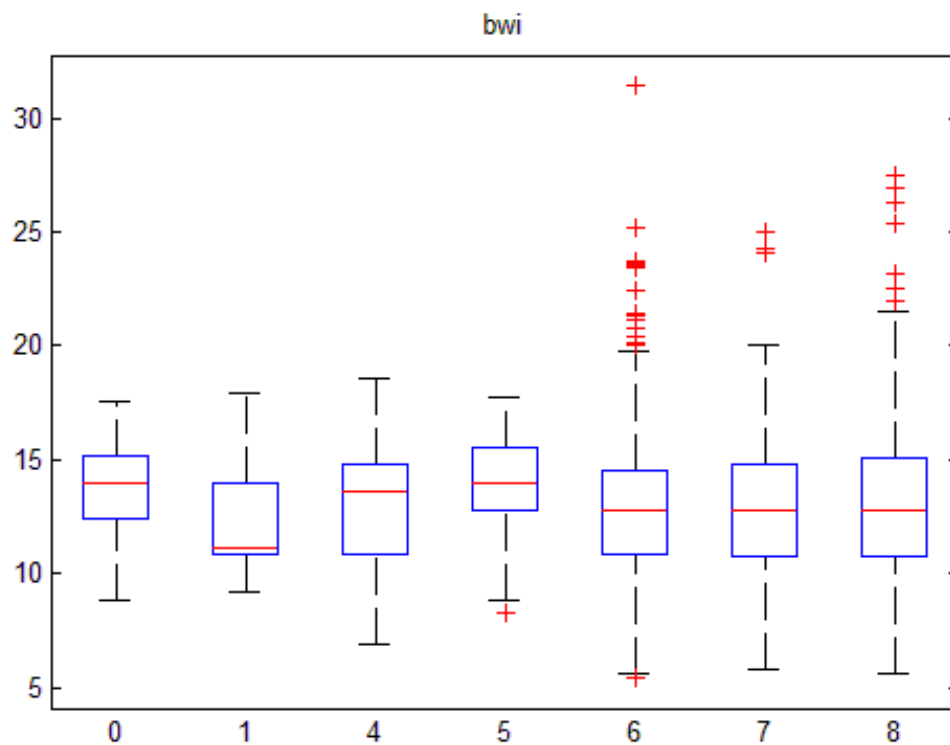


Figura A 31: Boxplot BWi por minzone. Escondida.

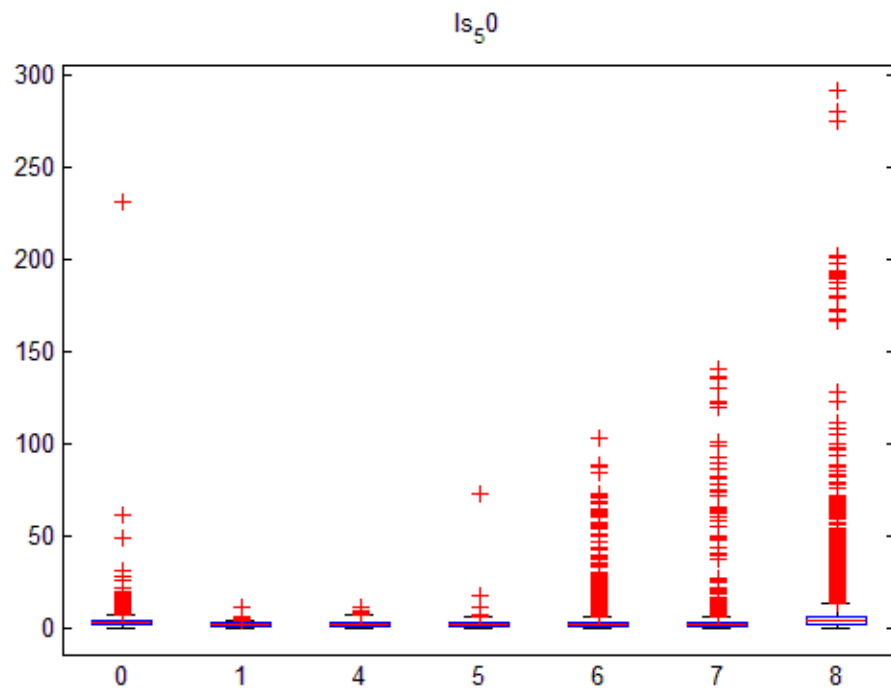


Figura A 32: Boxplot PLT por minzone. Escondida.

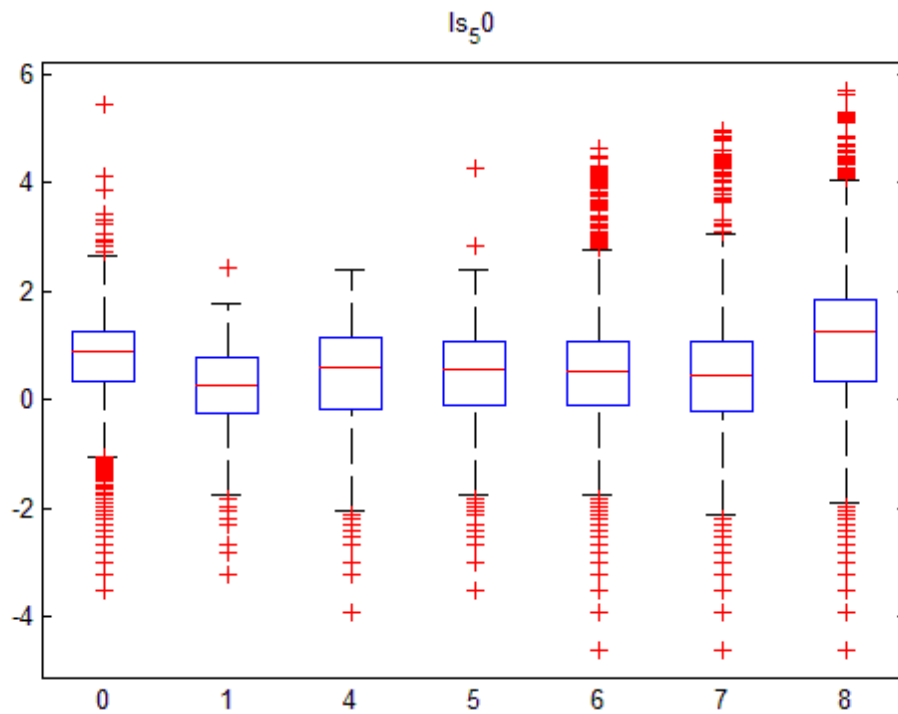


Figura A 33: Boxplot PLT por minzone (escala logarítmica). Escondida.

A.2 Nubes de correlación Escondida

A.2.1 Nubes de correlación globales

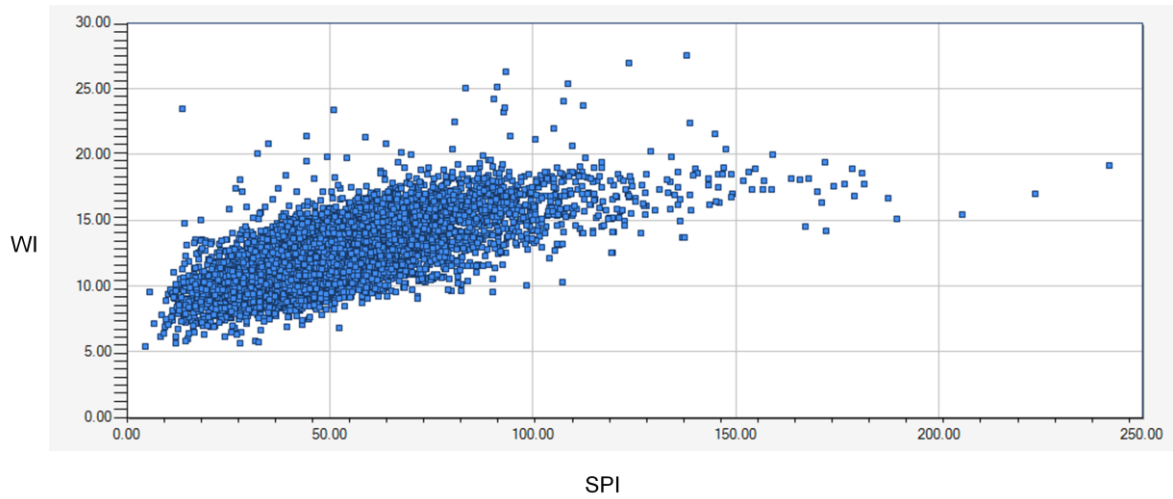


Figura A 34: Nube de correlación global SPI/BWi. Escondida.

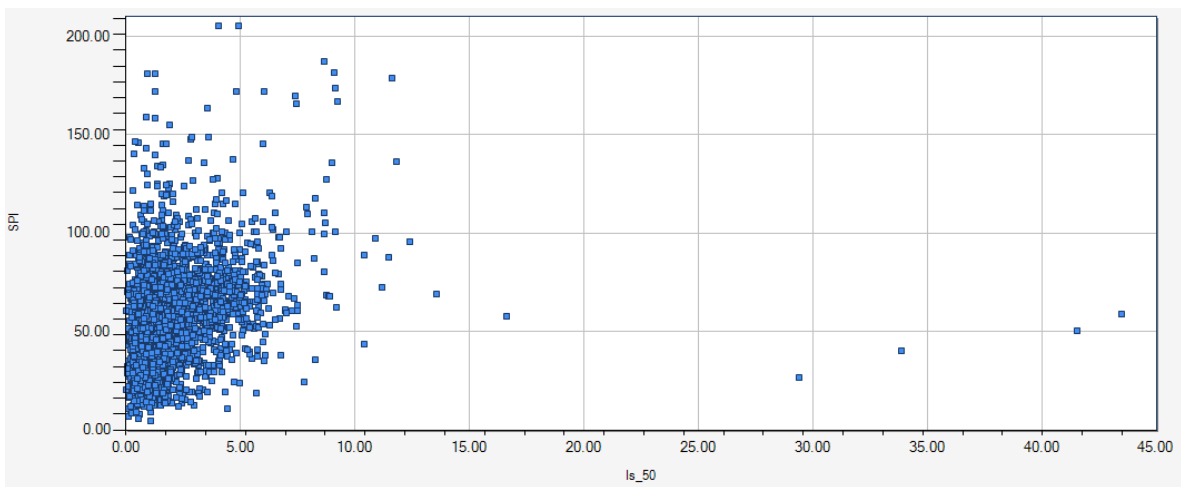


Figura A 35: Nube de correlación global PLT/SPI. Escondida.

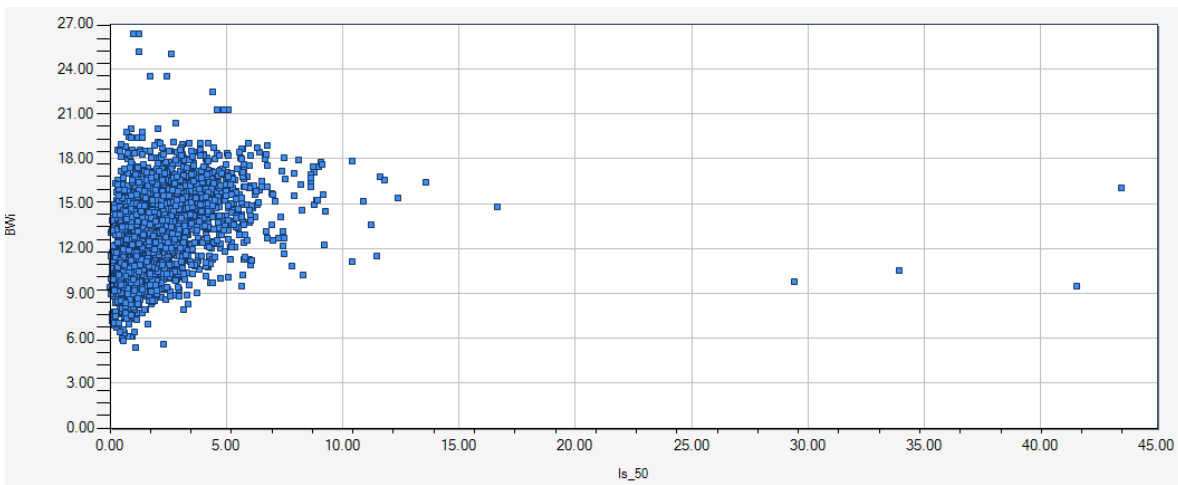


Figura A 36: Nube de correlación global PLT/BWi. Escondida.

A.2.2 Nubes de correlación por alteración

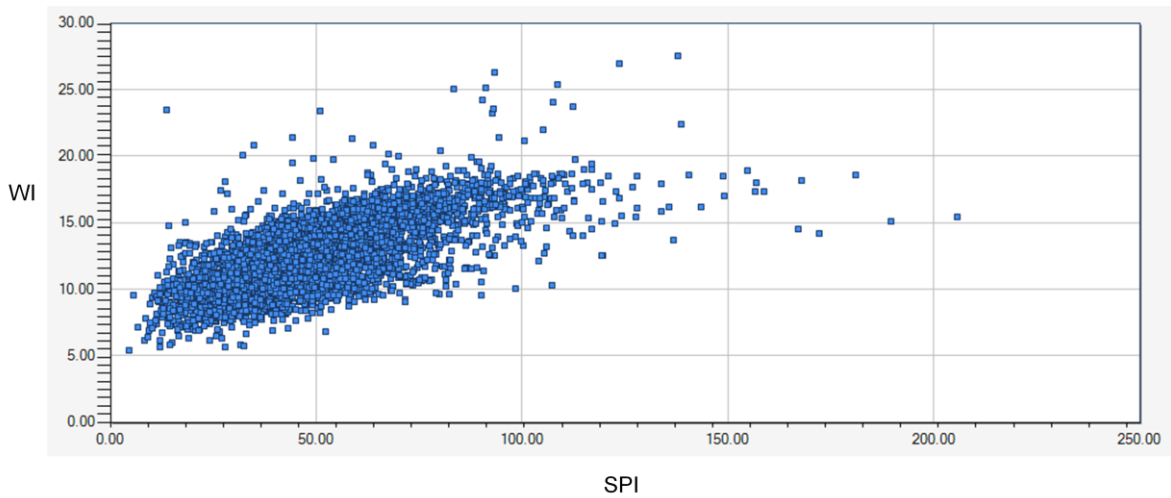


Figura A 37: Nube de correlación SPI/BWi. Alteración 1. Escondida.

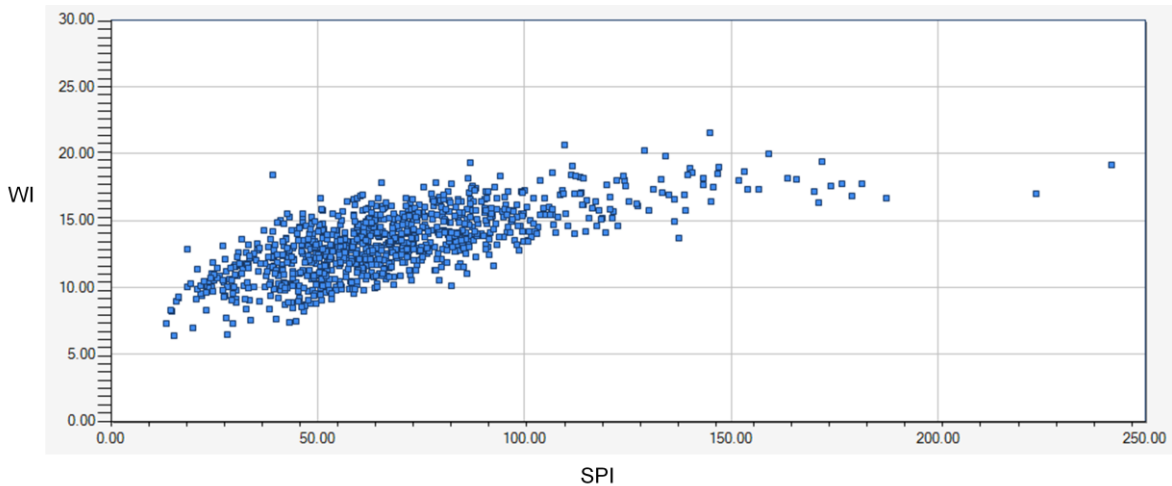


Figura A 38: Nube de correlación SPI/BWi. Alteración 2. Escondida.

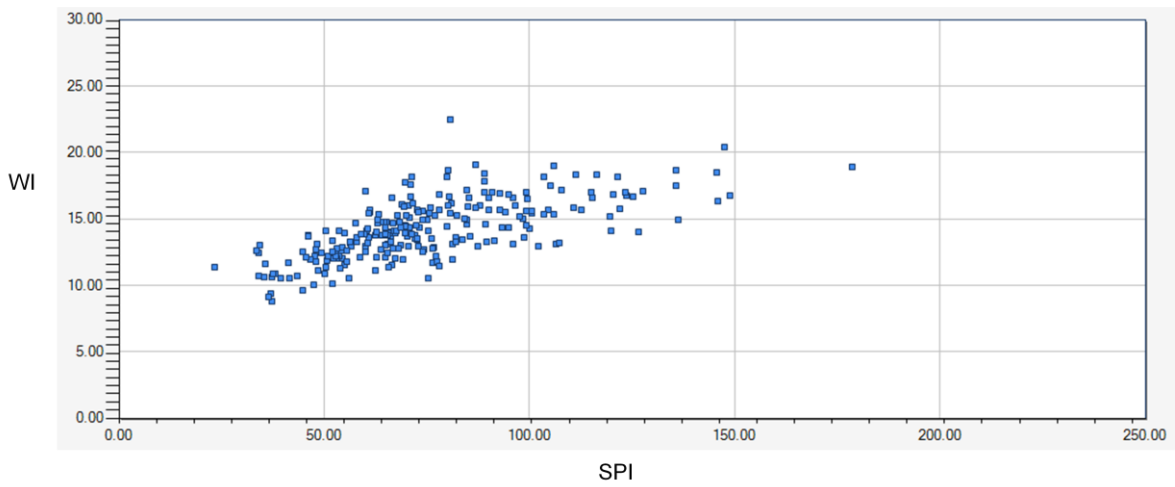


Figura A 39: Nube de correlación SPI/BWi. Alteración 3. Escondida.

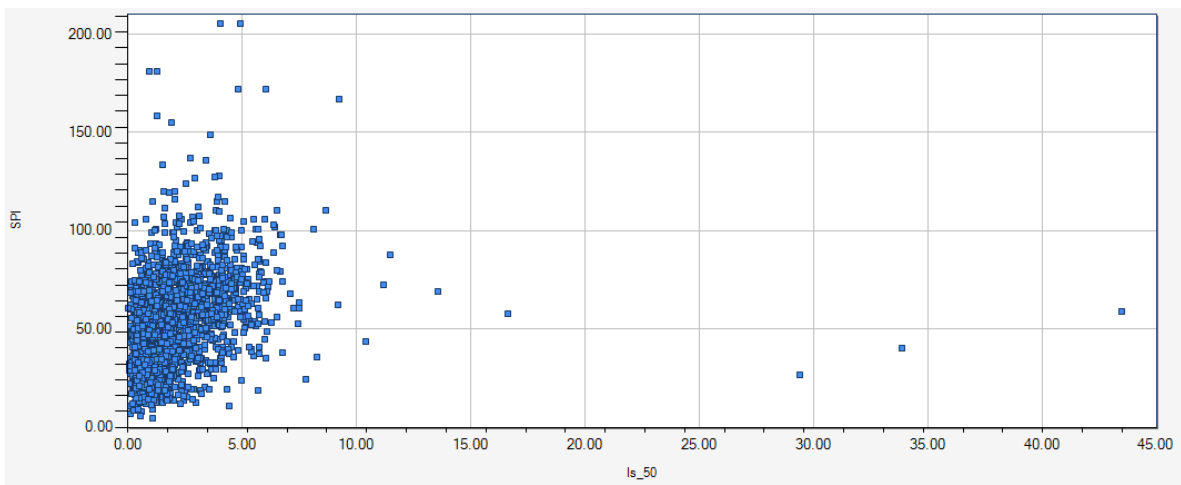


Figura A 40: Nube de correlación PLT/SPI. Alteración 1. Escondida.

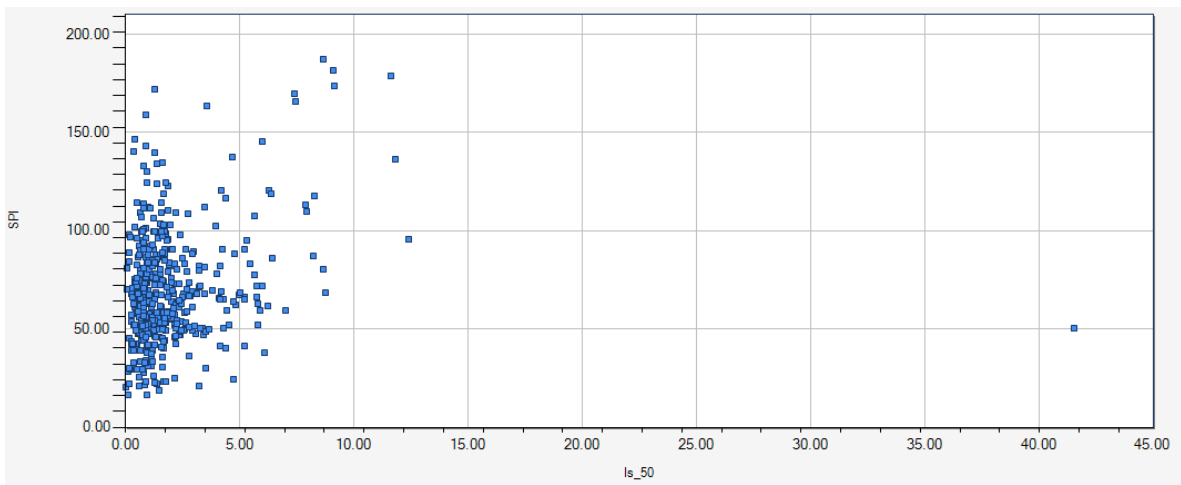


Figura A 41: Nube de correlación PLT/SPI. Alteración 2. Escondida.

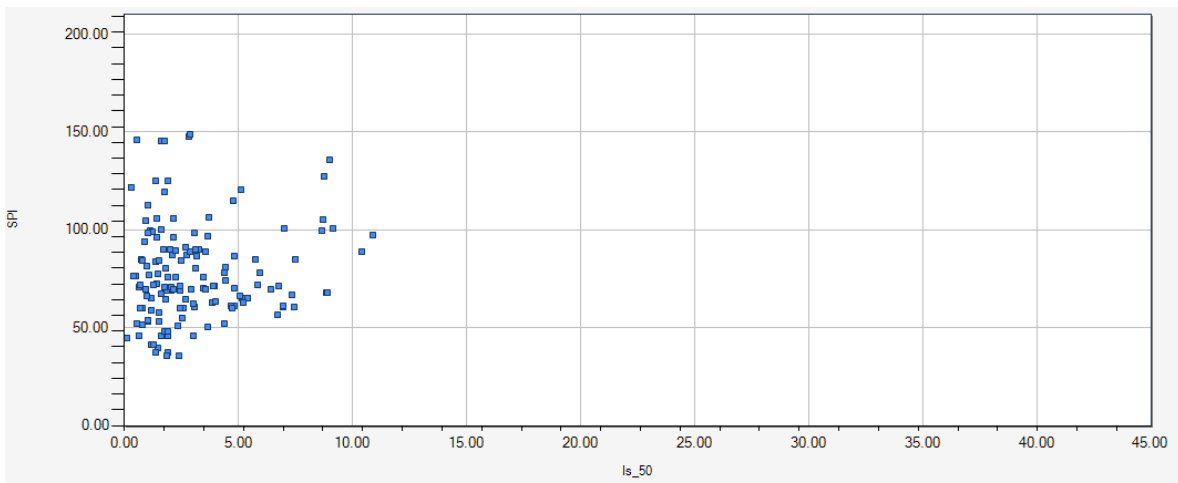


Figura A 42: Nube de correlación PLT/SPI. Alteración 3. Escondida.

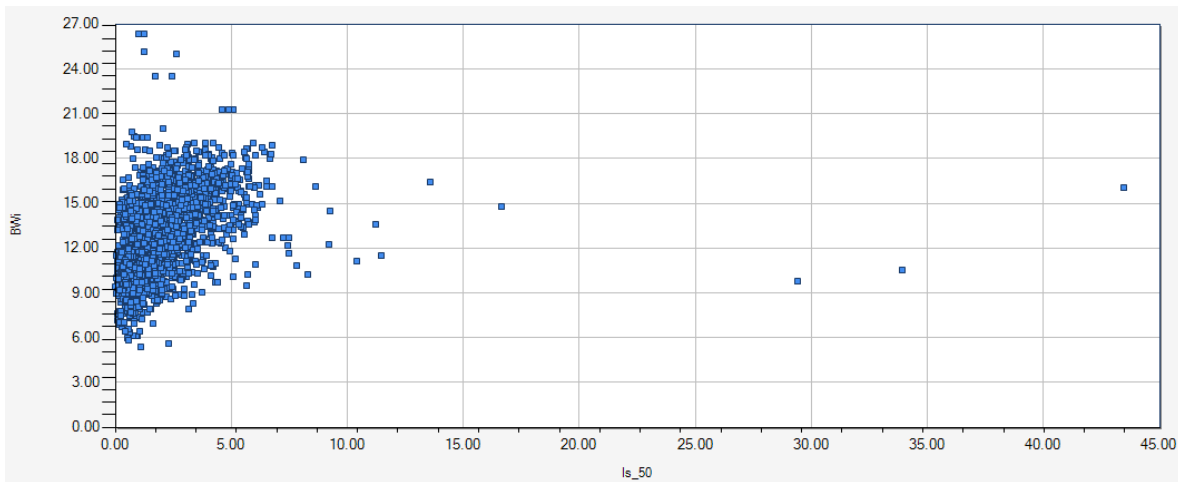


Figura A 43: Nube de correlación PLT/BWi. Alteración 1. Escondida.

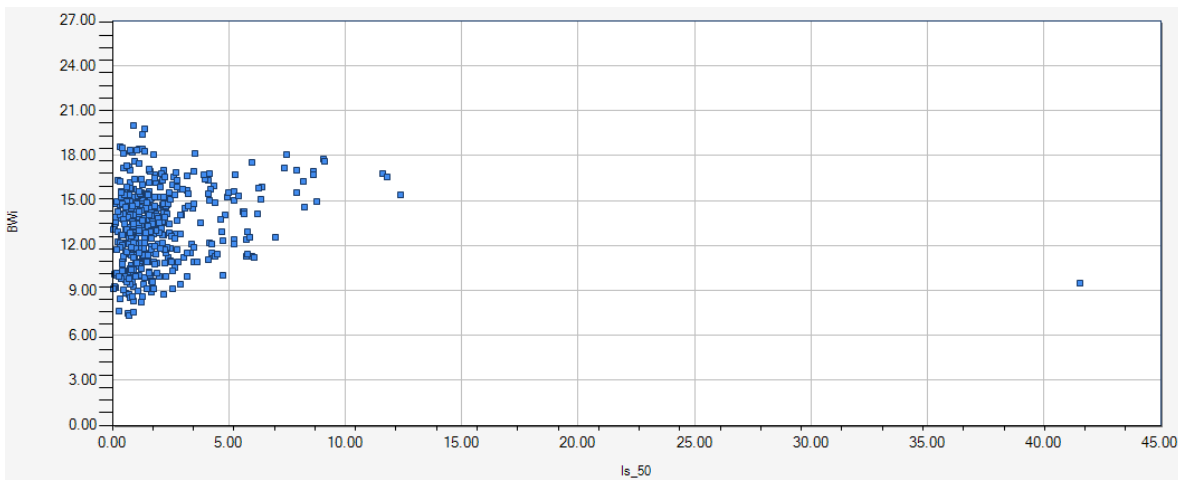


Figura A 44: Nube de correlación PLT/BWi. Alteración 2. Escondida.

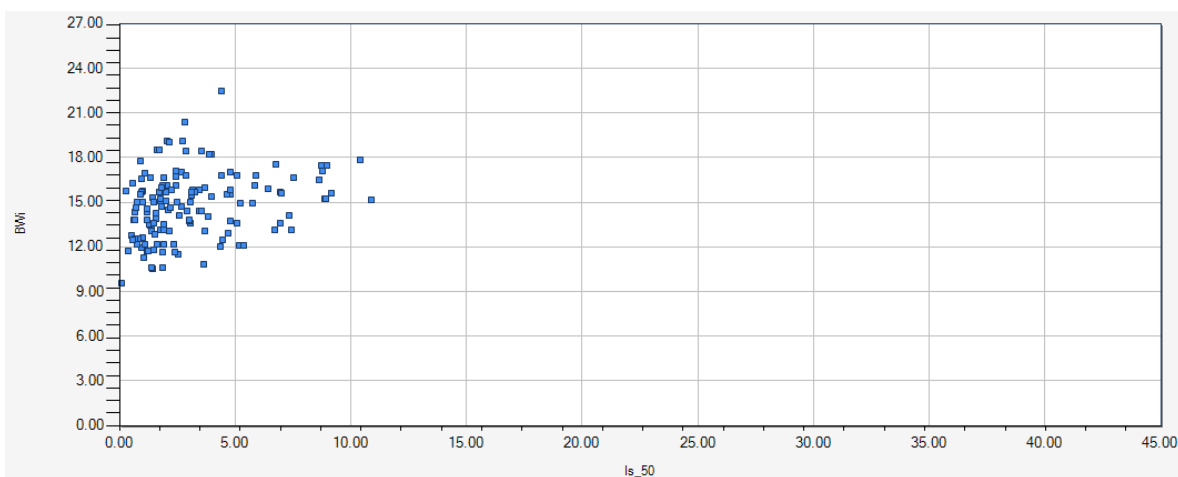


Figura A 45: Nube de correlación PLT/BWi. Alteración 3. Escondida.

A.3 Estadísticas datos escala logarítmica

Tabla A 1: Estadísticas datos correlacionados SPI/PLT con cambio a escala logarítmica.

	SPI/LN PLT				LN SPI/LN PLT			
	GLOBAL	A1	A2	A3	GLOBAL	A1	A2	A3
	LN(PLT)							
N° de datos	2701	2116	446	139	2701	2116	446	139
Media	0,410	0,403	0,309	0,841	0,410	0,403	0,309	0,841
Mínimo	-4,605	-4,605	-3,507	-2,526	-4,605	-4,605	-3,507	-2,526
Máximo	3,772	3,772	3,727	2,388	3,772	3,772	3,727	2,388
Desviación estándar	0,871	0,857	0,914	0,819	0,871	0,857	0,914	0,819
Varianza	0,759	0,734	0,835	0,671	0,759	0,734	0,835	0,671
	SPI				LN(SPI)			
N° de datos	2701	2116	446	139	2701	2116	446	139
Media	57,505	53,401	70,599	77,968	3,949	3,878	4,173	4,308
Mínimo	4,604	4,604	16,417	35,531	1,527	1,527	2,798	3,570
Máximo	205,639	205,639	187,400	148,800	5,326	5,326	5,233	5,003
Desviación estándar	25,491	23,032	29,073	24,772	0,476	0,471	0,419	0,313
Varianza	649,795	530,489	845,237	613,625	0,226	0,221	0,176	0,098

Tabla A 2: Estadísticas datos correlacionados SPI/BWi con cambio a escala logarítmica.

	LN SPI/LN WI			
	GLOBAL	A1	A2	A3
	LN(SPI)			
N° de datos	2701	2116	446	139
Media	3,949	3,878	4,173	4,308
Mínimo	1,527	1,527	2,798	3,570
Máximo	5,326	5,326	5,233	5,003
Desviación estándar	0,476	0,471	0,419	0,313
Varianza	0,226	0,221	0,176	0,098
	LN(WI)			
N° de datos	2701	2116	446	139
Media	2,545	2,530	2,574	2,683
Mínimo	1,688	1,688	1,990	2,260
Máximo	3,271	3,271	2,996	3,114
Desviación estándar	0,218	0,224	0,193	0,150
Varianza	0,048	0,050	0,037	0,023

Tabla A 3: Estadísticas datos correlacionados BWi/PLT con cambio a escala logarítmica.

	WI/ LN PLT				LN WI/LN PLT			
	GLOBAL	A1	A2	A3	GLOBAL	A1	A2	A3
	LN(PLT)							
N° de datos	2701	2116	446	139	2701	2116	446	139
Media	0,410	0,403	0,309	0,841	0,410	0,403	0,309	0,841
Mínimo	-4,605	-4,605	-3,507	-2,526	-4,605	-4,605	-3,507	-2,526
Máximo	3,772	3,772	3,727	2,388	3,772	3,772	3,727	2,388
Desviación estándar	0,871	0,857	0,914	0,819	0,871	0,857	0,914	0,819
Varianza	0,759	0,734	0,835	0,671	0,759	0,734	0,835	0,671
	WI				LN(WI)			
N° de datos	2701	2116	446	139	2701	2116	446	139
Media	13,045	12,865	13,354	14,790	2,545	2,530	2,574	2,683
Mínimo	5,409	5,409	7,315	9,584	1,688	1,688	1,990	2,260
Máximo	26,324	26,324	20,000	22,500	3,271	3,271	2,996	3,114
Desviación estándar	2,754	2,796	2,480	2,203	0,218	0,224	0,193	0,150
Varianza	7,587	7,816	6,151	4,852	0,048	0,050	0,037	0,023

A.4 Vistas 2D modelos de tendencia

A.4.1 Modelos de tendencia globales

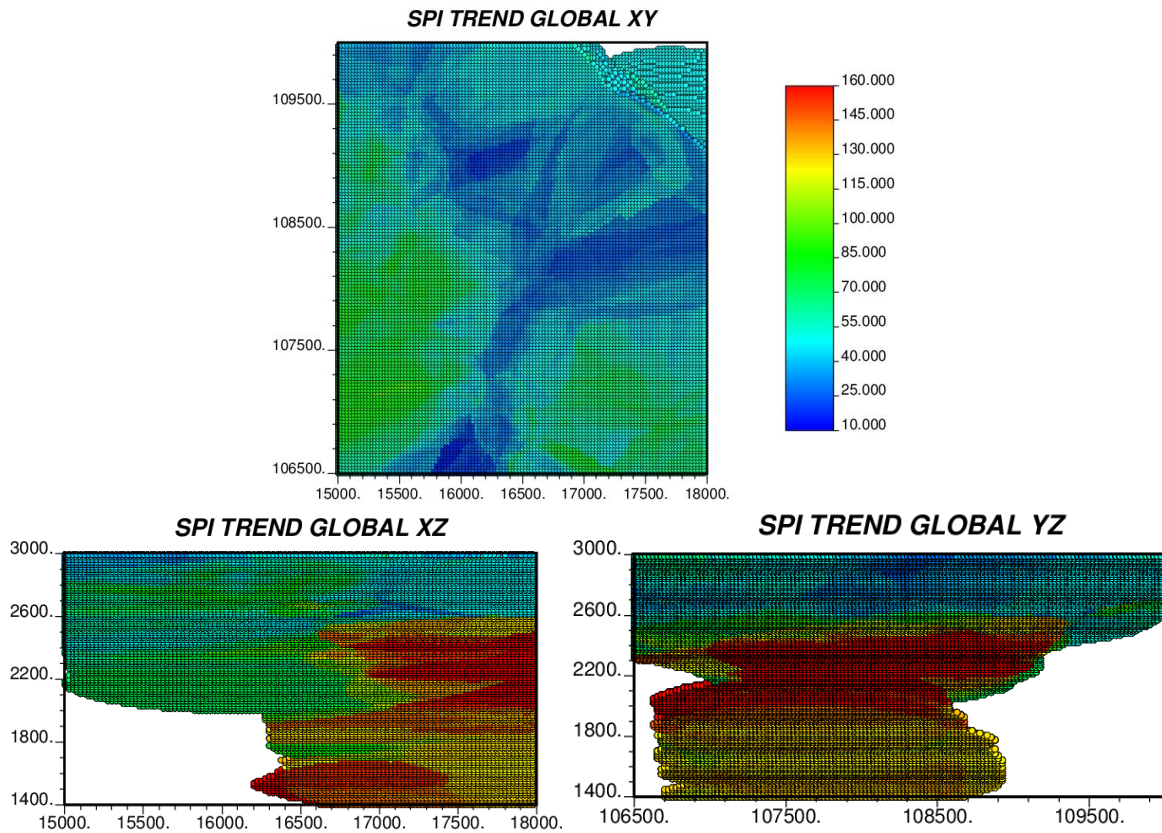


Figura A 46: Modelo tendencia SPI. Vistas 2D. Global.

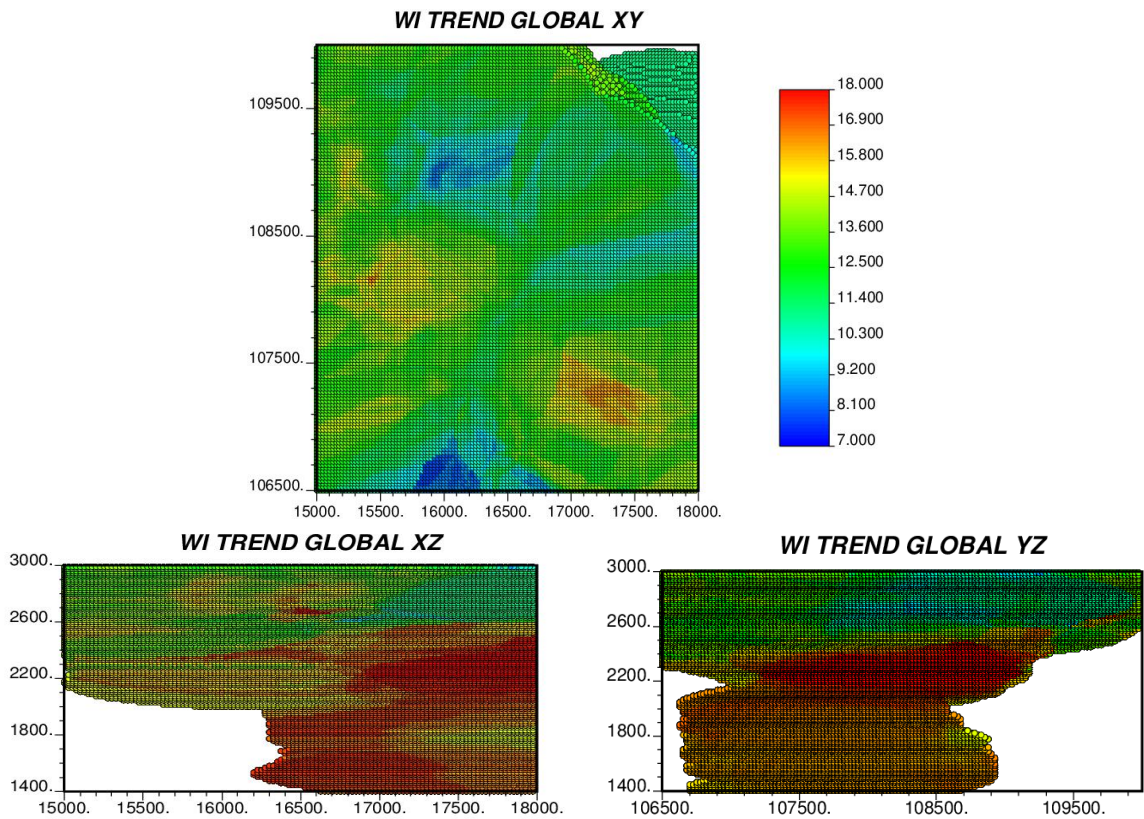


Figura A 47: Modelo tendencia WI. Vistas 2D. Global.

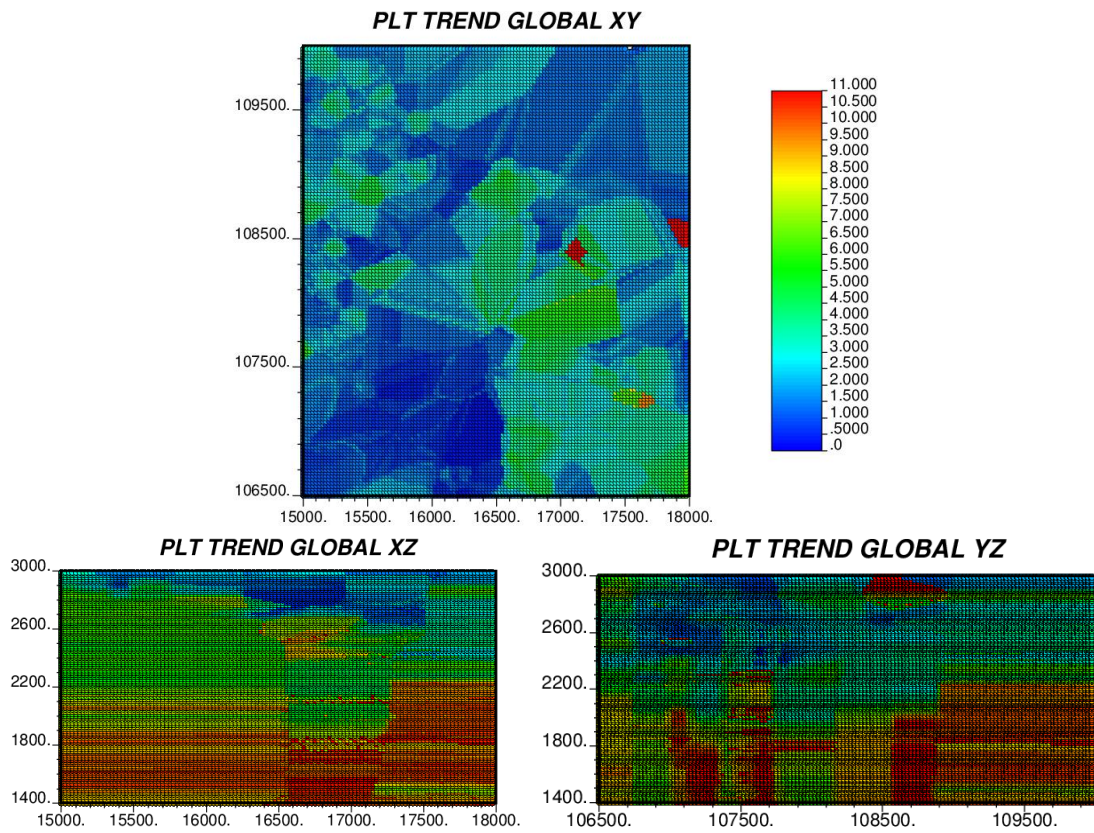


Figura A 48: Modelo tendencia PLT. Vistas 2D. Global.

A.4.2 Modelos de tendencia por alteración

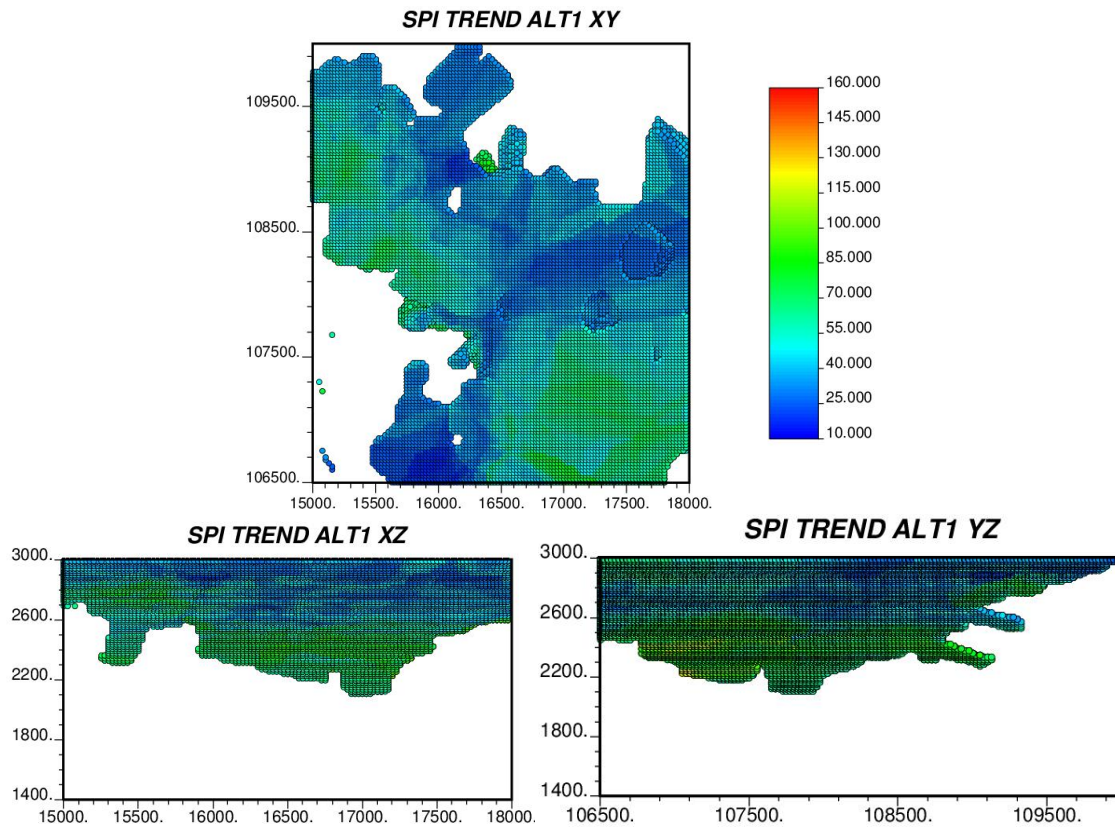


Figura A 49: Modelo tendencia SPI. Vistas 2D. Alteración 1 QSC.

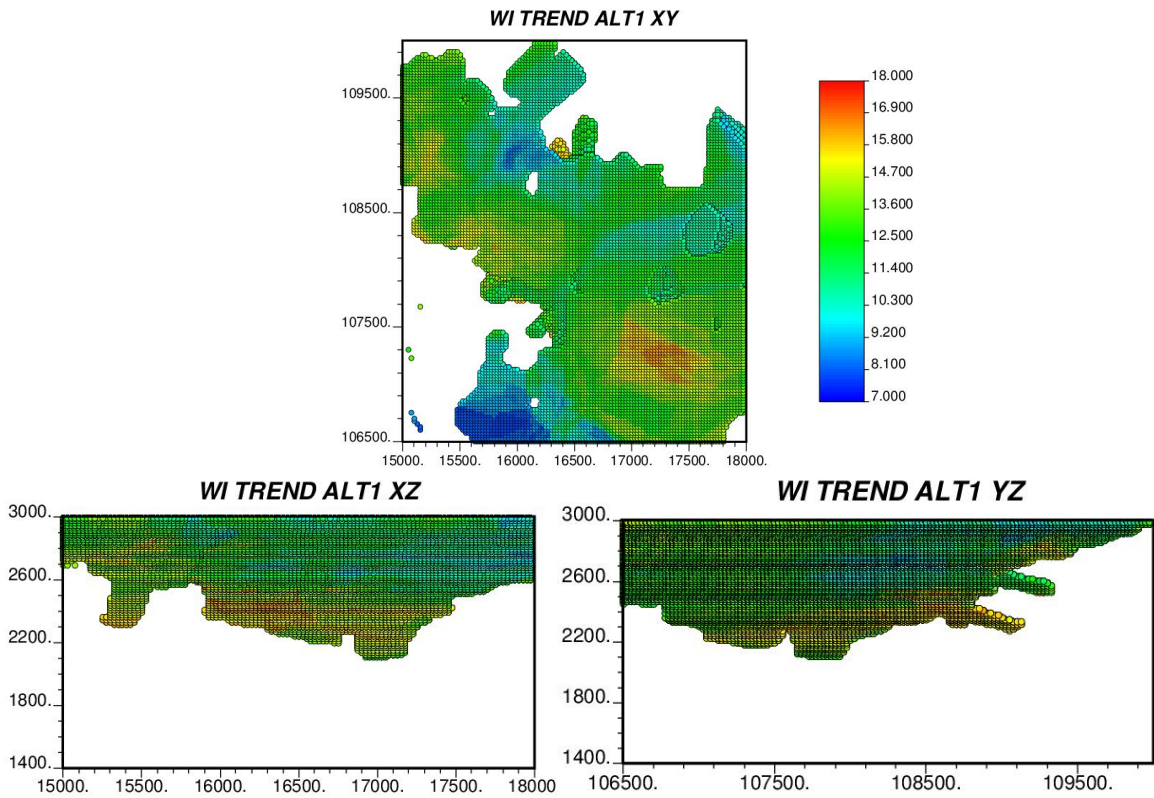


Figura A 50: Modelo tendencia WI. Vistas 2D. Alteración 1 QSC.

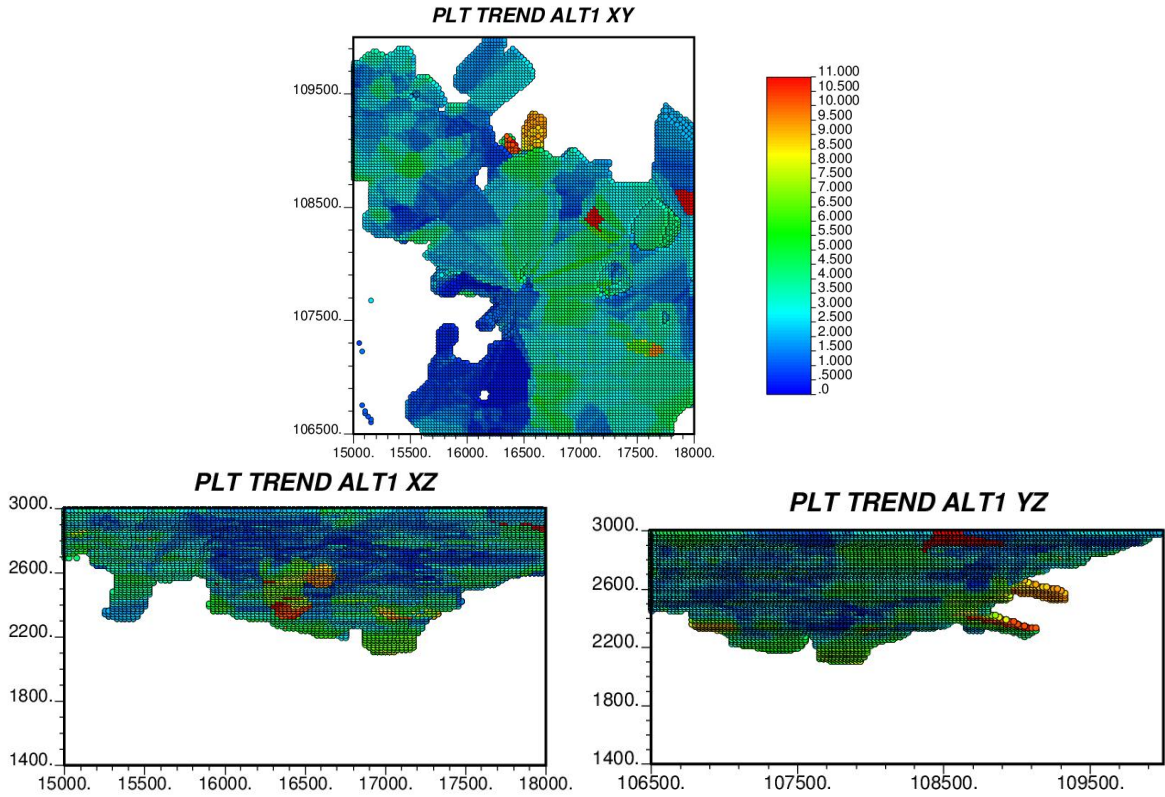


Figura A 51: Modelo tendencia PLT. Vistas 2D. Alteración 1 QSC.

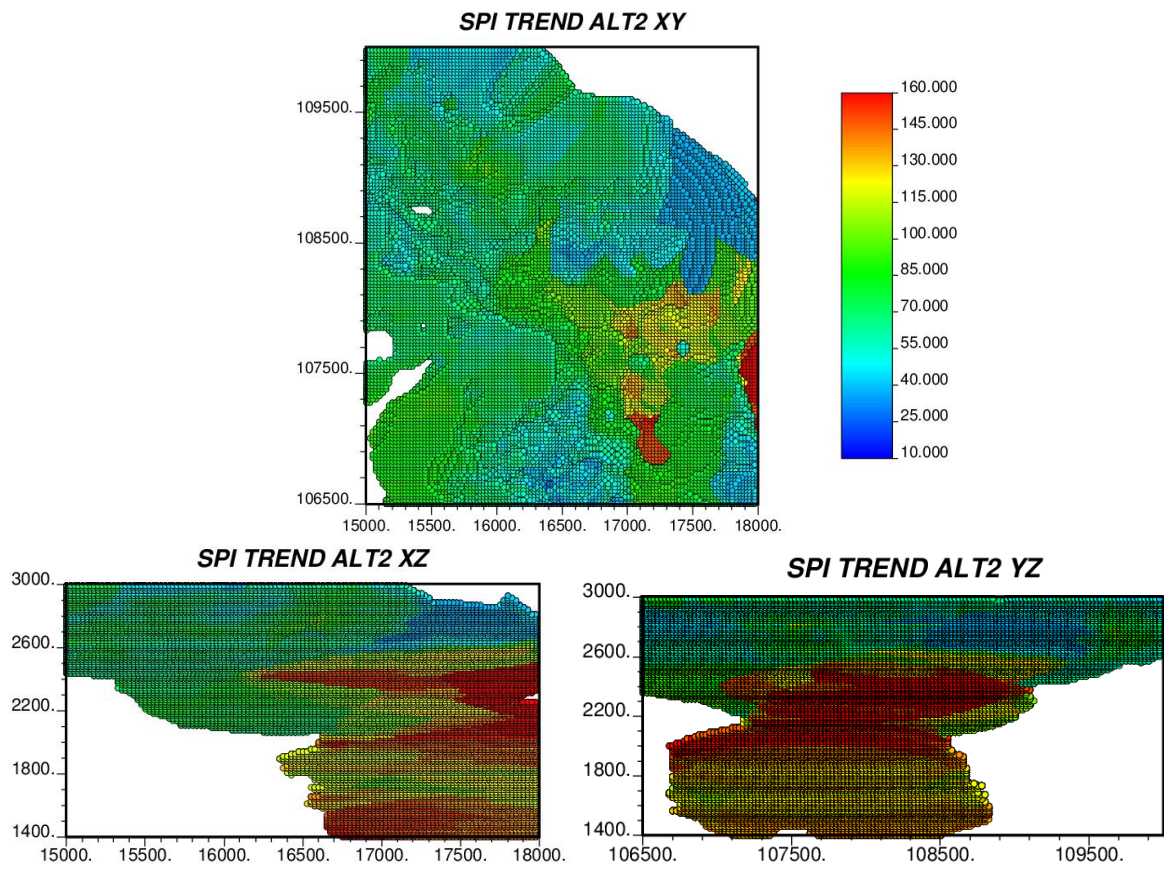


Figura A 52: Modelo tendencia SPI. Vistas 2D. Alteración 2 SCC.

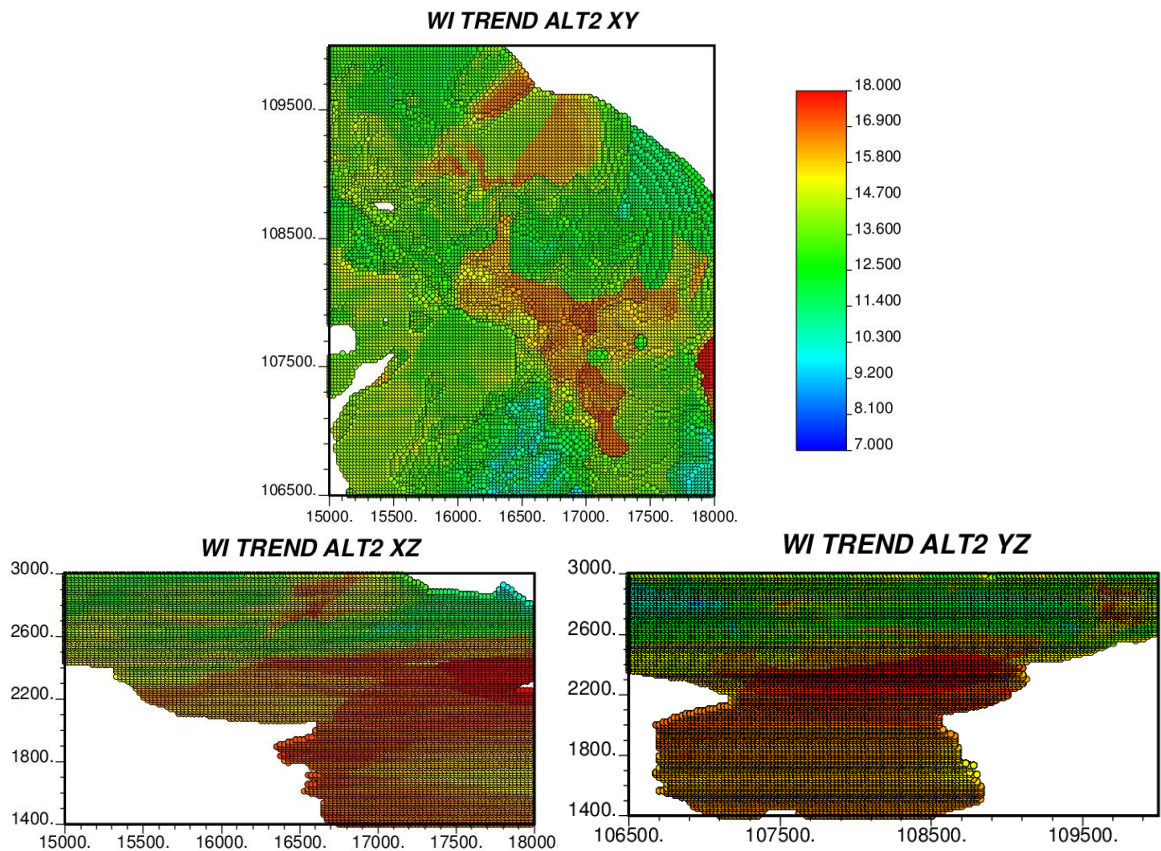


Figura A 53: Modelo tendencia WI. Vistas 2D. Alteración 2 SCC.

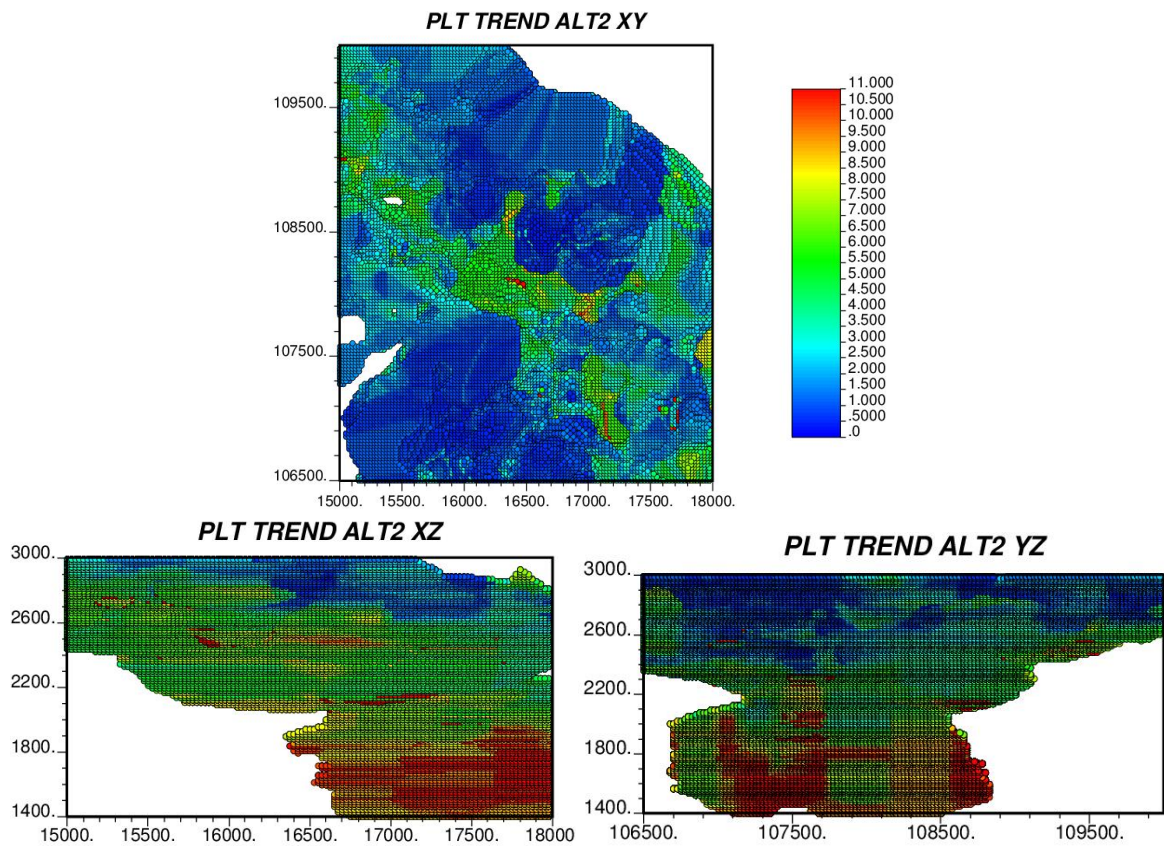


Figura A 54: Modelo tendencia PLT. Vistas 2D. Alteración 2 SCC.

A.5 Histogramas modelos de tendencia

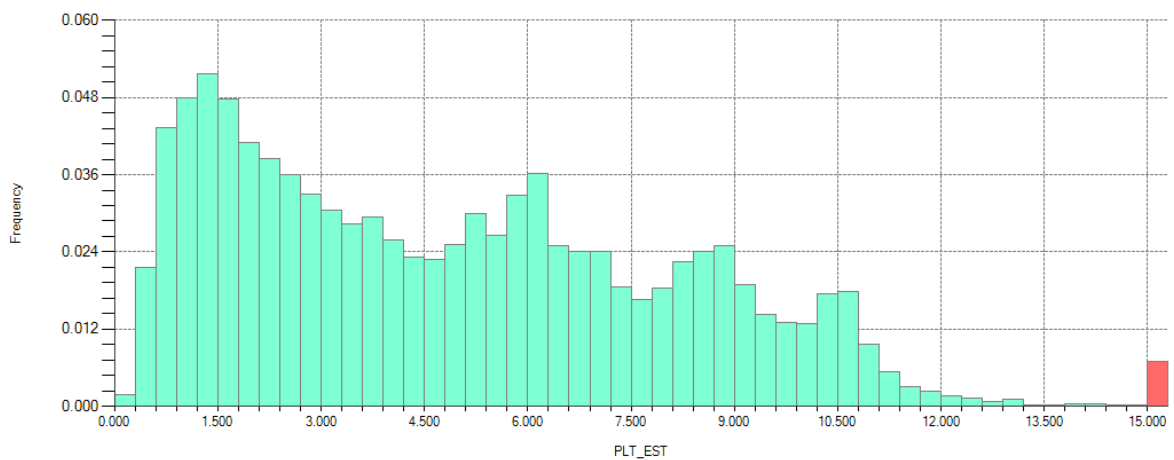


Figura A 55: Histograma bloques estimados tendencia PLT. Global.

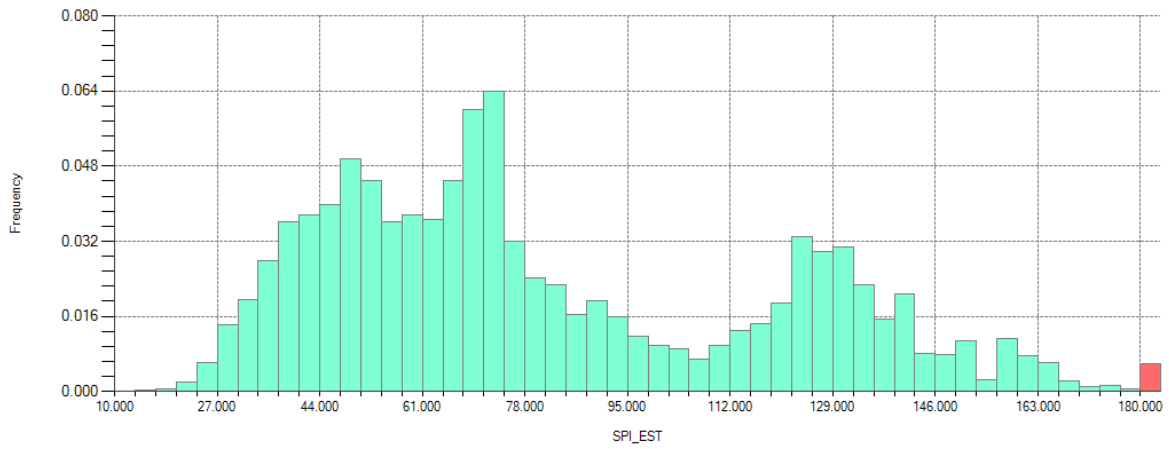


Figura A 56: Histograma bloques estimados tendencia SPI. Global.

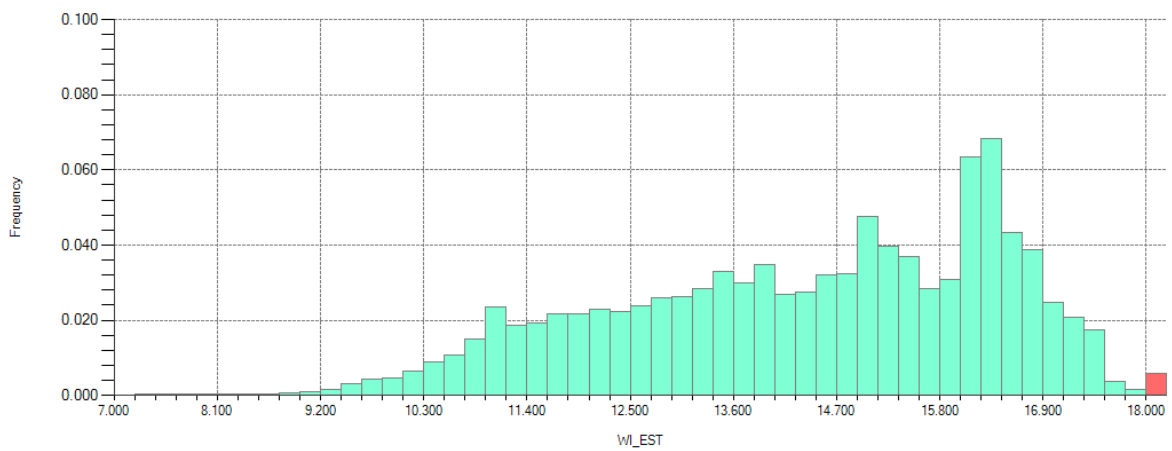


Figura A 57: Histograma bloques estimados tendencia BWi. Global.

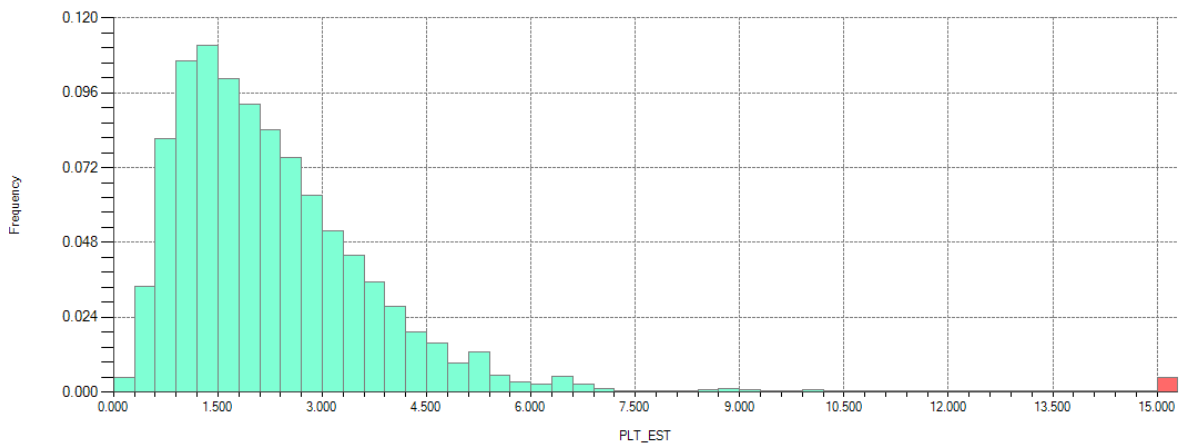


Figura A 58: Histograma bloques estimados tendencia PLT. Alteración 1 (QSC).

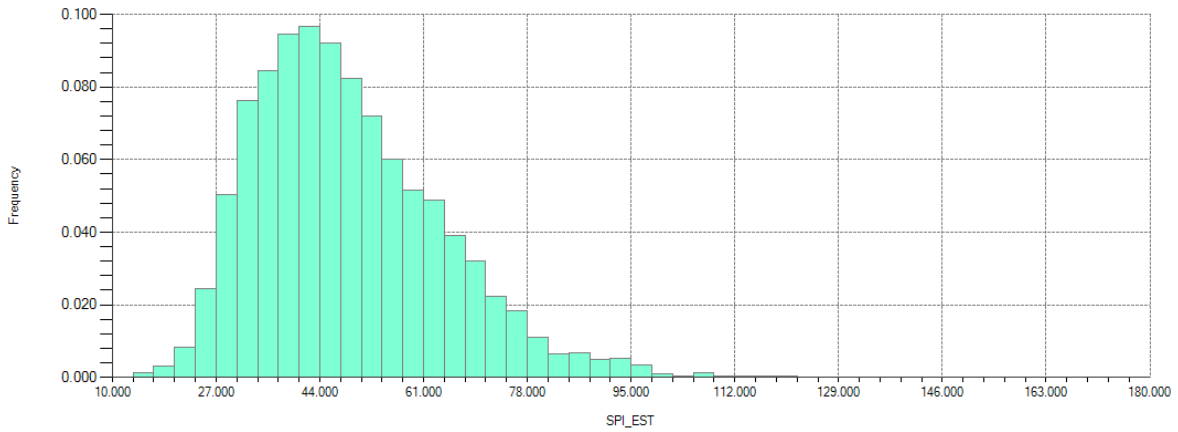


Figura A 59: Histograma bloques estimados tendencia SPI. Alteración 1 (QSC).

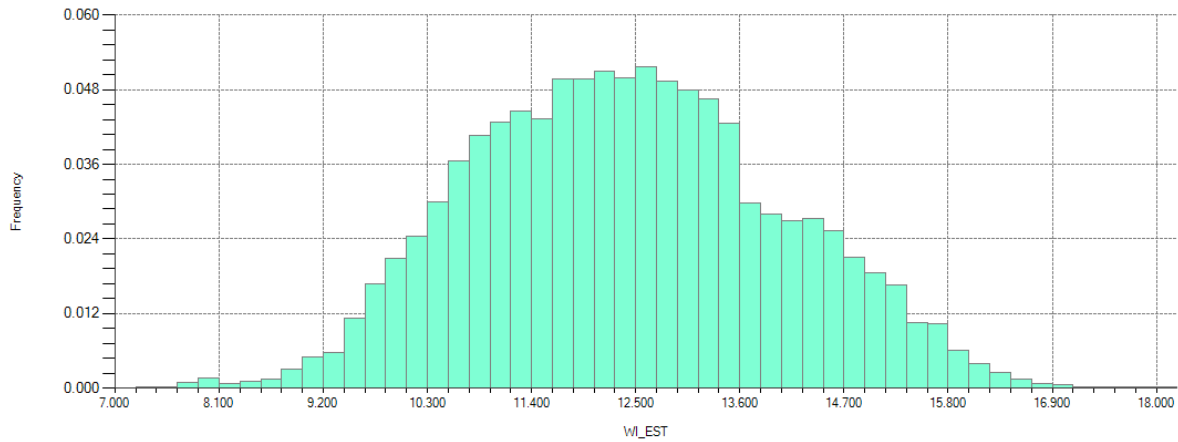


Figura A 60: Histograma bloques estimados tendencia BWi. Alteración 1 (QSC).

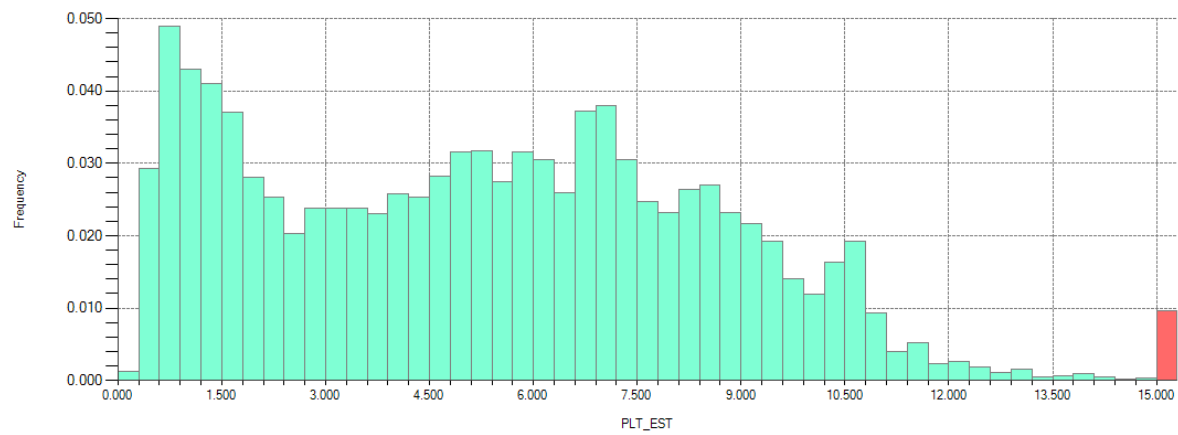


Figura A 61: Histograma bloques estimados tendencia PLT. Alteración 2 (SCC).

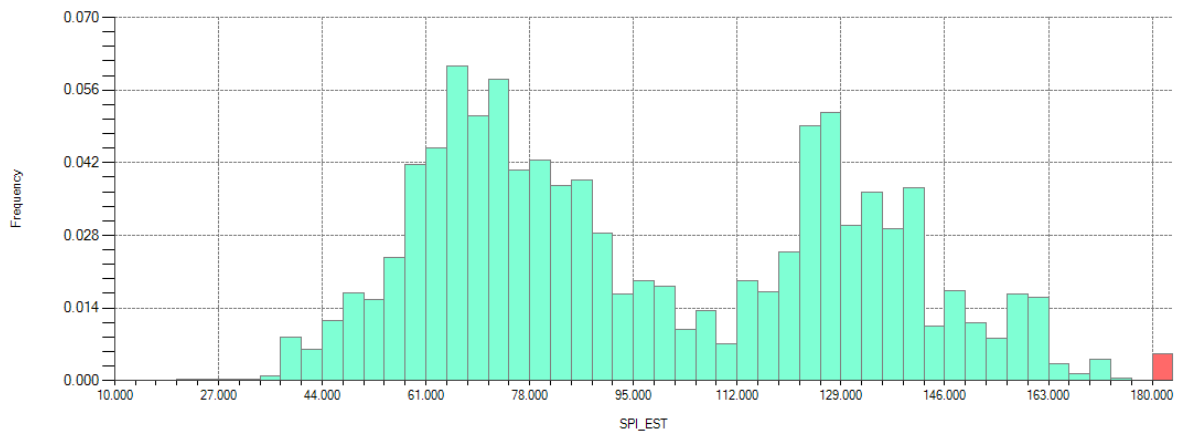


Figura A 62: Histograma bloques estimados tendencia SPI. Alteración 2 (SCC).

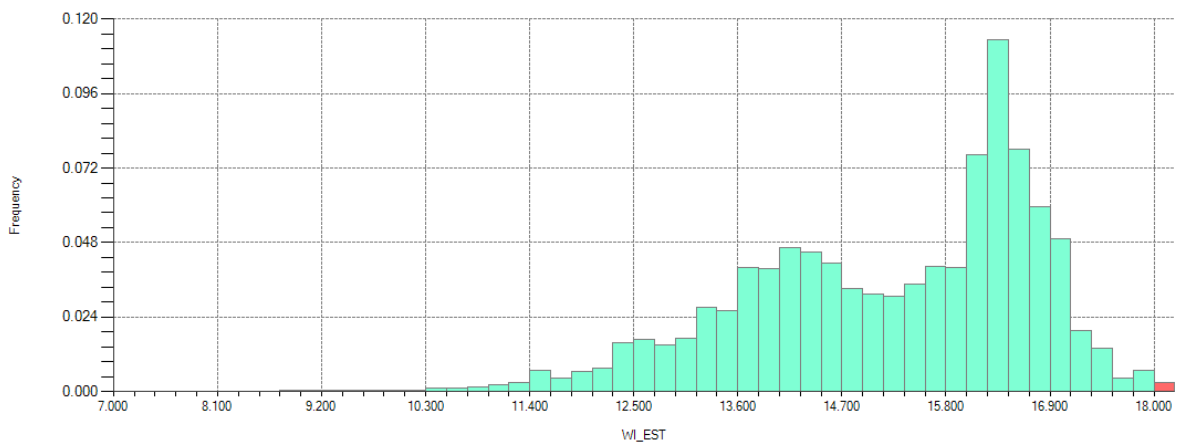


Figura A 63: Histograma bloques estimados tendencia BWi. Alteración 2 (SCC).

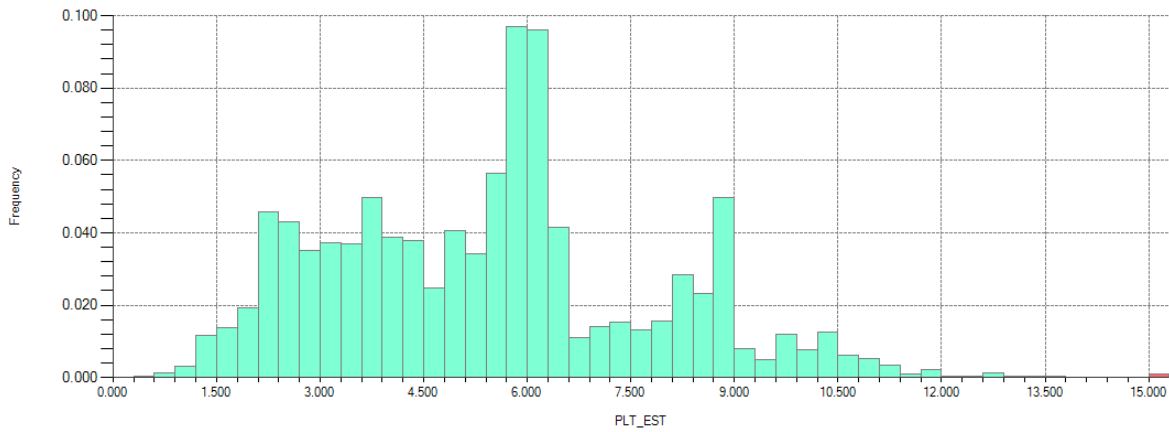


Figura A 64: Histograma bloques estimados tendencia PLT. Alteración 3 (Potásica).

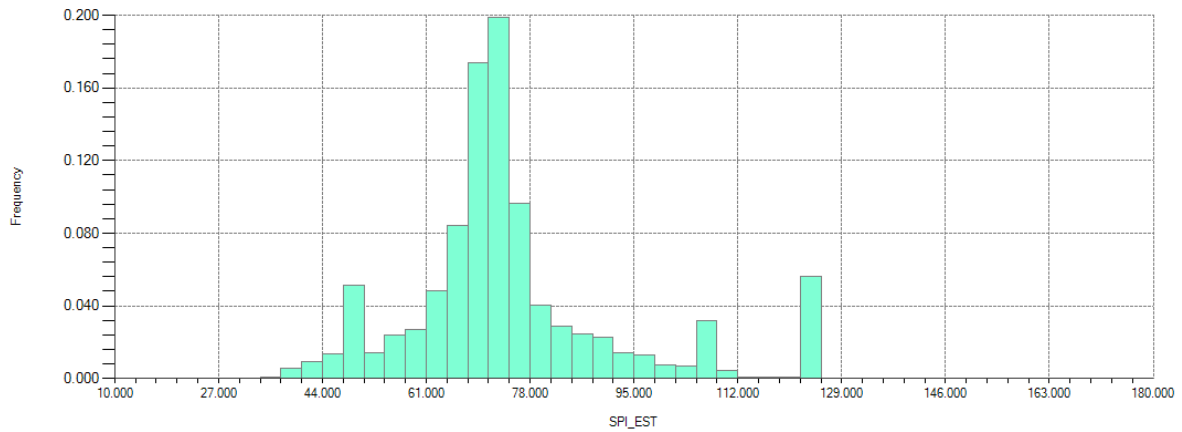


Figura A 65: Histograma bloques estimados tendencia SPI. Alteración 3 (Potásica).

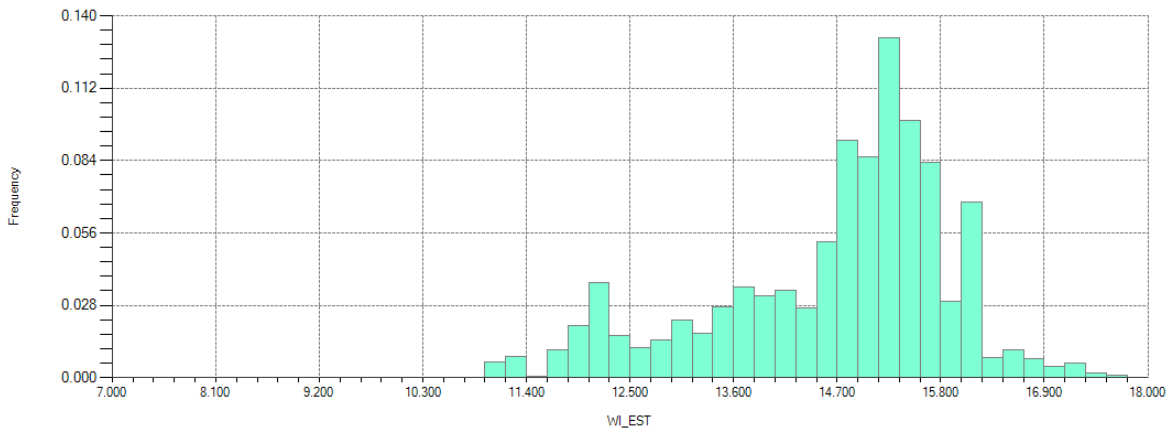


Figura A 66: Histograma bloques estimados tendencia BWI. Alteración 3 (Potásica).

A.6 Datos base modelos de tendencia

Se presentan visualizaciones 2D de los datos a partir de los cuales se generan los modelos de tendencia de las tres variables.

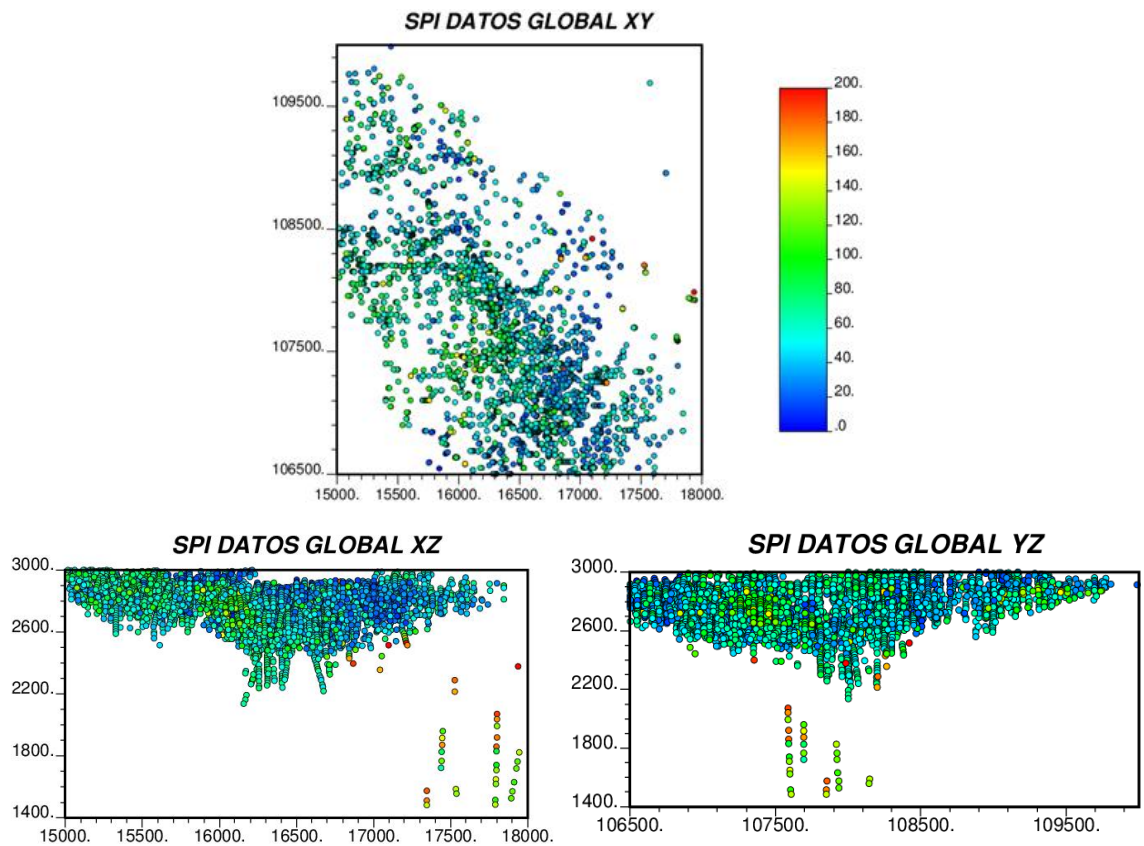


Figura A 67: Datos SPI. Vistas 2D. Global.

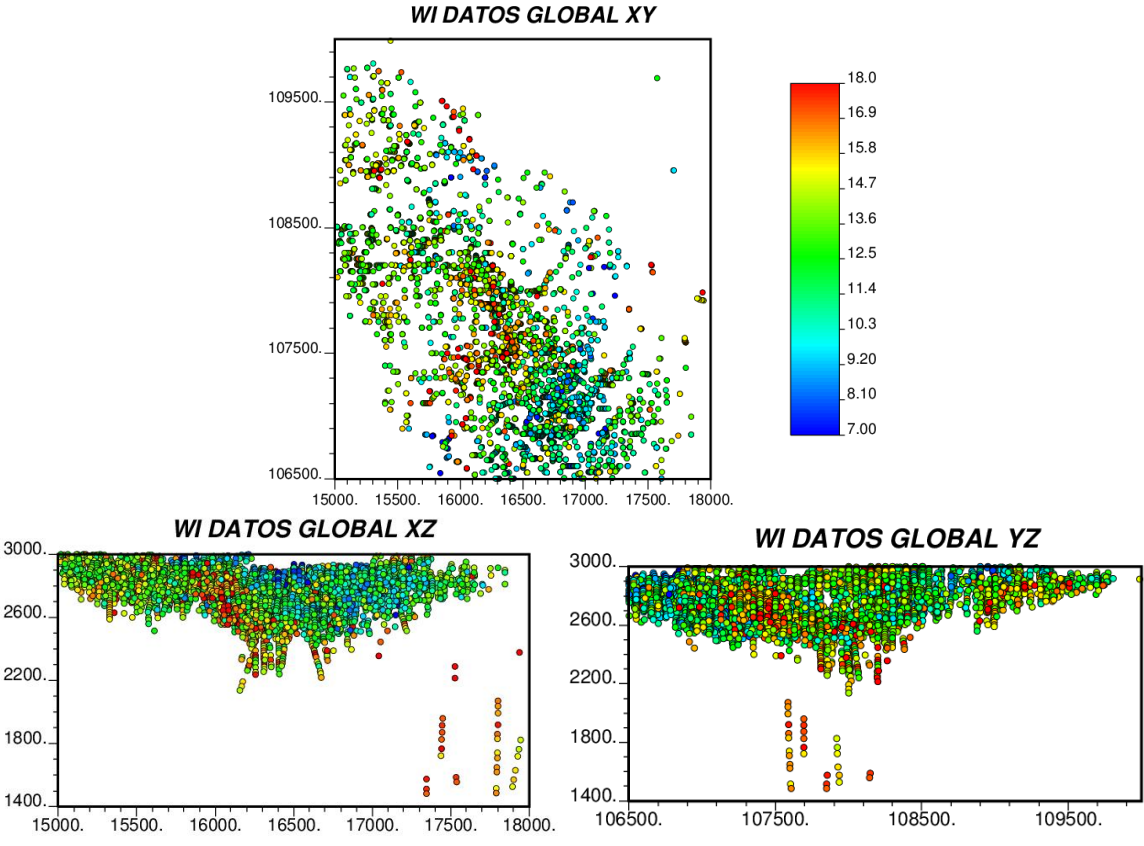


Figura A 68: Datos BWi. Vistas 2D. Global.

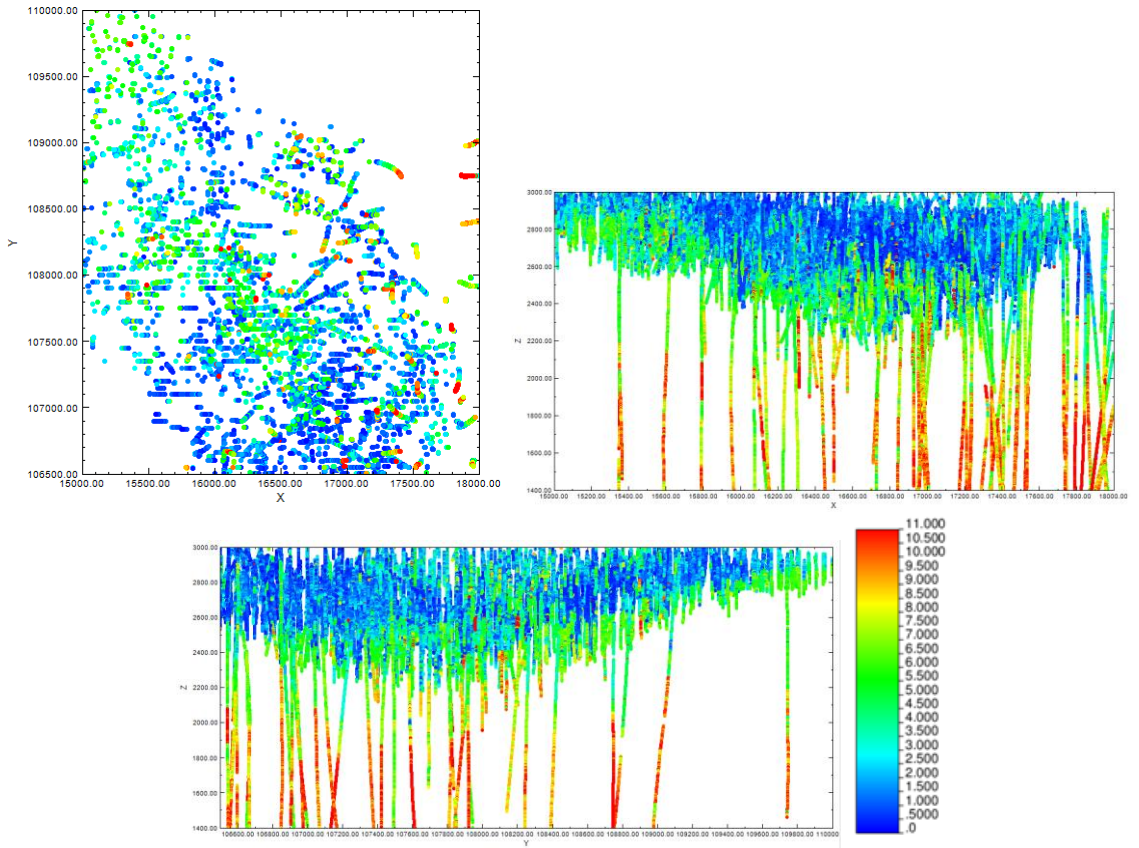
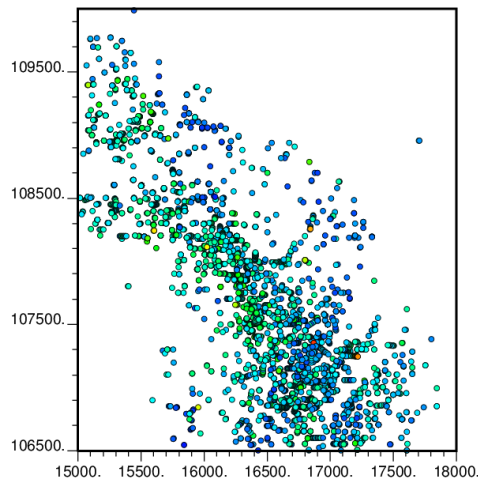
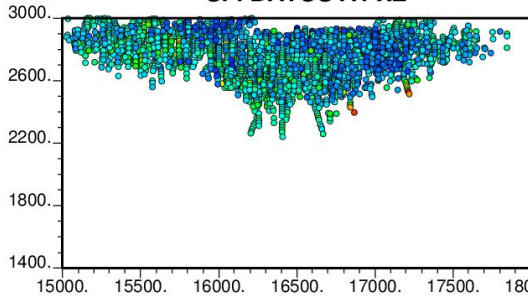


Figura A 69: Datos PLT. Vistas 2D. Global. Superior izq.: XY, superior der.: XZ, inferior: YZ.

SPI DATOS A1 XY



SPI DATOS A1 XZ



SPI DATOS A1 YZ

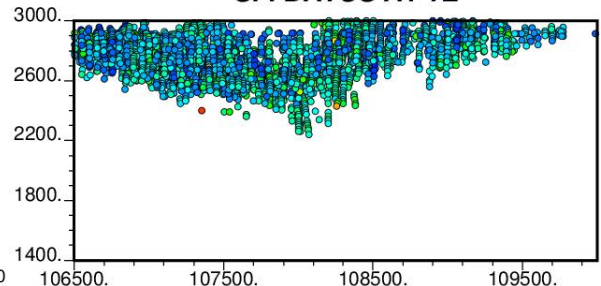


Figura A 70: Datos SPI. Vistas 2D. Alteración 1.

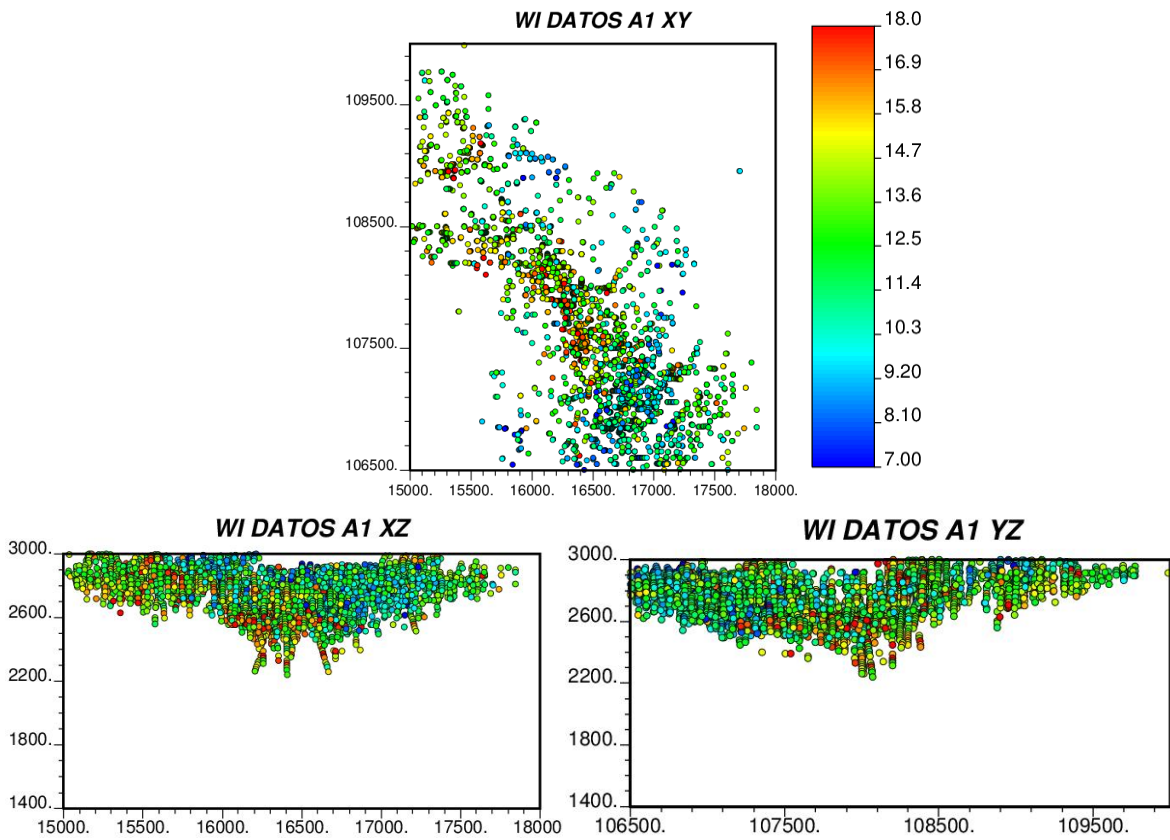


Figura A 71: Datos BWi. Vistas 2D. Alteración 1.

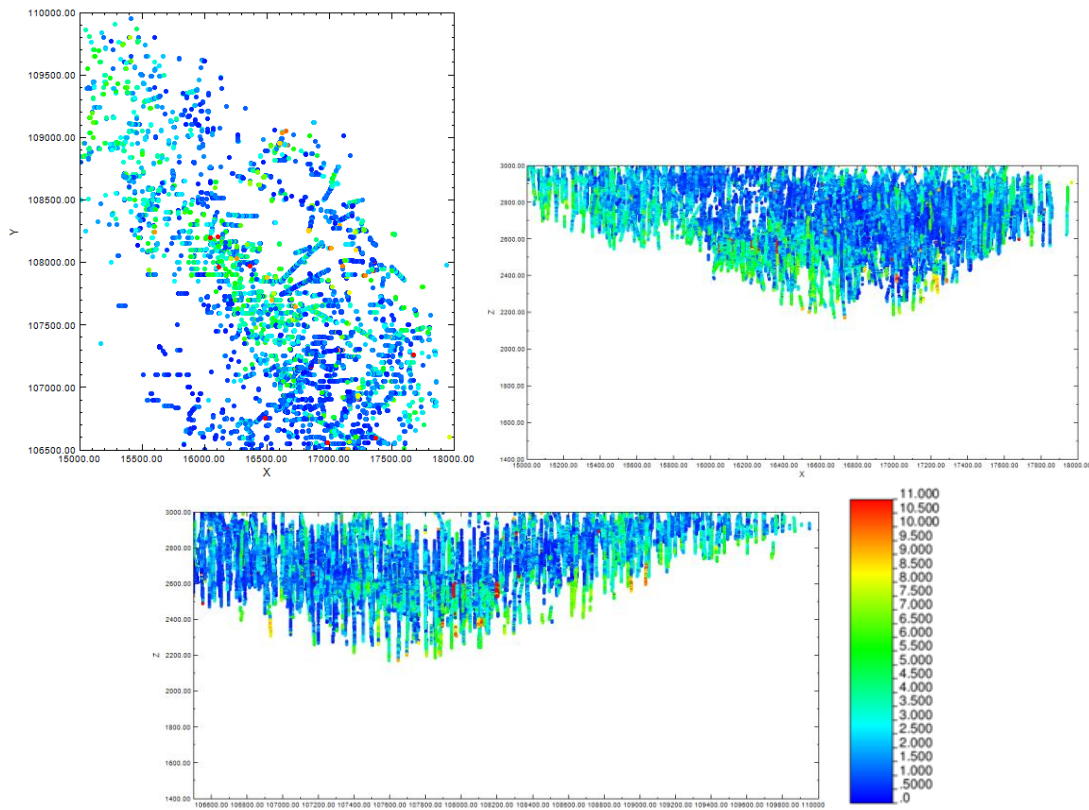


Figura A 72: Datos PLT. Vistas 2D. Alteración 1. Superior izq.: XY, superior der.: XZ, inferior: YZ.

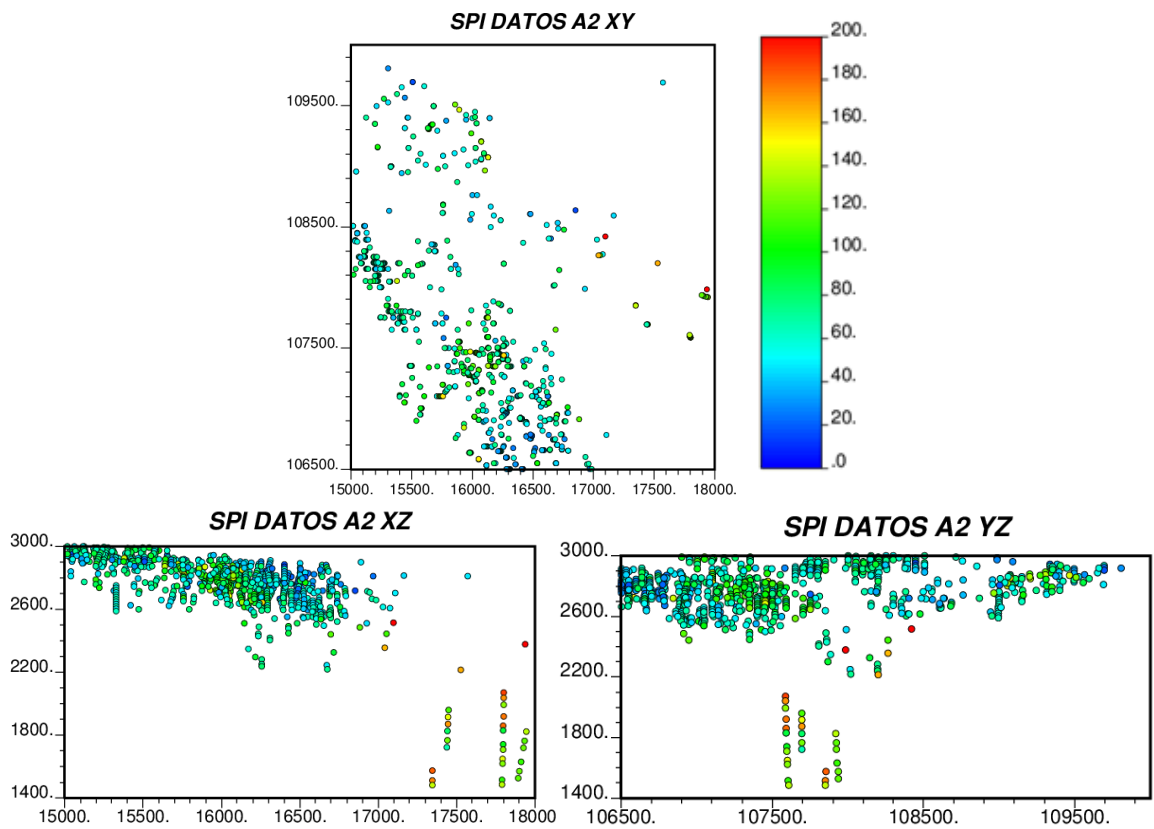


Figura A 73: Datos SPI. Vistas 2D. Alteración 2.

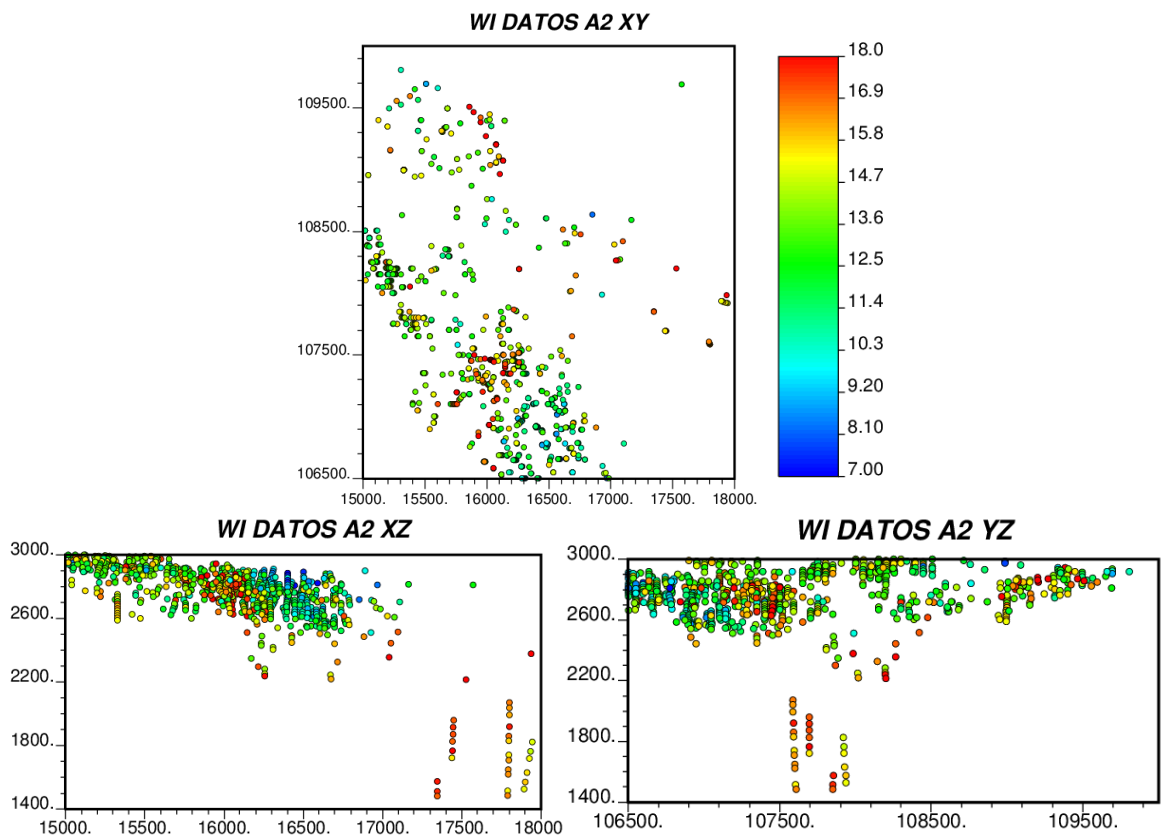


Figura A 74: Datos BWi. Vistas 2D. Alteración 2.

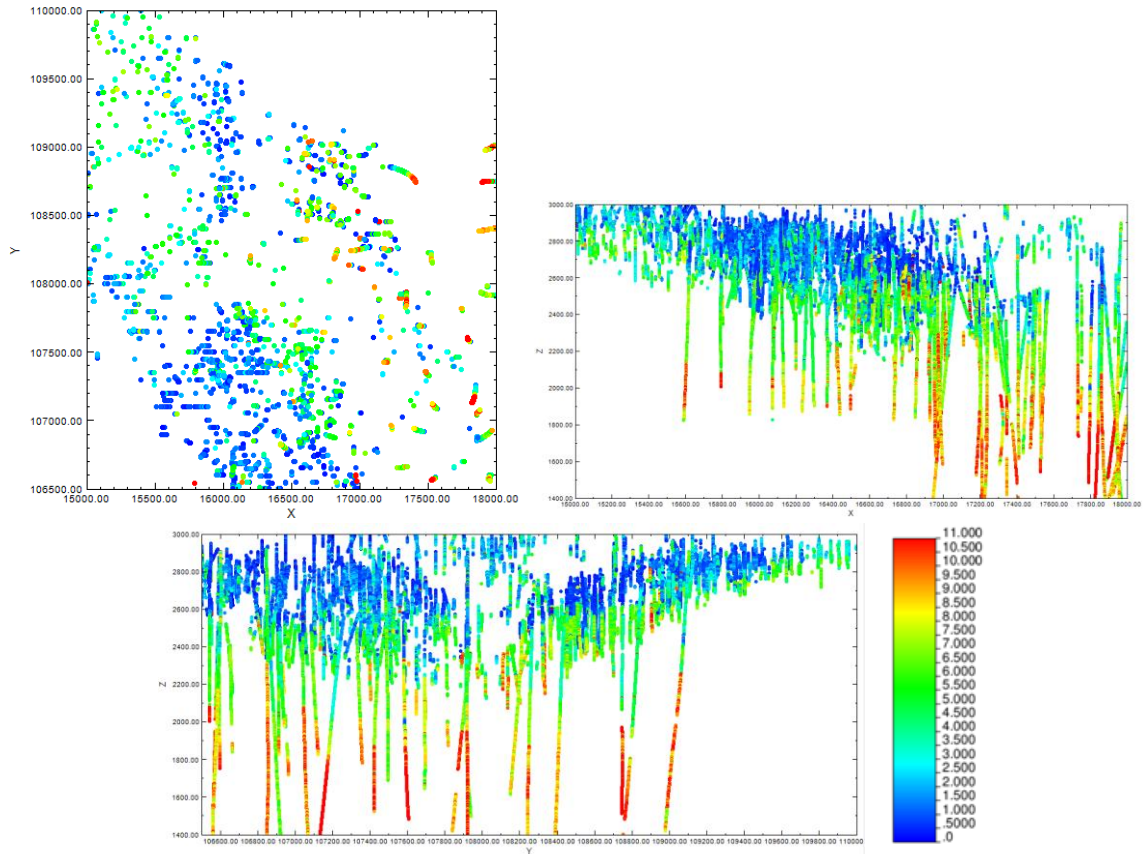


Figura A 75: Datos PLT. Vistas 2D. Alteración 2. Superior izq.: XY, superior der.: XZ, inferior: YZ.

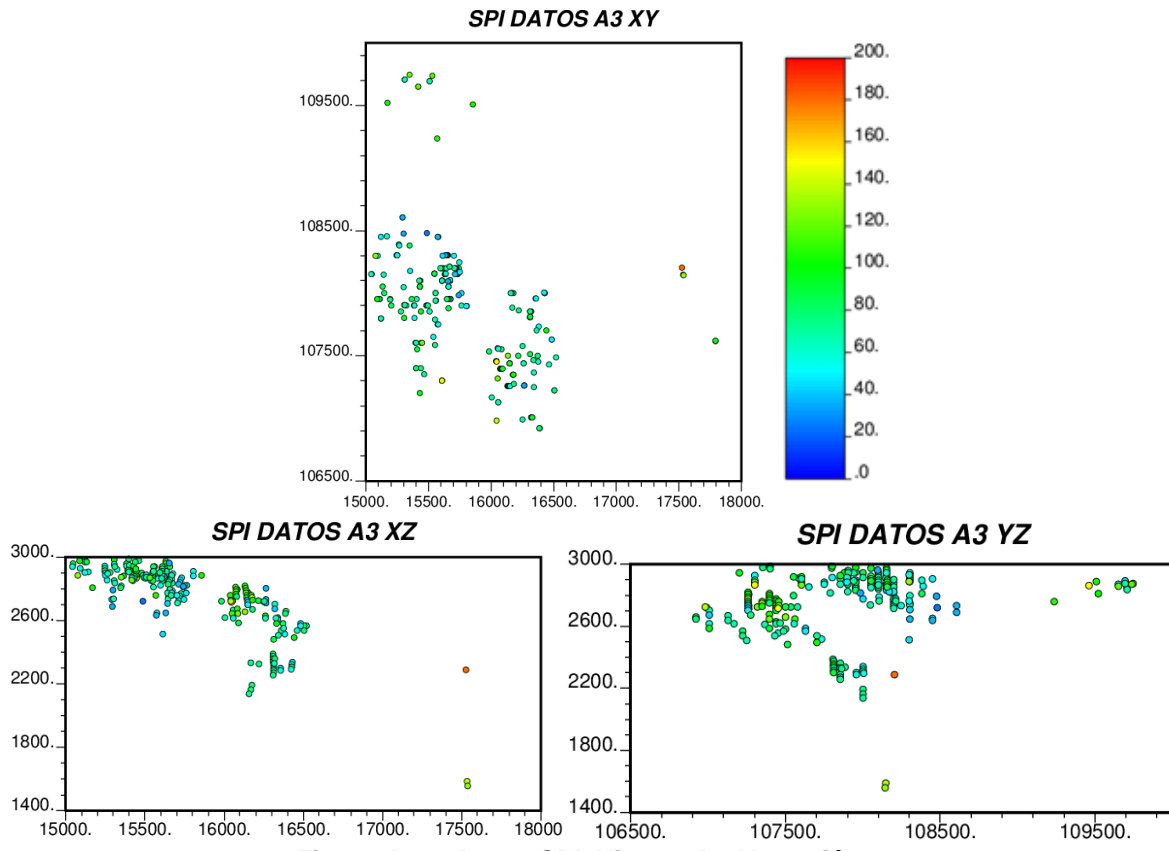


Figura A 76: Datos SPI. Vistas 2D. Alteración 3.

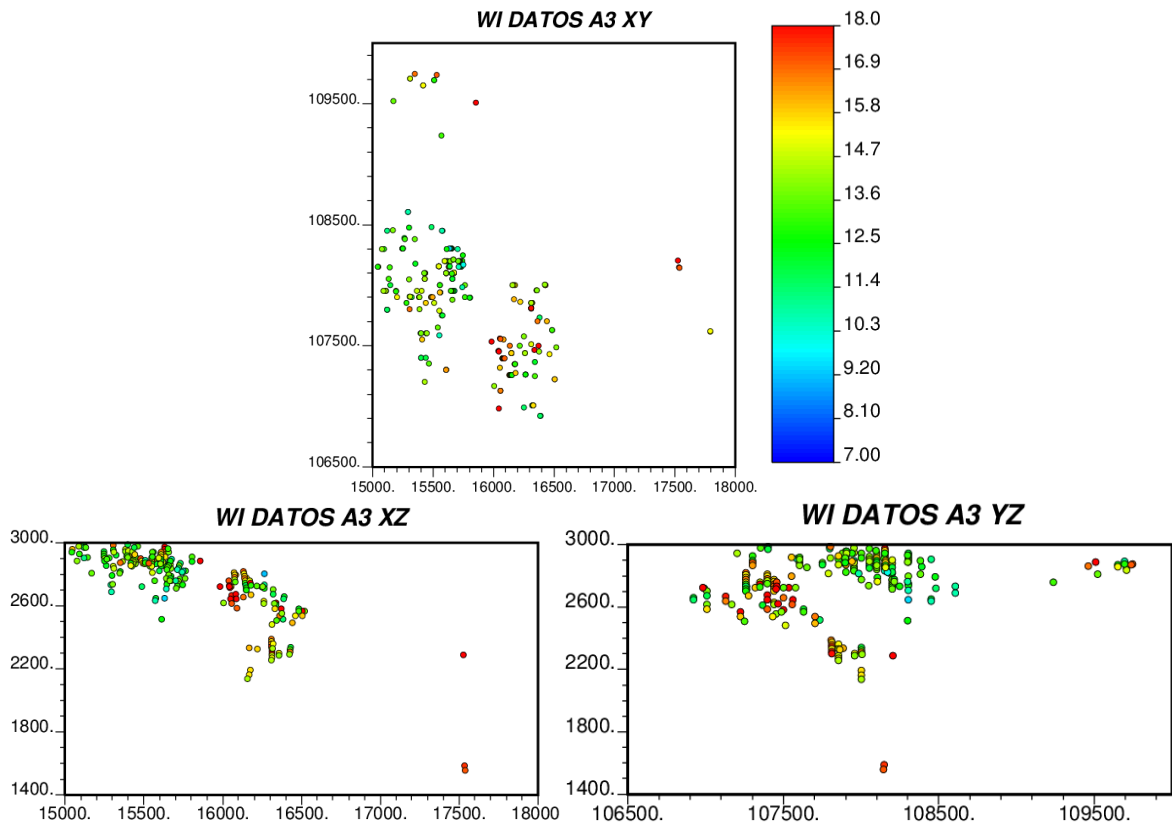


Figura A 77: Datos BWi. Vistas 2D. Alteración 3.

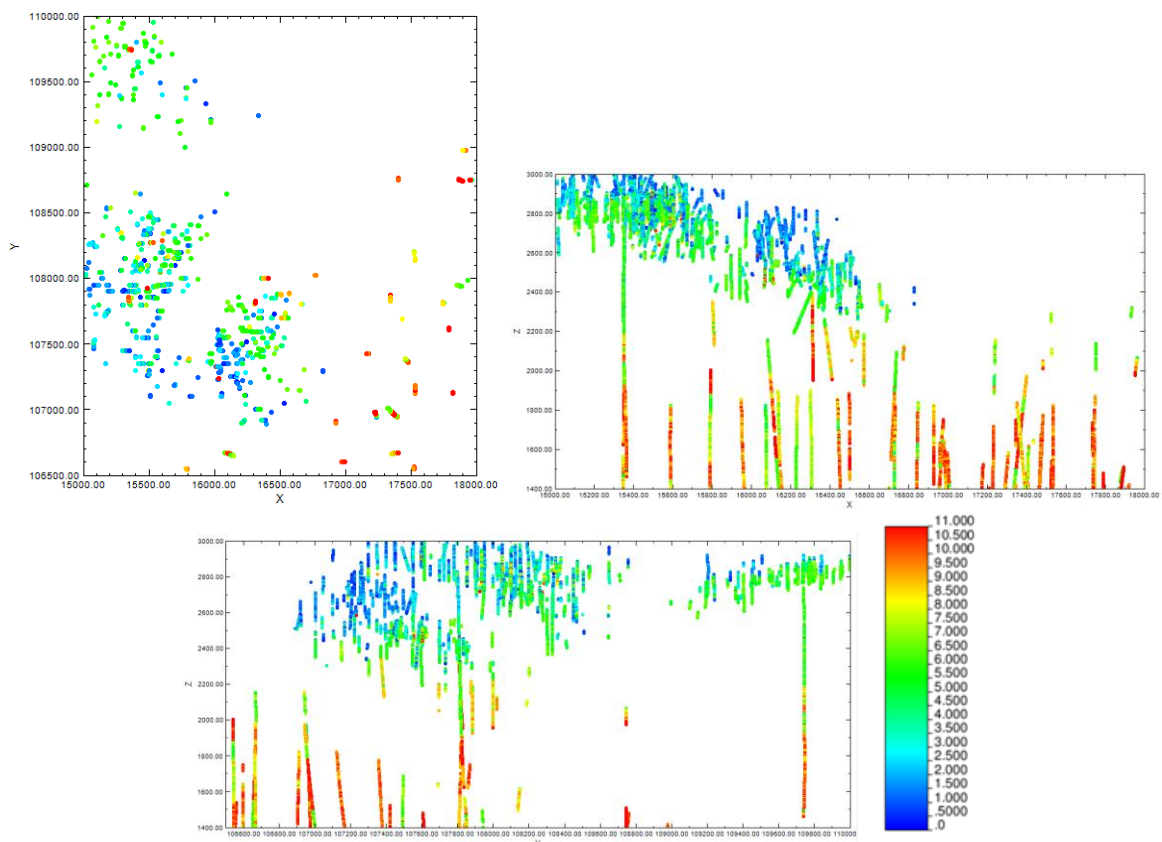


Figura A 78: Datos PLT. Vistas 2D. Alteración 3. Superior izq.: XY, superior der.: XZ, inferior: YZ.

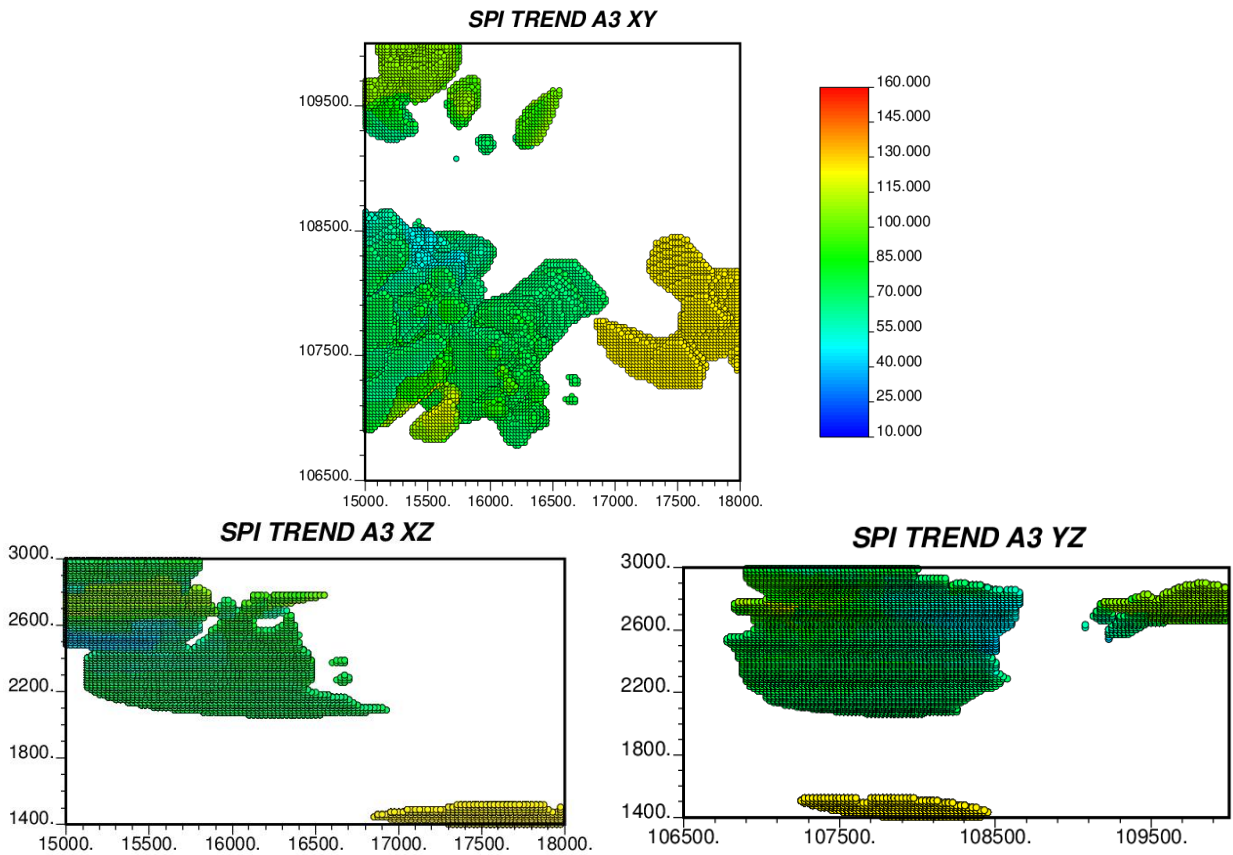


Figura A 79: Modelo tendencia SPI. Vistas 2D. Alteración 3 Potásica.

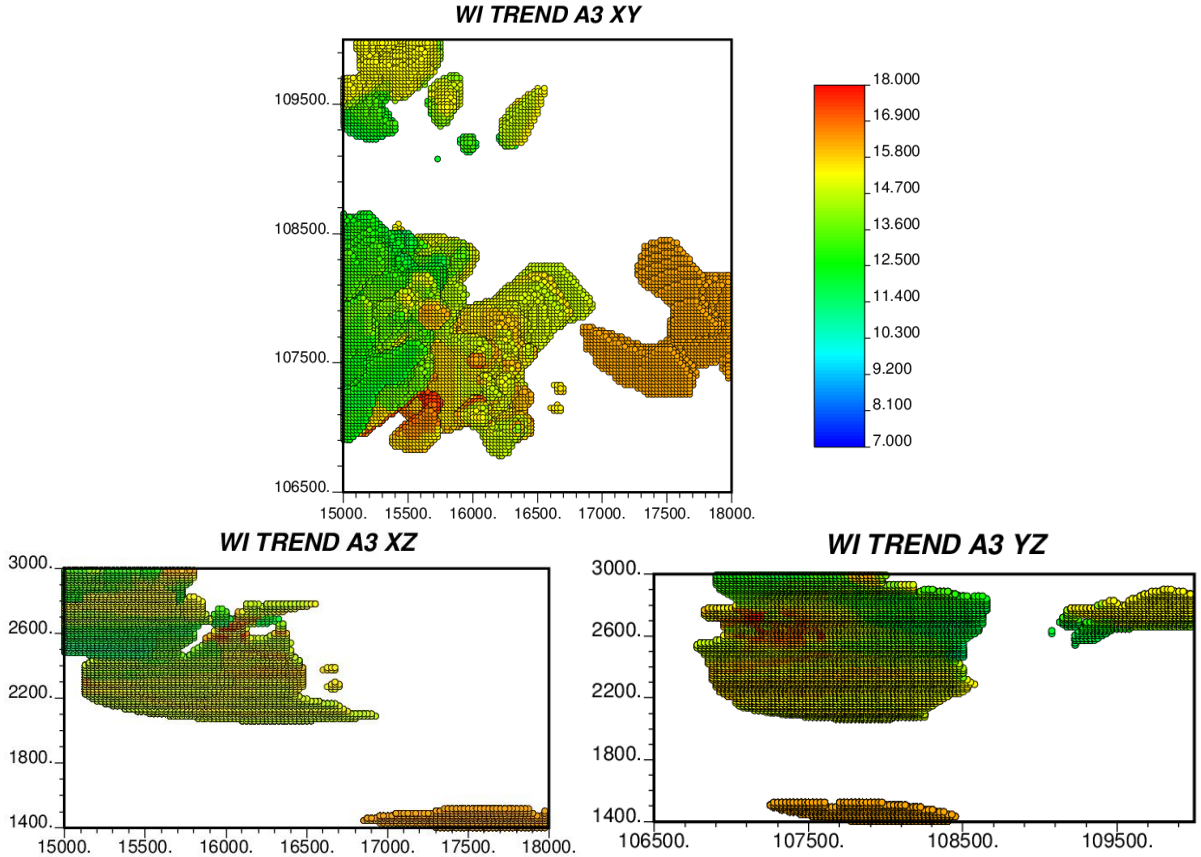


Figura A 80: Modelo tendencia WI. Vistas 2D. Alteración 3 Potásica.

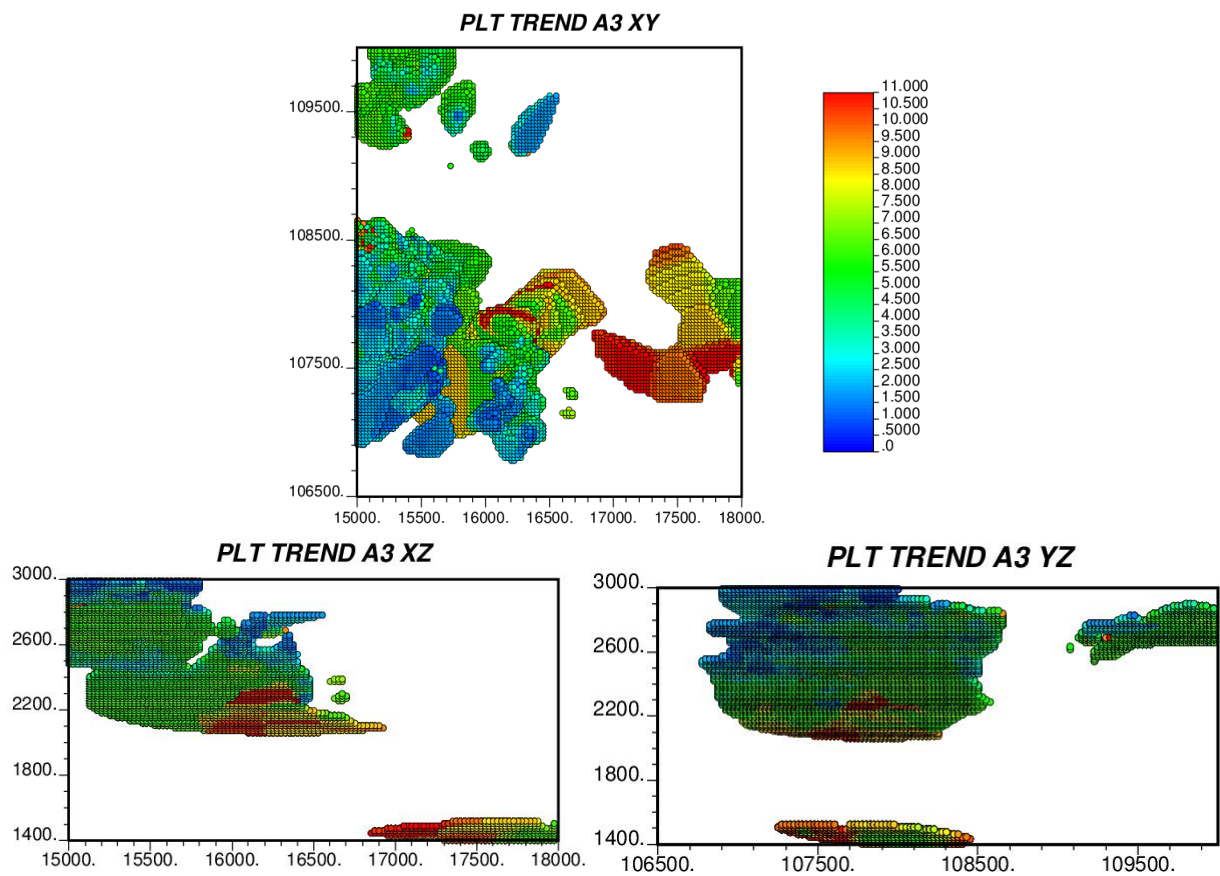


Figura A 81: Modelo tendencia PLT. Vistas 2D. Alteración 3 Potásica.

A.7 Suavizamiento dominios de estimación (alteraciones) vs modelo de bloques

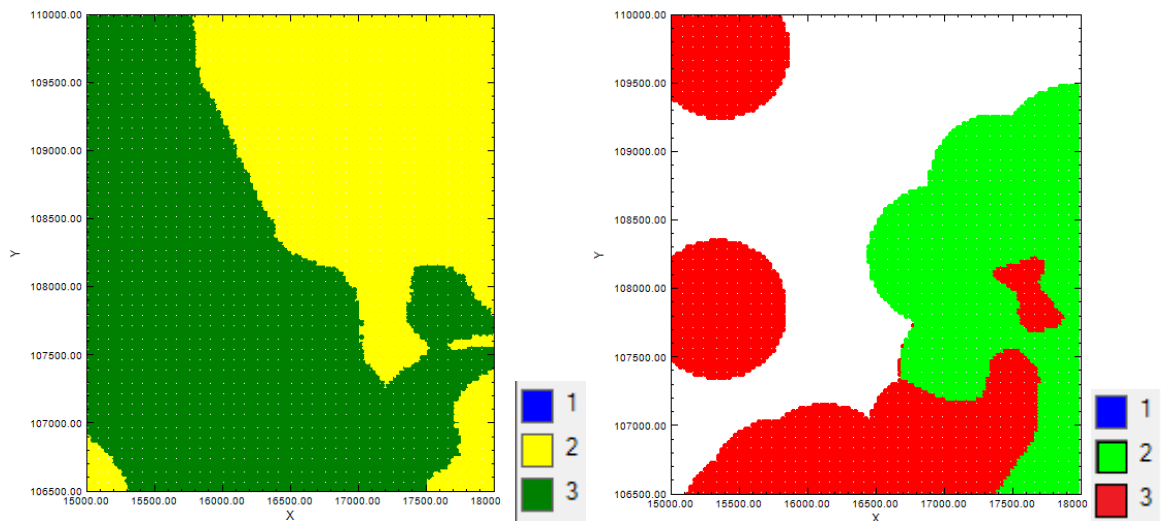


Figura A 82: Vista XY alteraciones. Z: 1.400-1.600. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

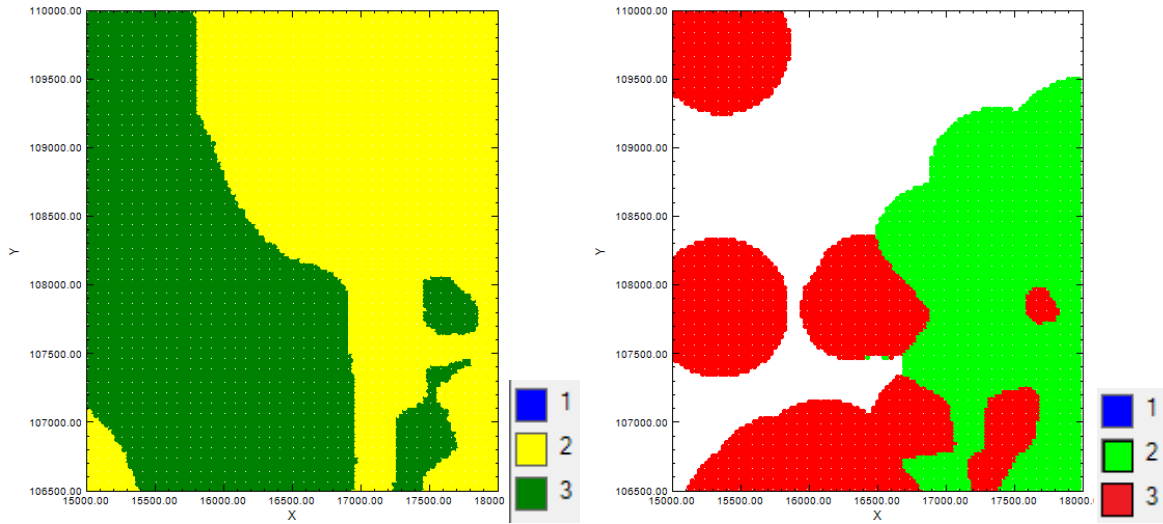


Figura A 83: Vista XY alteraciones. Z: 1.600-1.800. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

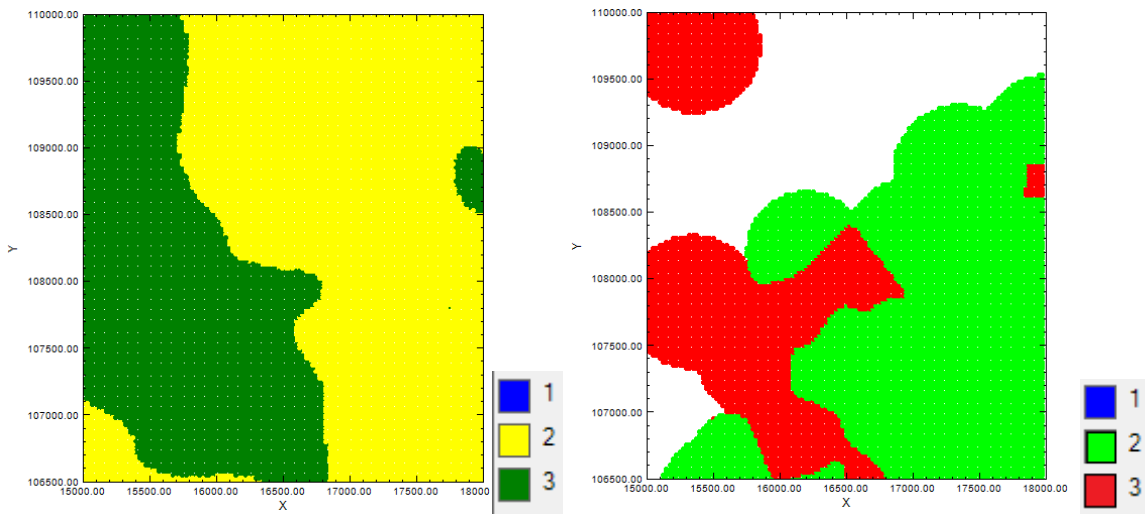


Figura A 84: Vista XY alteraciones. Z: 1.800-2.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

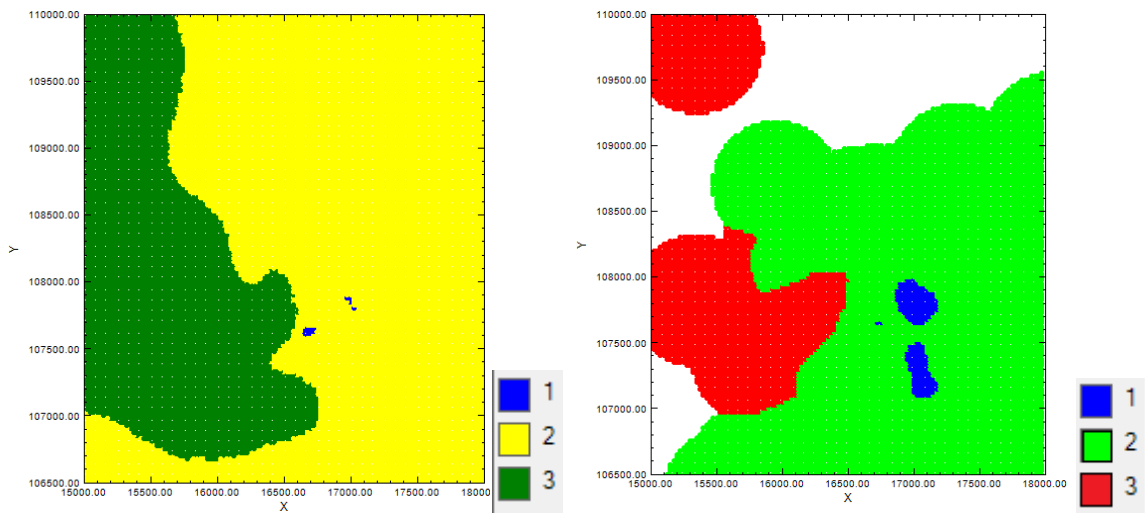


Figura A 85: Vista XY alteraciones. Z: 2.000-2.200. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

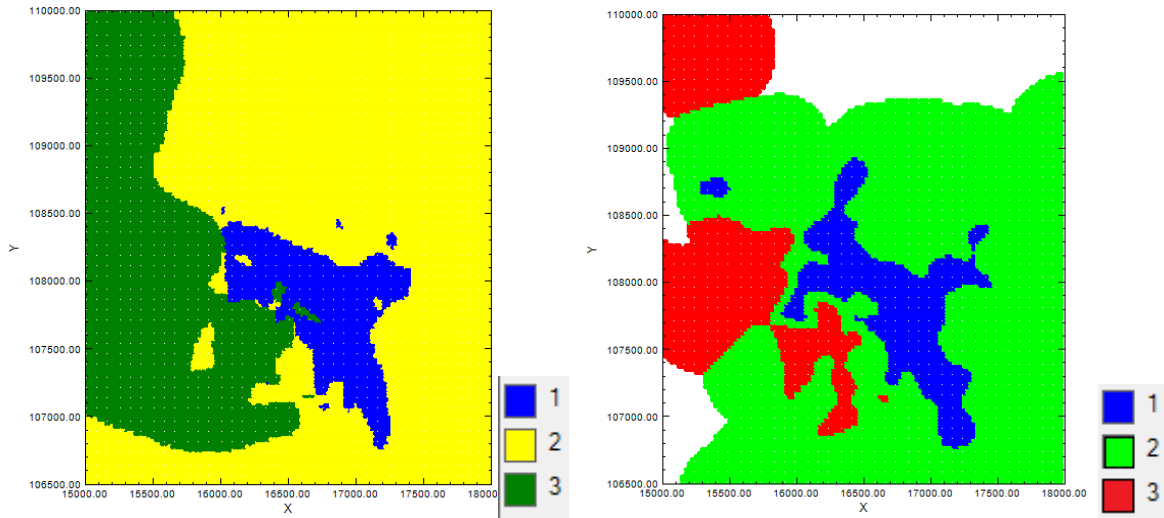


Figura A 86: Vista XY alteraciones. Z: 2.200-2.400. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

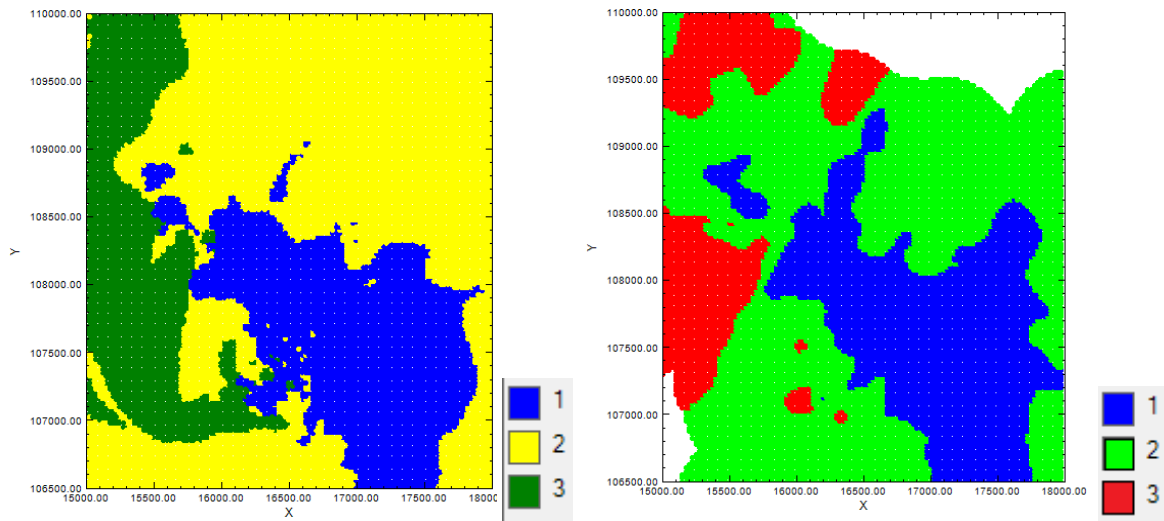


Figura A 87: Vista XY alteraciones. Z: 2.400-2.600. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

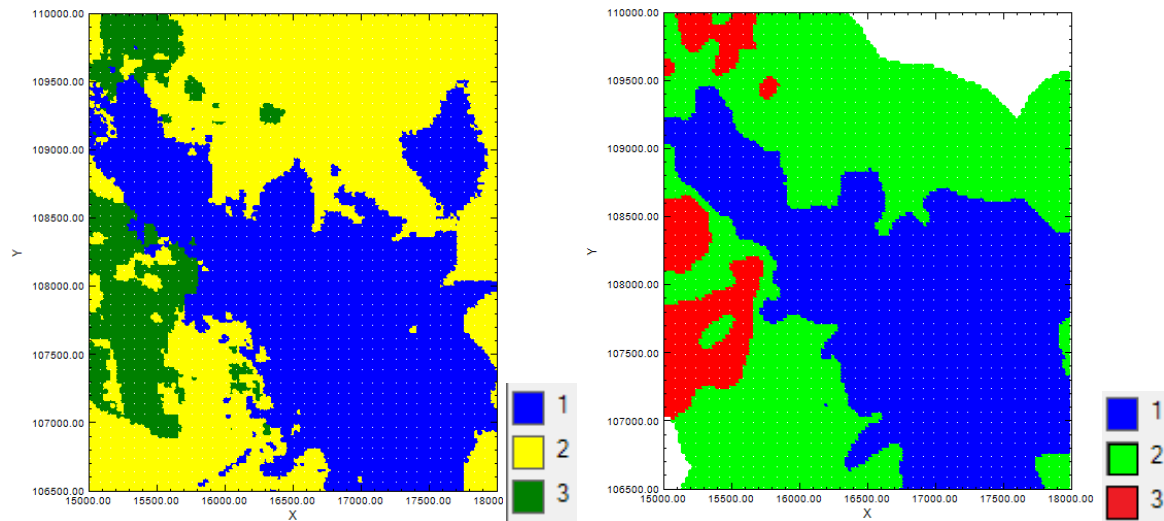


Figura A 88: Vista XY alteraciones. Z: 2.600-2.800. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

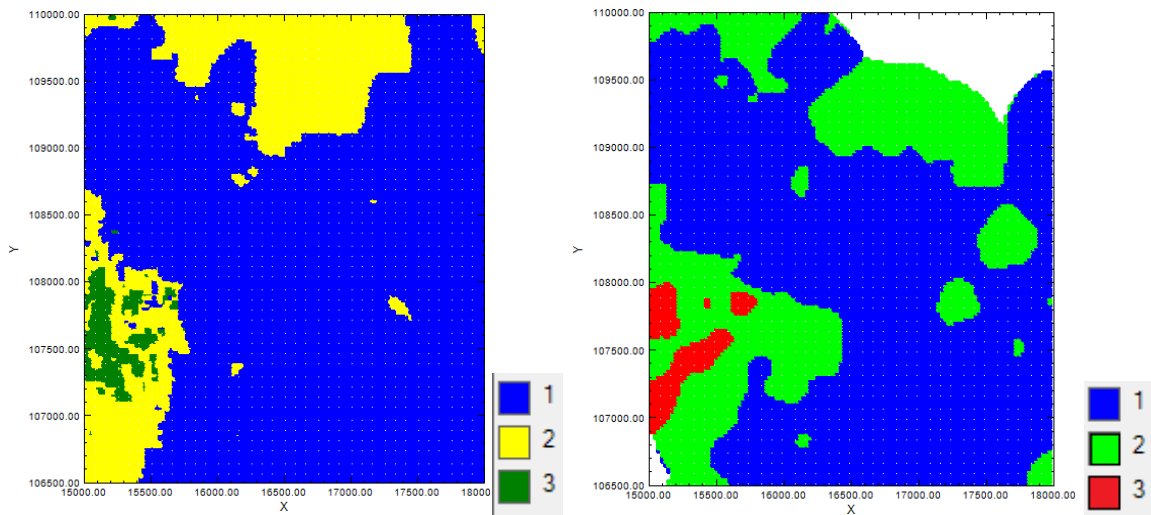


Figura A 89: Vista XY alteraciones. Z: 2.800-3.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

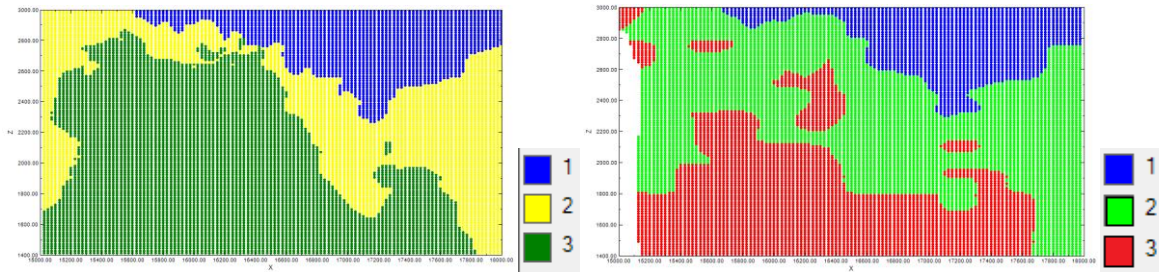


Figura A 90: Vista XZ alteraciones. Y: 106.500-107.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

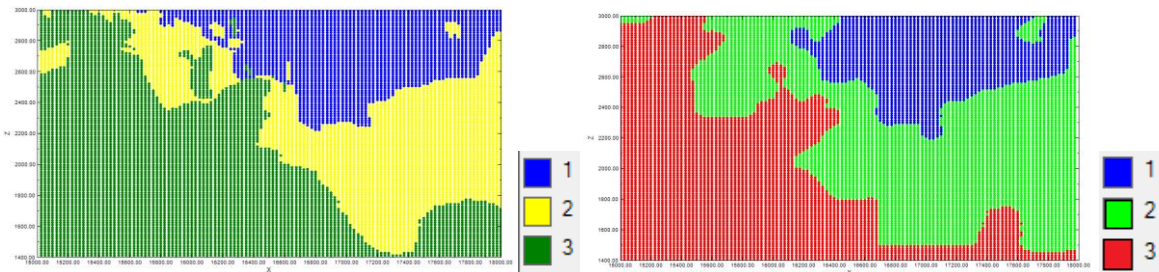


Figura A 91: Vista XZ alteraciones. Y: 107.000-107.500. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

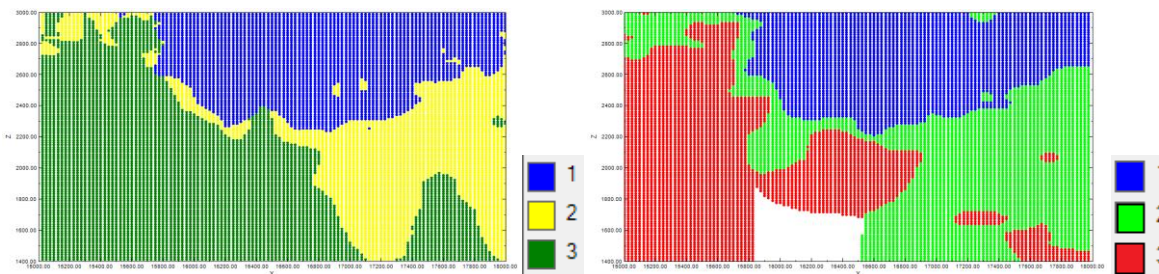


Figura A 92: Vista XZ alteraciones. Y: 107.500-108.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

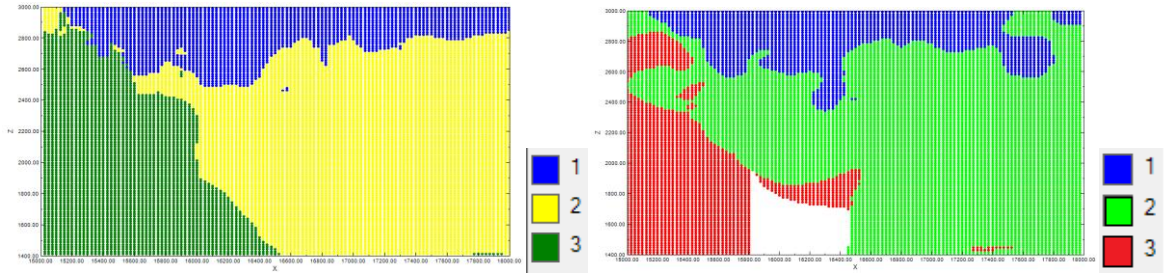


Figura A 93: Vista XZ alteraciones. Y: 108.000-108.500. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

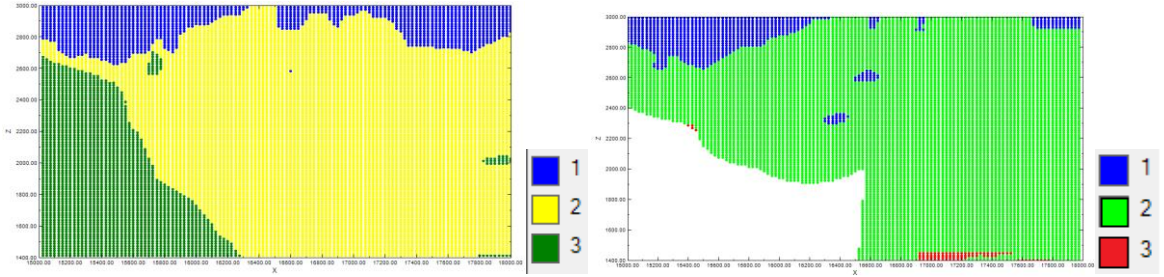


Figura A 94: Vista XZ alteraciones. Y: 108.500-109.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

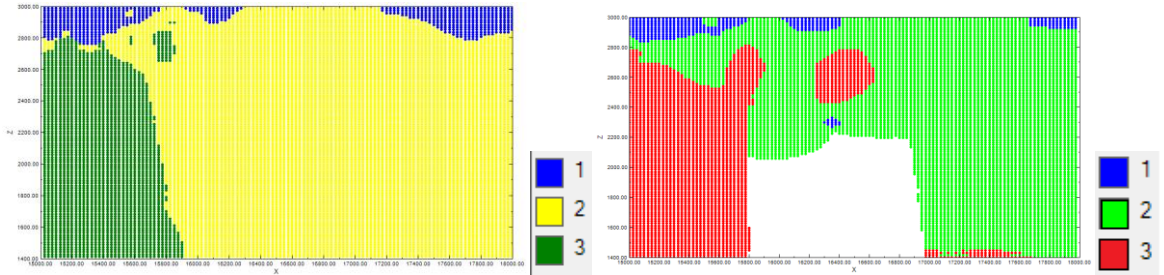


Figura A 95: Vista XZ alteraciones. Y: 109.000-109.500. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

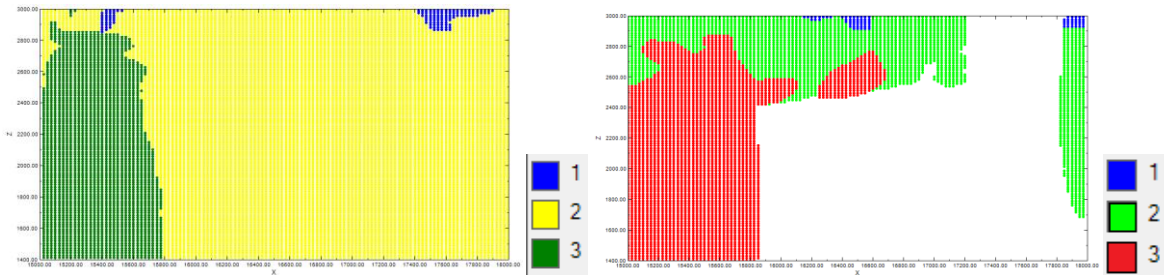


Figura A 96: Vista XZ alteraciones. Y: 109.500-110.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

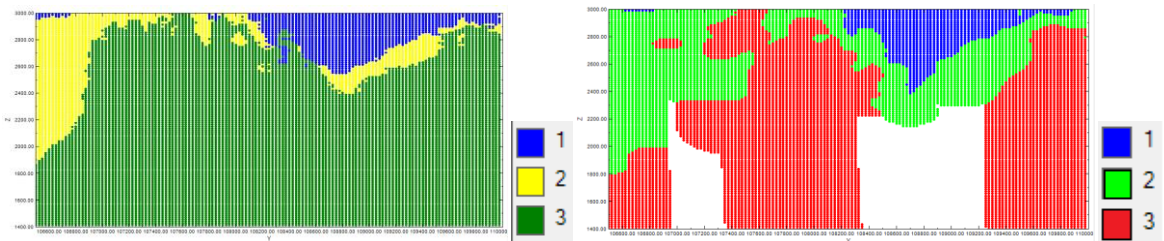


Figura A 97: Vista YZ alteraciones. X: 15.000-15.500. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

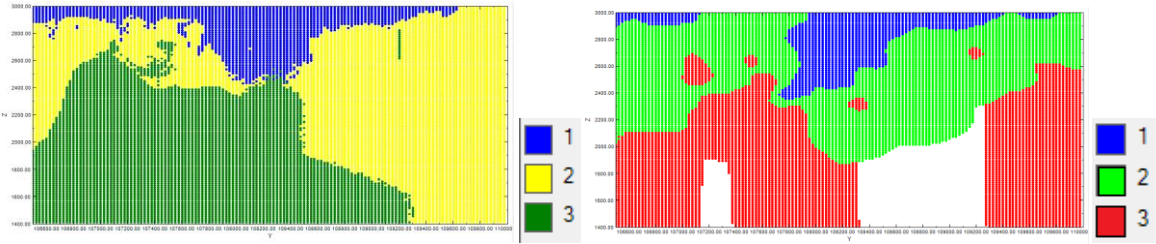


Figura A 98: Vista YZ alteraciones. X: 15.500-16.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

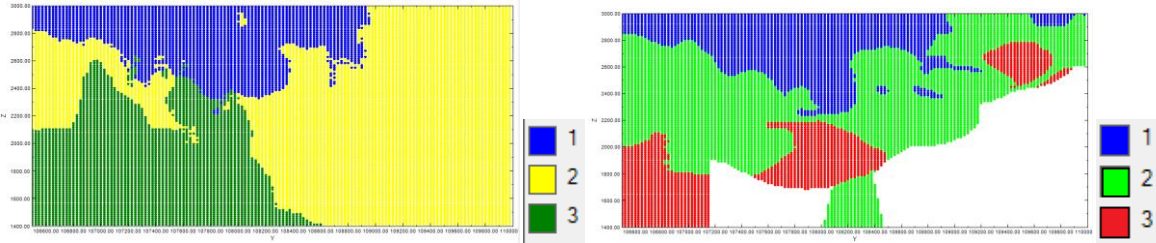


Figura A 99: Vista YZ alteraciones. X: 16.000-16.500. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

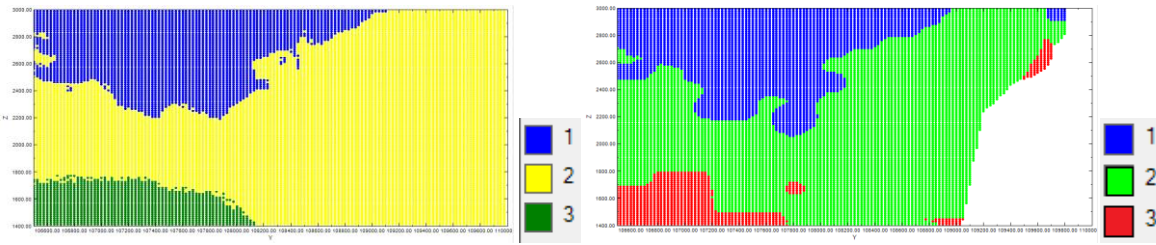


Figura A 100: Vista YZ alteraciones. X: 16.500-17.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

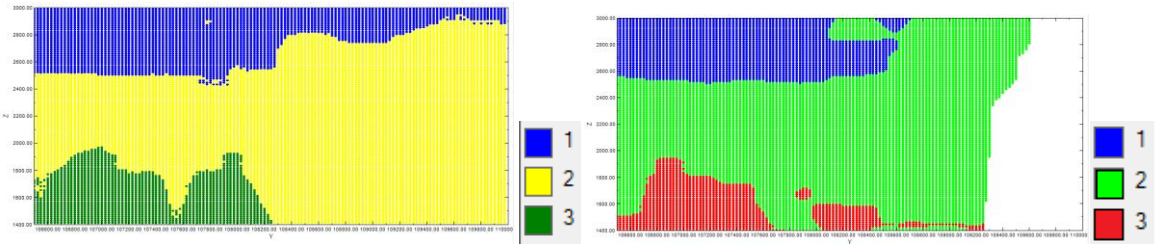


Figura A 101: Vista YZ alteraciones. X: 17.000-17.500. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

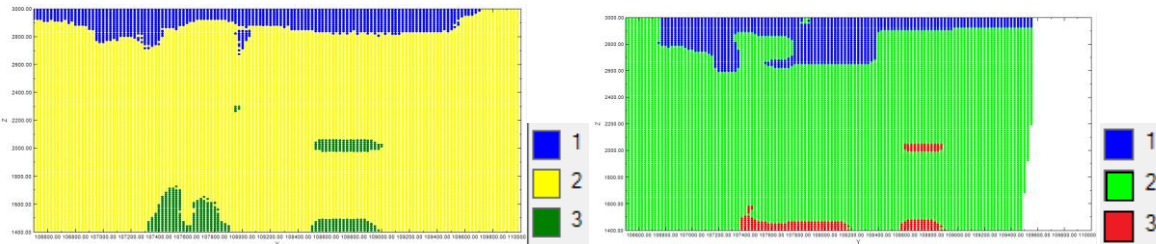


Figura A 102: Vista YZ alteraciones. X: 17.500-18.000. Izquierda: modelo de bloques. Derecha: suavizamiento.

A.8 Estadísticas datos, tendencia y residuos para estimación

Tabla A 4: Estadísticas datos, tendencia asociada y residuos para cokriging. $Is_{50}<1,8$. Global.

	DATOS		TREND		RESIDUOS	
	SPI	WI	SPI	WI	SPI	WI
N° de datos	2497	2497	2497	2497	2497	2497
Media	53,968	12,406	55,039	12,593	-1,071	-0,187
Mínimo	4,604	5,409	19,073	7,942	-77,194	-7,167
Máximo	205,639	26,324	140,372	17,803	127,285	13,778
Desviación estándar	24,132	2,662	15,836	1,842	21,092	2,228
Varianza	582,340	7,086	250,781	3,392	444,873	4,965
Coef. de variación	0,447	0,215	0,288	0,146	-	-
Cuantiles						
0,025	16,693	7,923	28,929	9,428	-38,557	-4,450
0,25	36,941	10,416	44,098	11,151	-14,612	-1,559
0,5	51,211	12,200	53,137	12,496	-2,389	-0,290
0,75	67,224	14,199	63,872	14,049	10,894	1,137
0,975	109,686	17,994	92,756	16,054	44,675	4,445

Tabla A 5: Estadísticas datos, tendencia asociada y residuos para cokriging. $Is_{50}<1,8$. Alteración 1 (QSC).

	DATOS		TREND		RESIDUOS	
	SPI	WI	SPI	WI	SPI	WI
N° de datos	1929	1929	1929	1929	1929	1929
Media	49,003	12,097	50,333	12,316	-1,330	-0,219
Mínimo	4,604	5,409	15,844	7,818	-62,994	-7,319
Máximo	205,639	26,324	99,260	18,087	126,941	13,778
Desviación estándar	20,887	2,636	12,872	1,874	19,900	2,211
Varianza	436,245	6,950	165,689	3,513	396,006	4,890
Coef. de variación	0,426	0,218	0,256	0,152	-	-
Cuantiles						
0,025	15,353	7,800	26,592	9,192	-36,657	-4,284
0,25	34,300	10,173	41,116	10,813	-14,280	-1,601
0,5	47,080	11,803	49,648	12,126	-2,565	-0,332
0,75	61,639	13,835	59,137	13,827	9,991	1,108
0,975	93,117	17,406	76,573	15,819	41,659	4,405

Tabla A 6: Estadísticas datos, tendencia asociada y residuos para cokriging. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).

	DATOS		TREND		RESIDUOS	
	SPI	WI	SPI	WI	SPI	WI
N° de datos	472	472	472	472	472	472
Media	69,011	13,253	68,291	13,252	0,721	0,002
Mínimo	16,417	6,482	27,659	9,331	-50,078	-5,080
Máximo	172,009	21,541	140,372	16,997	84,321	7,069
Desviación estándar	26,519	2,505	17,424	1,748	23,158	1,936
Varianza	703,246	6,273	303,587	3,056	536,309	3,749
Coef. de variación	0,384	0,189	0,255	0,132	-	-
Cuantiles						
0,025	25,060	8,869	40,883	10,139	-40,110	-3,544
0,25	49,605	11,476	53,979	11,822	-14,378	-1,241
0,5	65,142	13,155	66,702	13,457	-0,809	-0,234
0,75	85,808	14,981	82,655	14,610	14,246	1,181
0,975	132,430	18,353	100,213	16,405	56,661	4,227

Tabla A 7: Estadísticas datos, tendencia asociada y residuos para cokriging. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

	DATOS		TREND		RESIDUOS	
	SPI	WI	SPI	WI	SPI	WI
N° de datos	102	102	102	102	102	102
Media	79,666	14,386	76,633	14,268	3,033	0,118
Mínimo	35,531	9,584	44,546	11,730	-54,120	-4,395
Máximo	147,532	20,412	108,343	17,170	67,434	5,140
Desviación estándar	25,195	2,066	13,193	1,242	22,245	1,808
Varianza	634,792	4,268	174,067	1,542	494,836	3,267
Coef. de variación	0,316	0,144	0,172	0,087	-	-
Cuantiles						
0,025	39,585	10,506	46,280	12,081	-41,427	-4,045
0,25	59,943	12,873	69,033	13,335	-11,178	-0,968
0,5	74,927	14,338	75,106	14,258	2,461	0,178
0,75	98,506	15,743	83,499	15,221	16,772	1,280
0,975	144,471	18,316	106,220	16,723	52,144	3,373

Tabla A 8: Estadísticas datos, tendencia asociada y residuos para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.

	DATOS		TREND		RESIDUOS	
	SPI	WI	SPI	WI	SPI	WI
N° de datos	1955	1955	1955	1955	1955	1955
Media	61,654	13,606	58,657	13,312	2,997	0,294
Mínimo	4,604	5,409	22,026	7,942	-69,060	-7,167
Máximo	242,000	26,324	176,649	17,803	126,941	13,778
Desviación estándar	25,855	2,570	17,350	1,735	22,414	2,258
Varianza	668,466	6,606	301,021	3,010	502,365	5,098
Coef. de variación	0,419	0,189	0,296	0,130	-	-
Cuantiles						
0,025	20,996	8,800	32,134	9,821	-35,597	-3,869
0,25	43,715	11,761	47,538	12,035	-11,862	-1,222
0,5	59,193	13,600	56,630	13,486	1,548	0,179
0,75	74,000	15,425	66,796	14,594	15,461	1,701
0,975	121,350	18,314	98,291	16,275	52,515	4,905

Tabla A 9: Estadísticas datos, tendencia asociada y residuos para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

	DATOS		TREND		RESIDUOS	
	SPI	WI	SPI	WI	SPI	WI
N° de datos	1526	1526	1526	1526	1526	1526
Media	57,315	13,483	54,237	13,173	3,078	0,311
Mínimo	4,604	5,409	18,782	7,942	-62,994	-7,167
Máximo	205,639	26,324	99,260	18,087	126,941	13,778
Desviación estándar	22,607	2,602	12,929	1,816	22,121	2,301
Varianza	511,090	6,771	167,155	3,298	489,326	5,293
Coef. de variación	0,394	0,193	0,238	0,138	-	-
Cuantiles						
0,025	19,329	8,772	29,718	9,614	-34,246	-3,862
0,25	41,530	11,600	45,025	11,821	-11,915	-1,229
0,5	56,225	13,500	54,323	13,346	1,517	0,200
0,75	70,139	15,300	63,372	14,535	15,479	1,714
0,975	105,737	18,282	79,225	16,328	51,612	5,059

Tabla A 10: Estadísticas datos, tendencia asociada y residuos para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

	DATOS		TREND		RESIDUOS	
	SPI	WI	SPI	WI	SPI	WI
N° de datos	303	303	303	303	303	303
Media	75,899	13,737	73,814	13,673	2,085	0,064
Mínimo	16,476	8,215	34,586	9,821	-68,481	-4,160
Máximo	242,000	21,541	172,727	18,102	73,262	7,069
Desviación estándar	32,539	2,383	24,780	1,750	22,348	1,726
Varianza	1058,755	5,680	614,046	3,063	499,418	2,978
Coef. de variación	0,429	0,174	0,336	0,128	-	-
Cuantiles						
0,025	28,616	9,733	41,899	10,162	-38,440	-3,348
0,25	54,222	11,830	57,867	12,267	-13,196	-1,076
0,5	68,333	13,755	67,923	13,940	1,976	-0,072
0,75	90,544	15,514	83,506	14,789	14,726	1,134
0,975	169,593	18,109	137,033	16,415	50,092	3,854

Tabla A 11: Estadísticas datos, tendencia asociada y residuos para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

	DATOS		TREND		RESIDUOS	
	SPI	WI	SPI	WI	SPI	WI
N° de datos	124	124	124	124	124	124
Media	79,596	14,770	74,170	14,294	5,426	0,476
Mínimo	35,531	10,100	44,546	11,467	-43,521	-4,395
Máximo	178,600	22,500	113,321	17,170	72,985	7,720
Desviación estándar	23,529	2,259	13,109	1,285	19,249	1,920
Varianza	553,616	5,103	171,845	1,650	370,513	3,686
Coef. de variación	0,296	0,153	0,177	0,090	-	-
Cuantiles						
0,025	45,863	10,748	46,126	11,941	-32,564	-4,044
0,25	62,850	12,911	67,283	13,239	-6,359	-0,688
0,5	75,882	14,900	73,412	14,325	4,180	0,537
0,75	92,750	16,341	77,379	15,340	14,623	1,777
0,975	133,360	19,056	106,332	16,577	51,005	3,791

A.9 Histogramas datos base cokriging

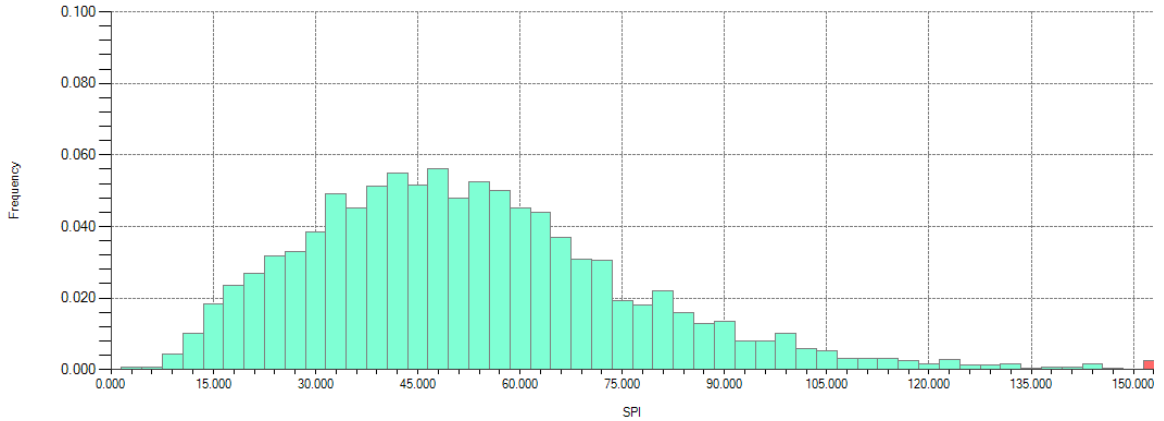


Figura A 103: Histograma datos SPI para cokriging. $Is_{50}<1,8$. Global.

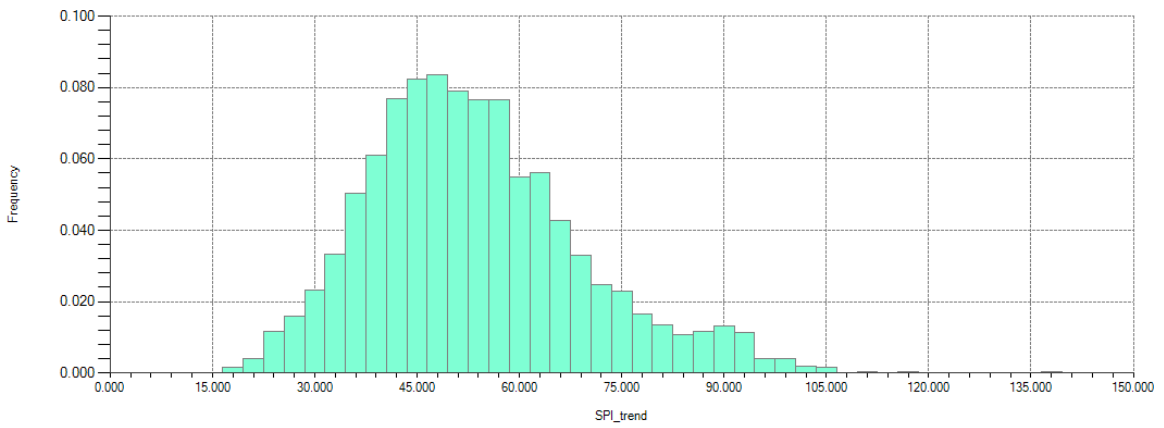


Figura A 104: Histograma valores de tendencia asociados con datos SPI. $Is_{50}<1,8$. Global.

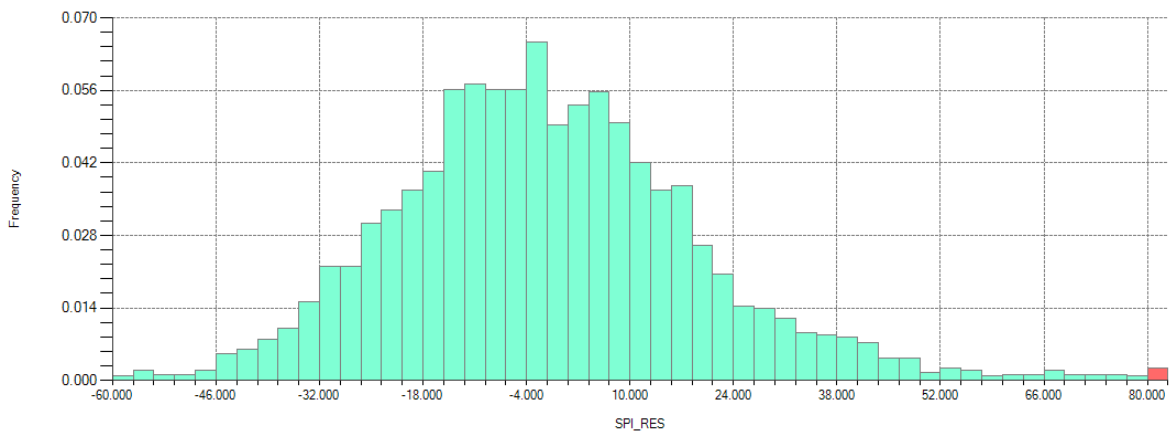


Figura A 105: Histograma residuos SPI para cokriging. $Is_{50}<1,8$. Global.

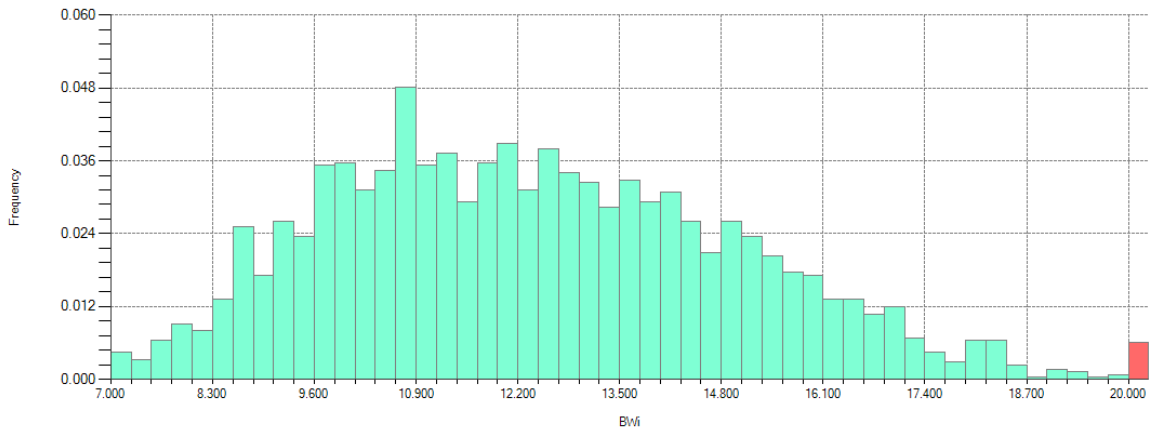


Figura A 106: Histograma datos BWi para cokriging. $Is_{50}<1,8$. Global.

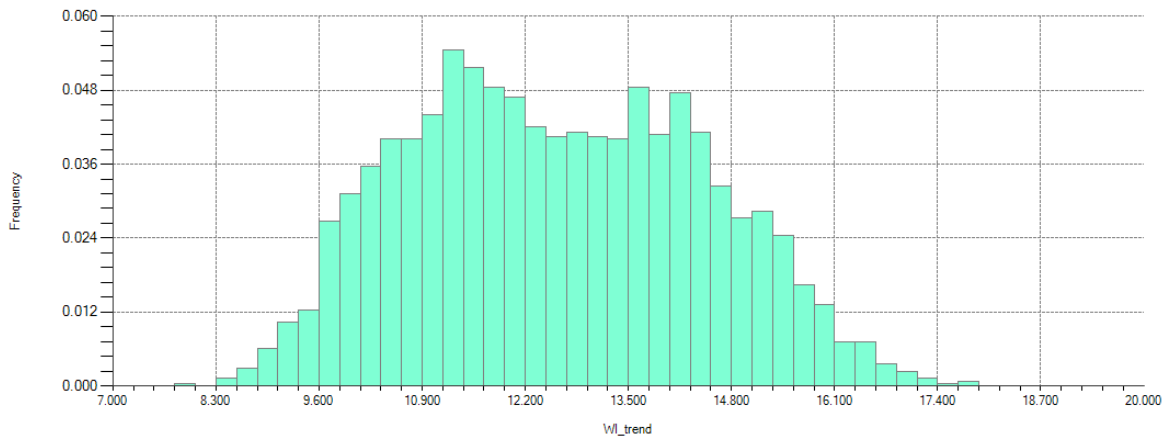


Figura A 107: Histograma valores de tendencia asociados con datos BWi. $Is_{50}<1,8$. Global.

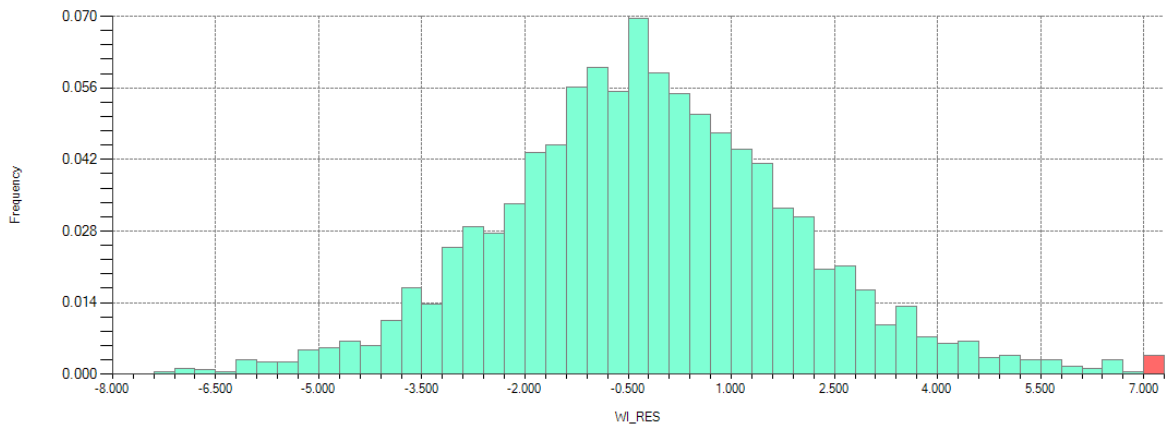


Figura A 108: Histograma residuos BWi para cokriging. $Is_{50}<1,8$. Global.

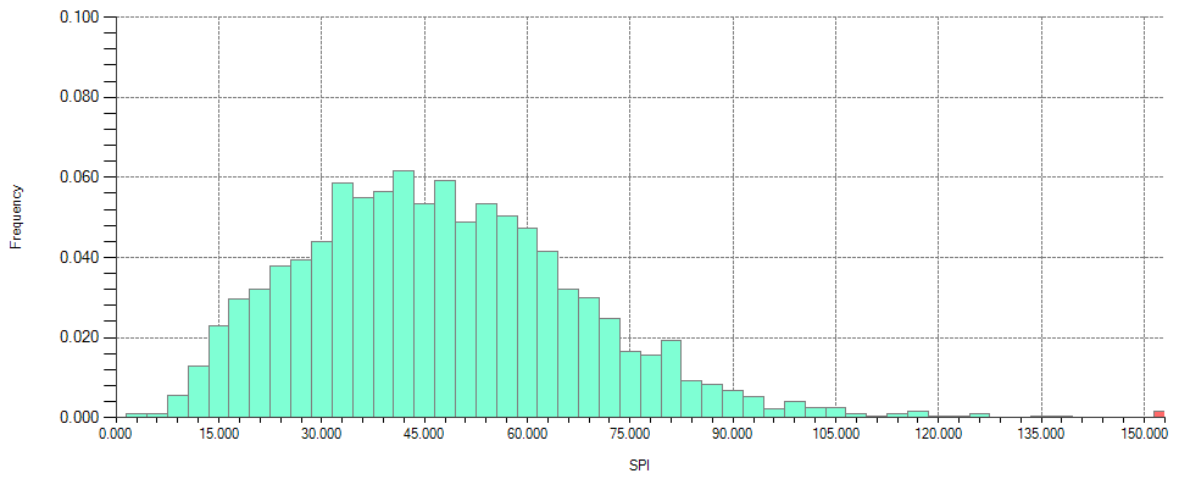


Figura A 109: Histograma datos SPI para cokriging. $Is_{50}<1,8$. Alteración 1 (QSC).

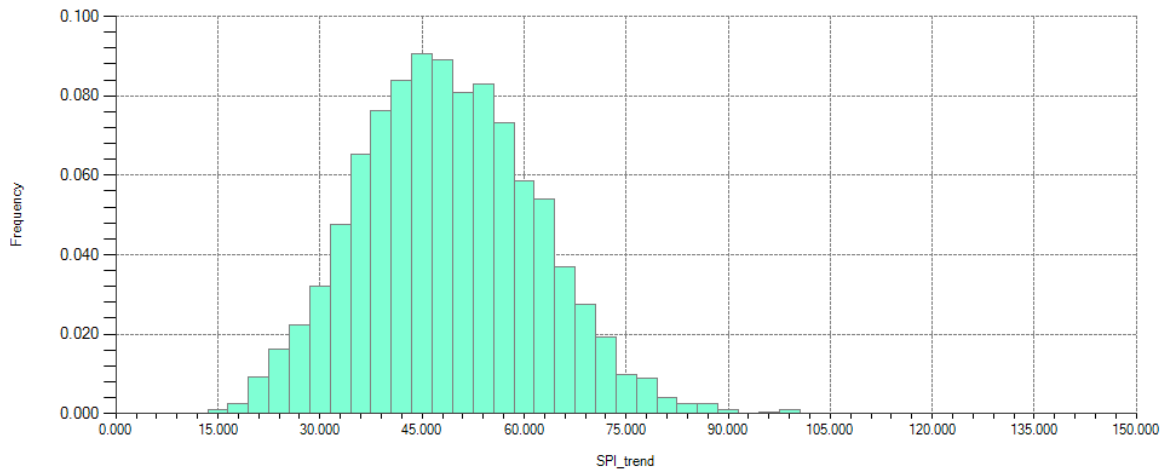


Figura A 110: Histograma valores de tendencia asociados con datos SPI. $Is_{50}<1,8$. Alteración 1 (QSC).

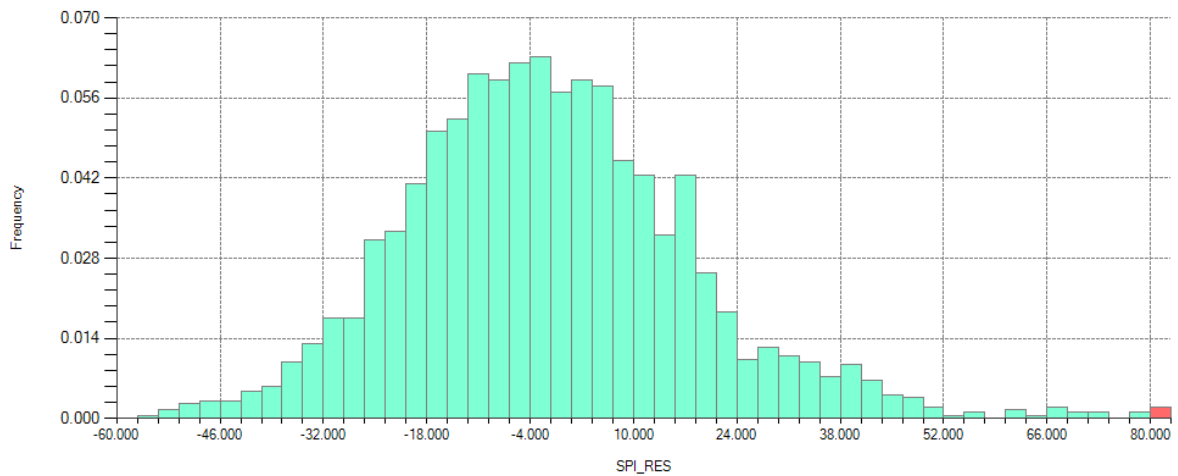


Figura A 111: Histograma residuos SPI para cokriging. $Is_{50}<1,8$. Alteración 1 (QSC).

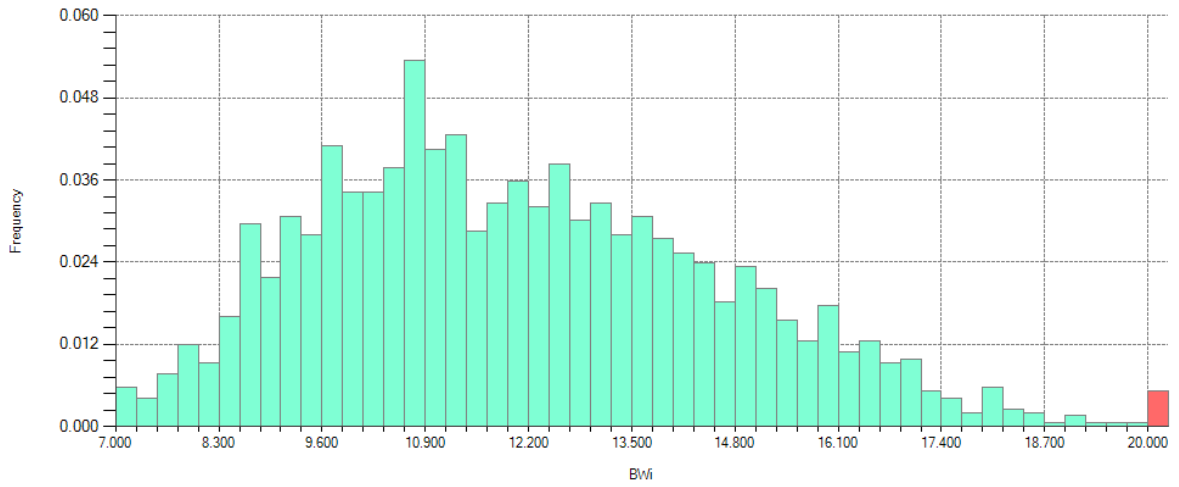


Figura A 112: Histograma datos BWi para cokriging. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).

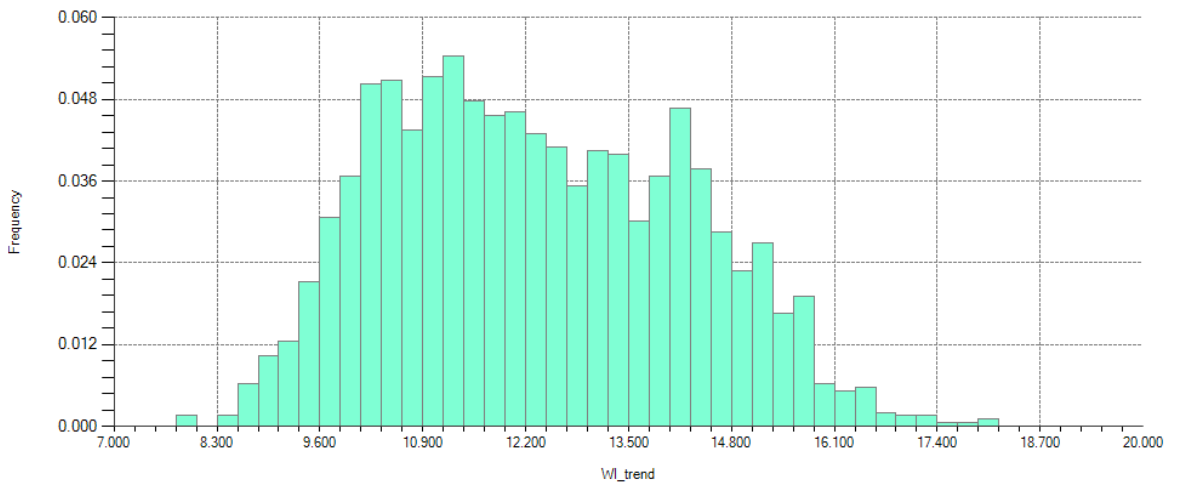


Figura A 113: Histograma valores de tendencia asociados con datos BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).

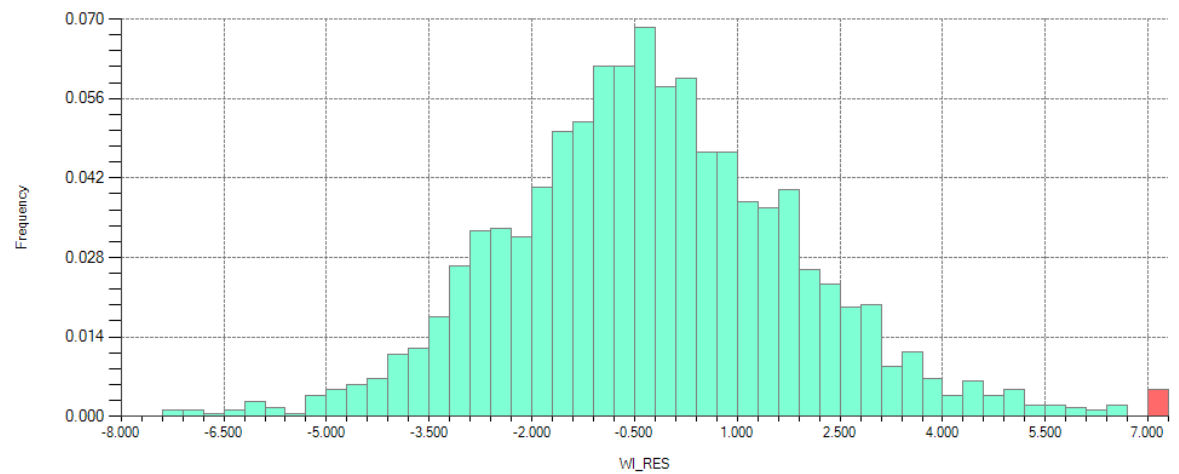


Figura A 114: Histograma residuos BWi para cokriging. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).

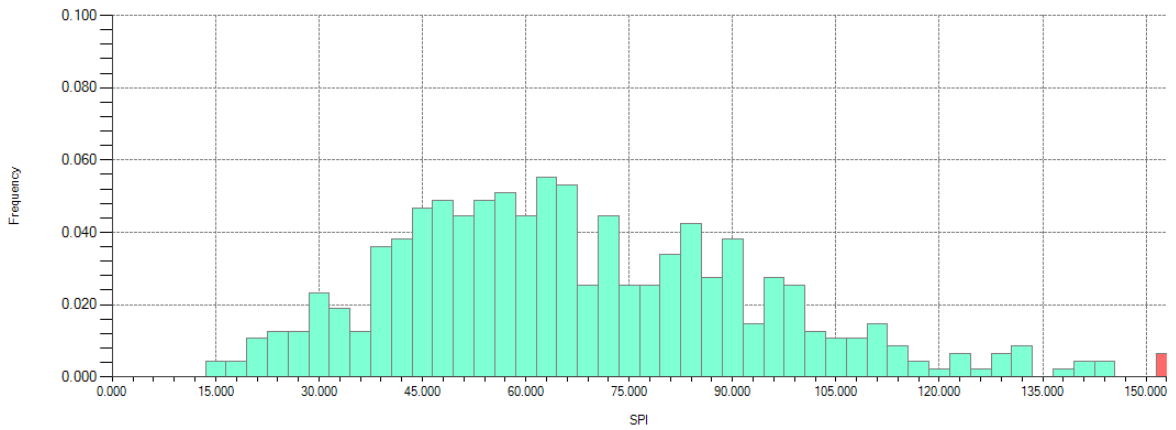


Figura A 115: Histograma datos SPI para cokriging. $Is_{50}<1,8$. Alteración 2 (SCC).

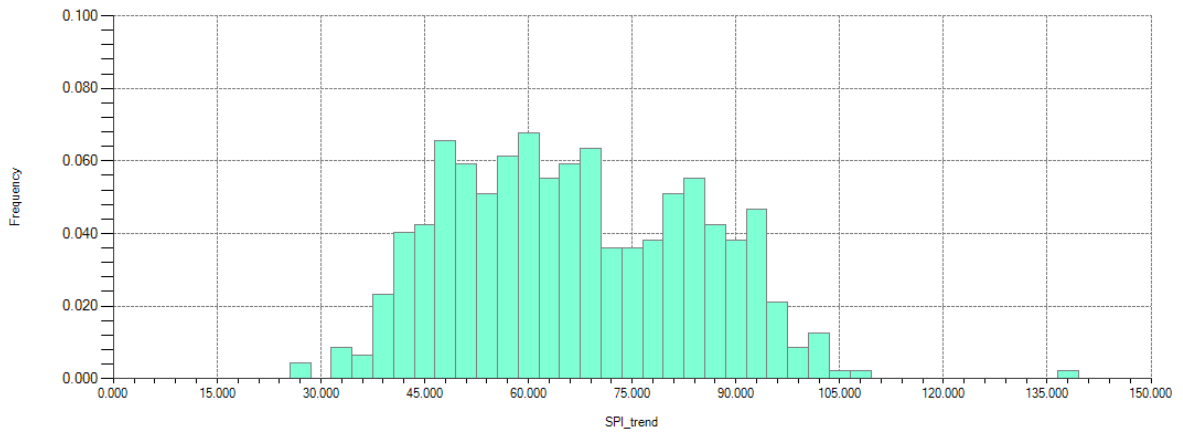


Figura A 116: Histograma valores de tendencia asociados con datos SPI. $Is_{50}<1,8$. Alteración 2 (SCC).

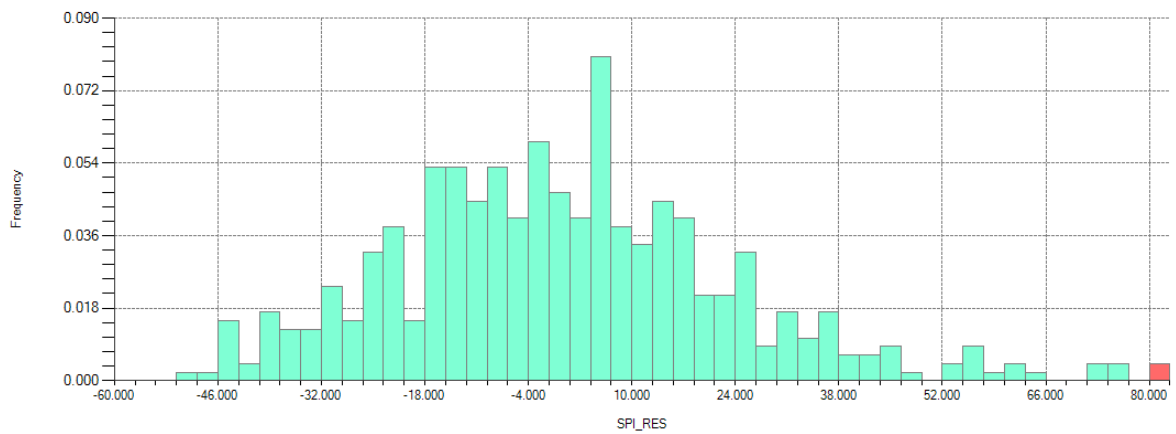


Figura A 117: Histograma residuos SPI para cokriging. $Is_{50}<1,8$. Alteración 2 (SCC).

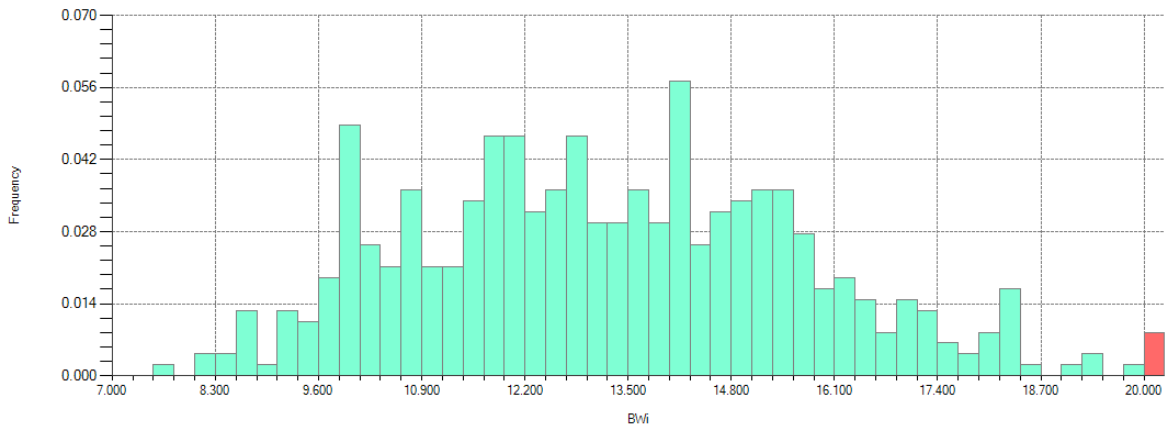


Figura A 118: Histograma datos BWi para cokriging. $Is_{50}<1,8$. Alteración 2 (SCC).

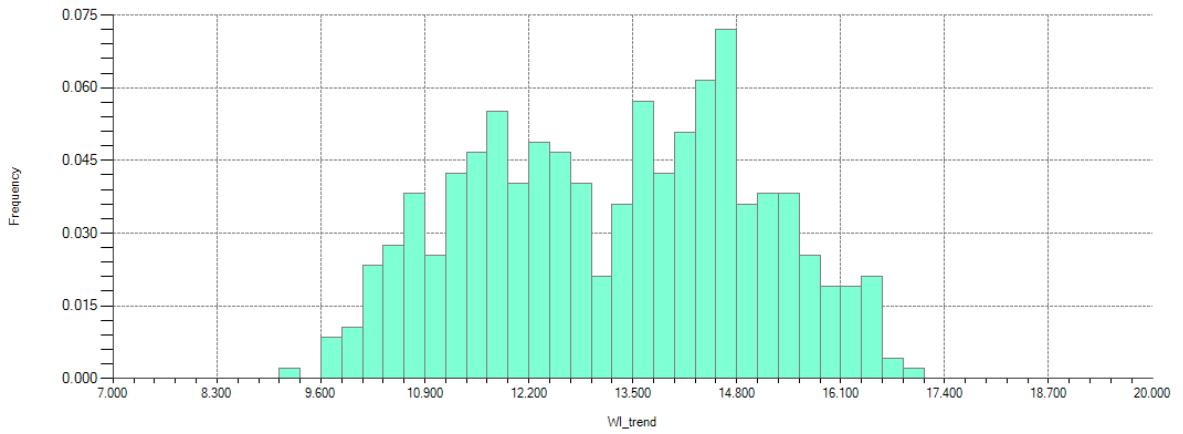


Figura A 119: Histograma valores de tendencia asociados con datos BWi. $Is_{50}<1,8$. Alteración 2 (SCC).

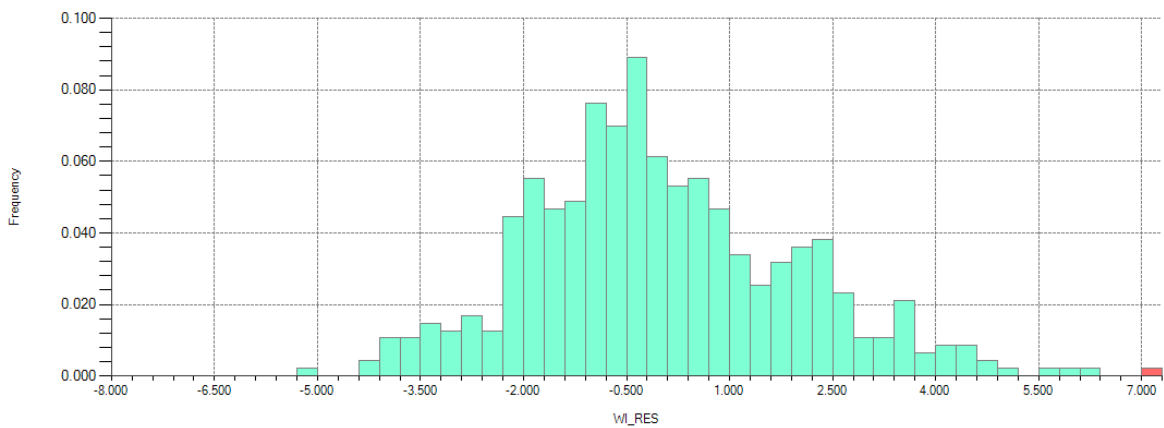


Figura A 120: Histograma residuos BWi para cokriging. $Is_{50}<1,8$. Alteración 2 (SCC).

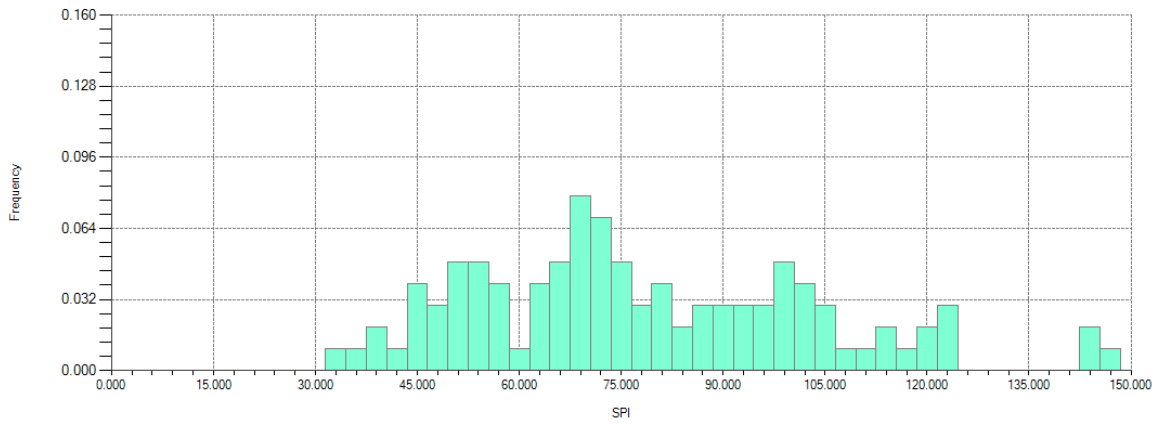


Figura A 121: Histograma datos SPI para cokriging. $Is_{50}<1,8$. Alteración 3 (Potásica).

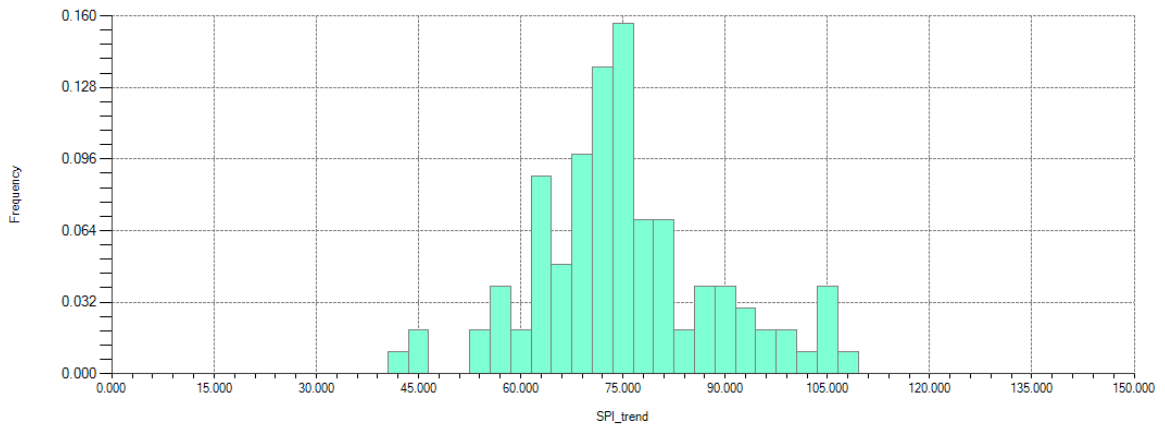


Figura A 122: Histograma valores de tendencia asociados con datos SPI. $Is_{50}<1,8$. Alteración 3 (Potásica).

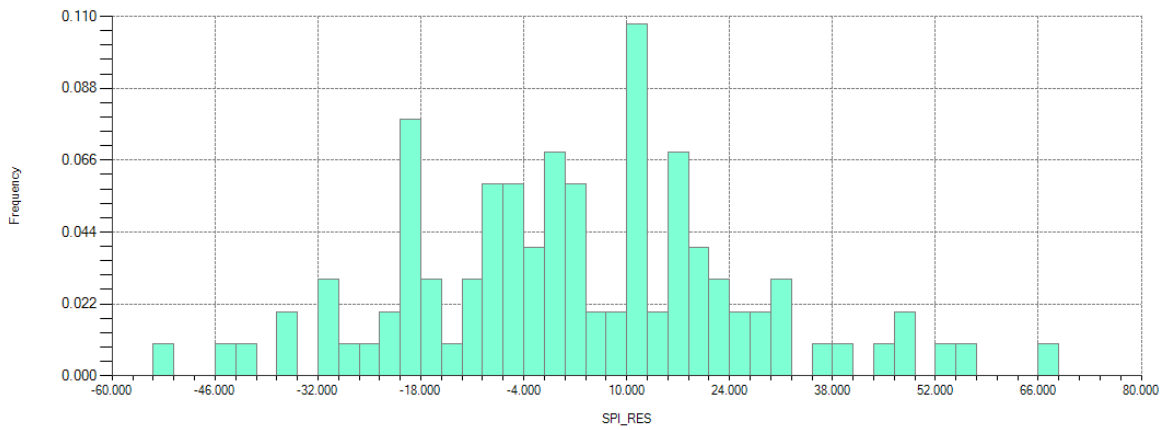


Figura A 123: Histograma residuos SPI para cokriging. $Is_{50}<1,8$. Alteración 3 (Potásica).

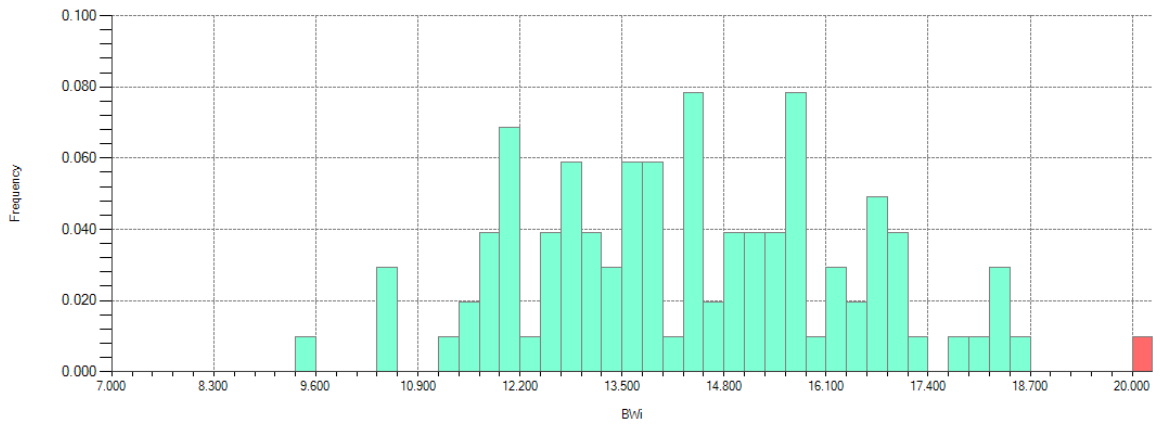


Figura A 124: Histograma datos BWi para cokriging. $Is_{50}<1,8$. Alteración 3 (Potásica).

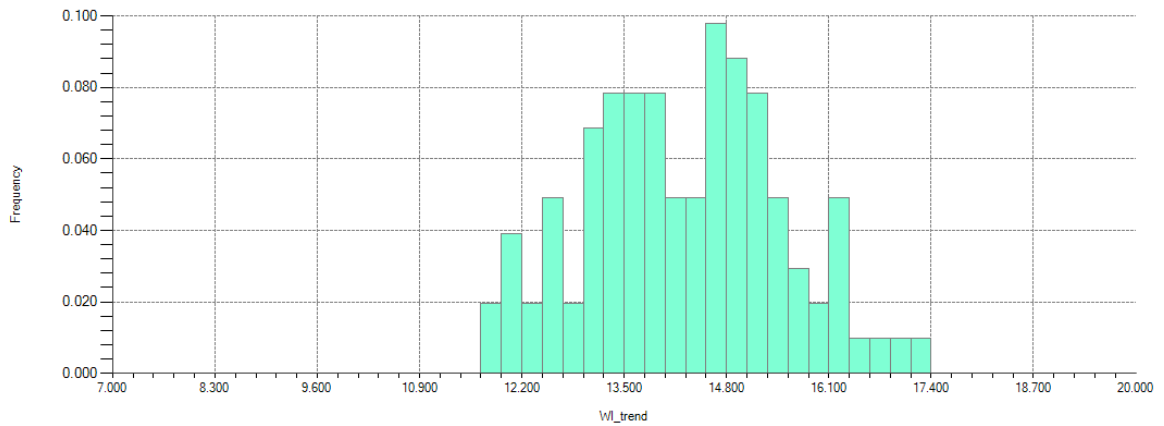


Figura A 125: Histograma valores de tendencia asociados con datos BWi. $Is_{50}<1,8$. Alteración 3 (Potásica).

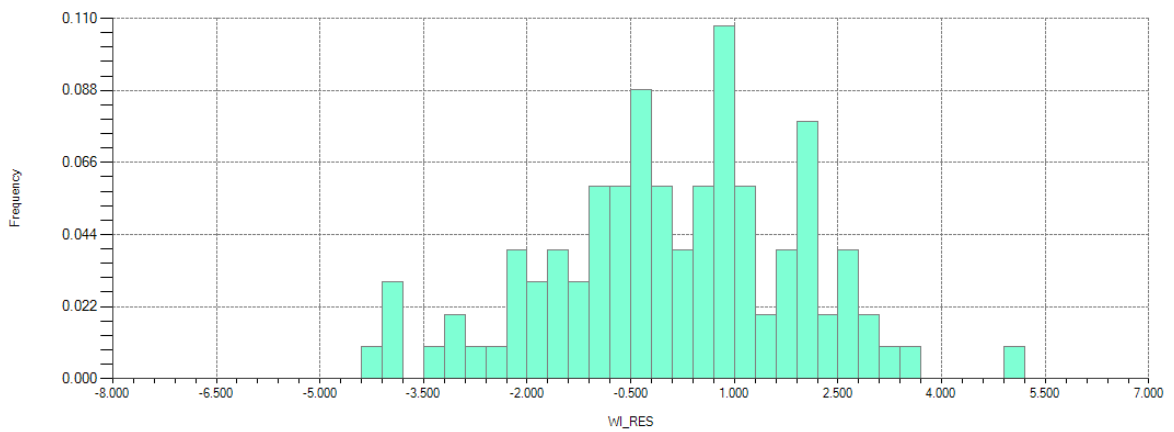


Figura A 126: Histograma residuos BWi para cokriging. $Is_{50}<1,8$. Alteración 3 (Potásica).

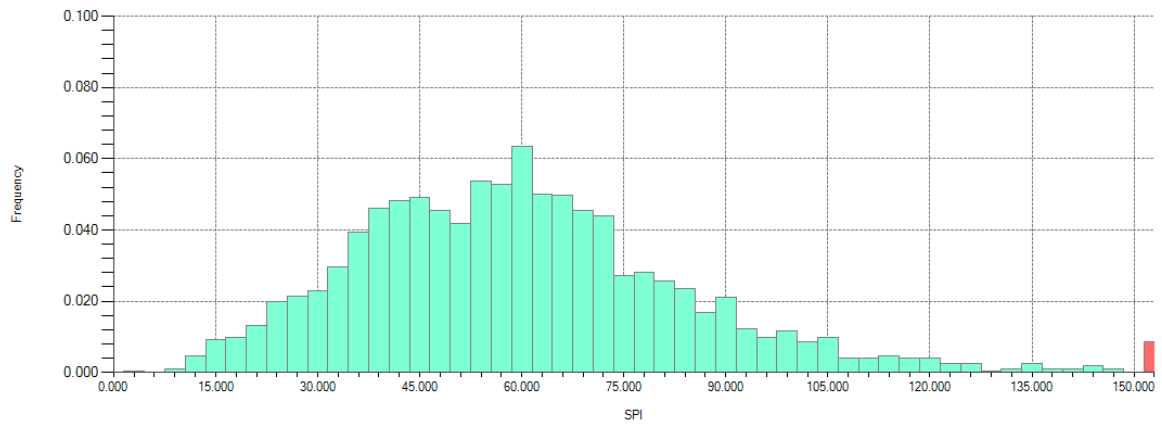


Figura A 127: Histograma datos SPI para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.

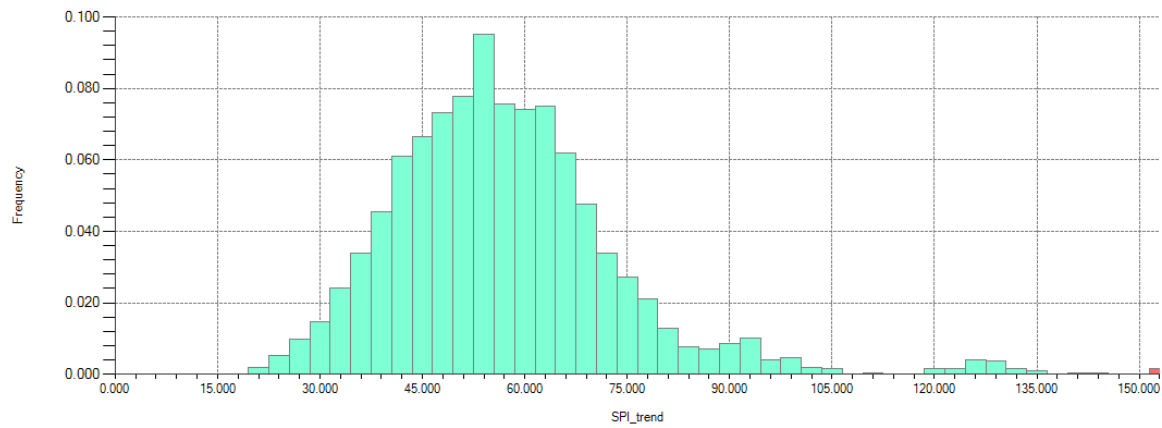


Figura A 128: Histograma valores de tendencia asociados con datos SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.

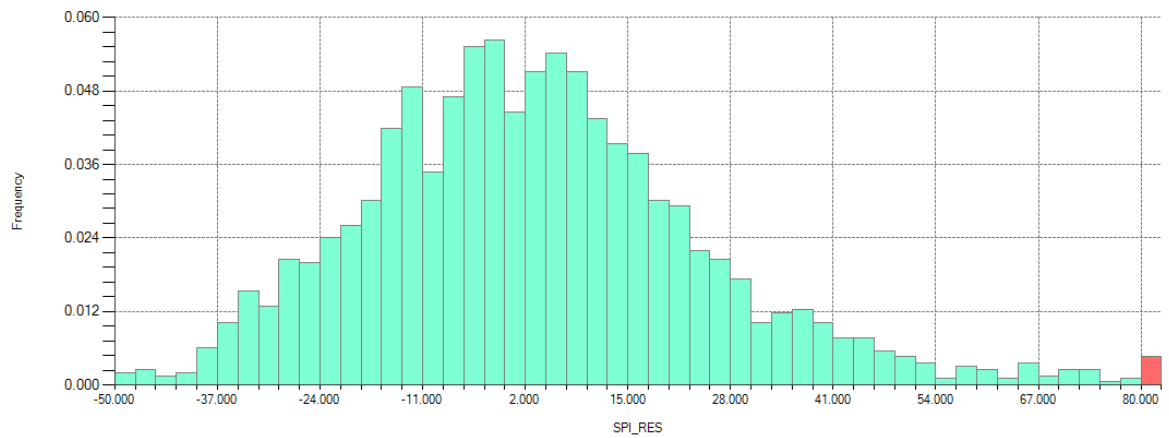


Figura A 129: Histograma residuos SPI para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.

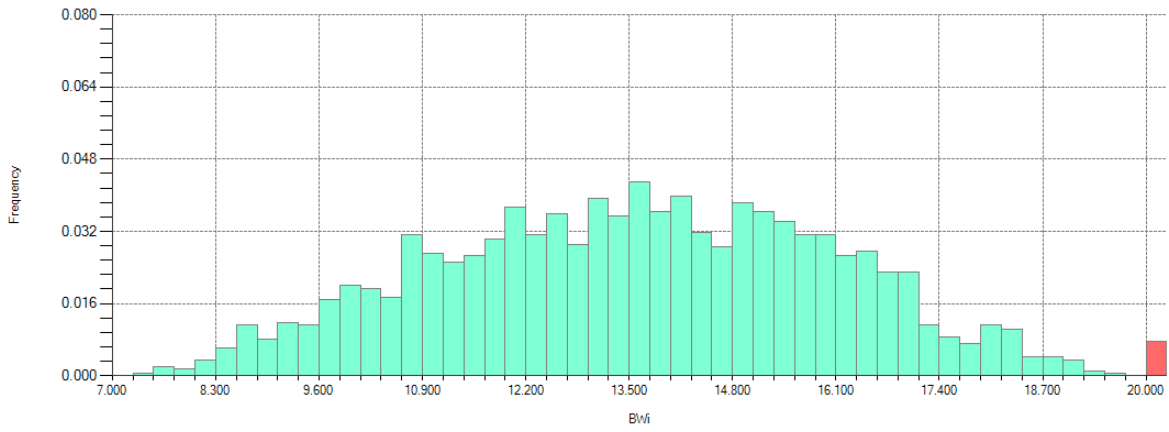


Figura A 130: Histograma datos BWi para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.

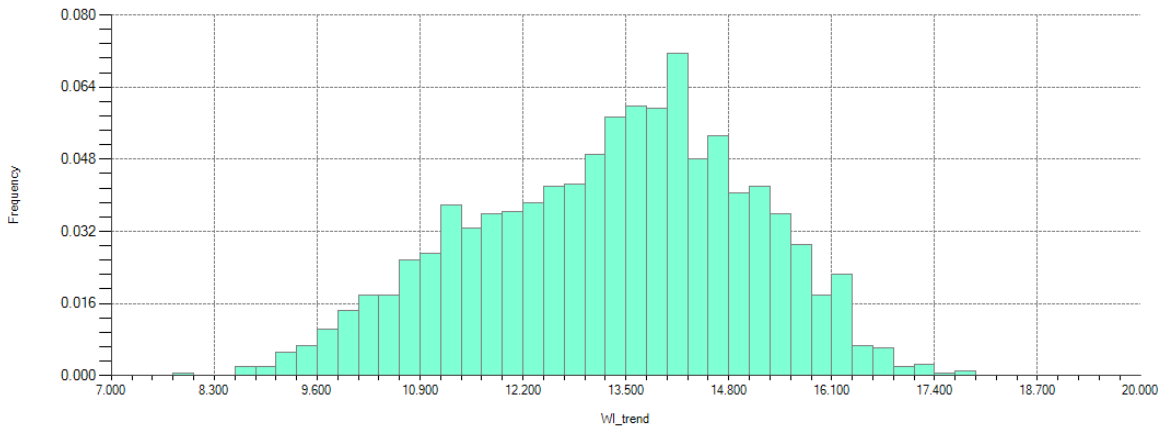


Figura A 131: Histograma valores de tendencia asociados con datos BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.

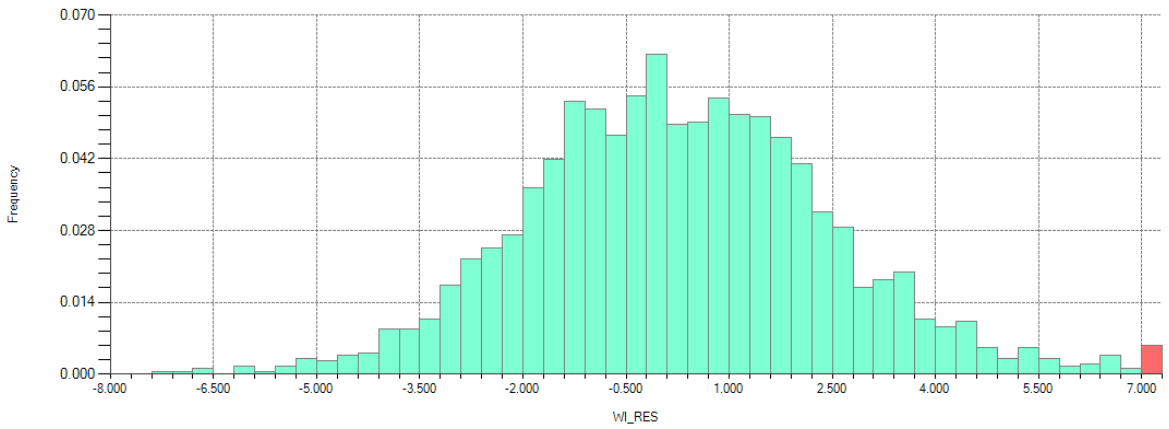


Figura A 132: Histograma residuos BWi para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.

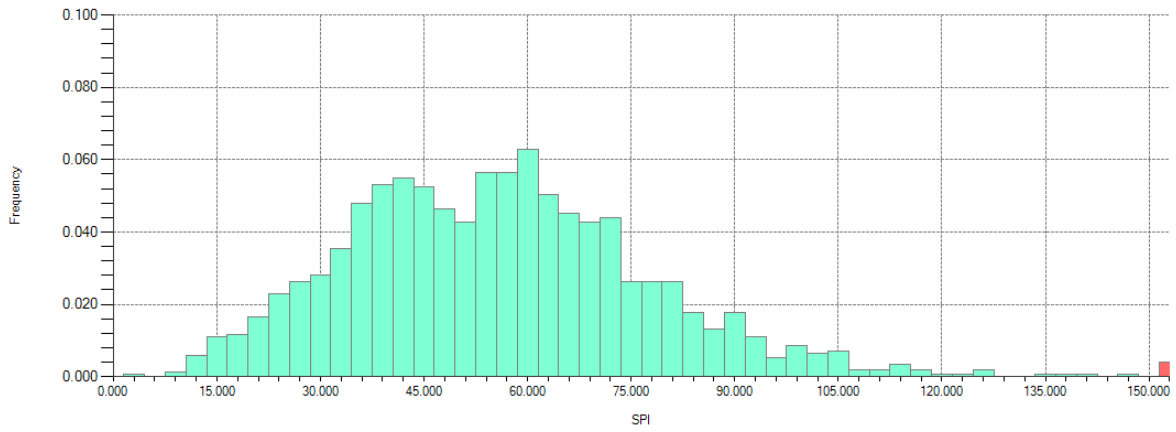


Figura A 133: Histograma datos SPI para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

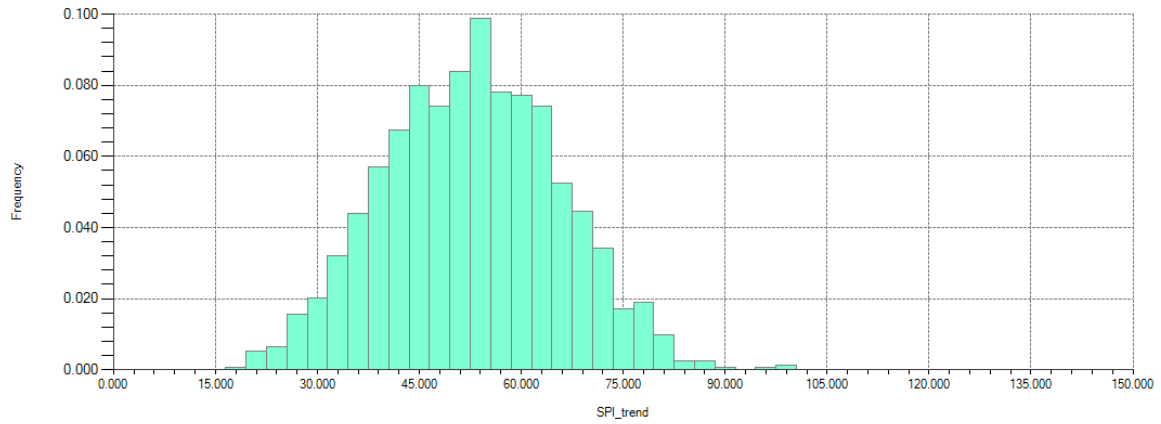


Figura A 134: Histograma valores de tendencia asociados con datos SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

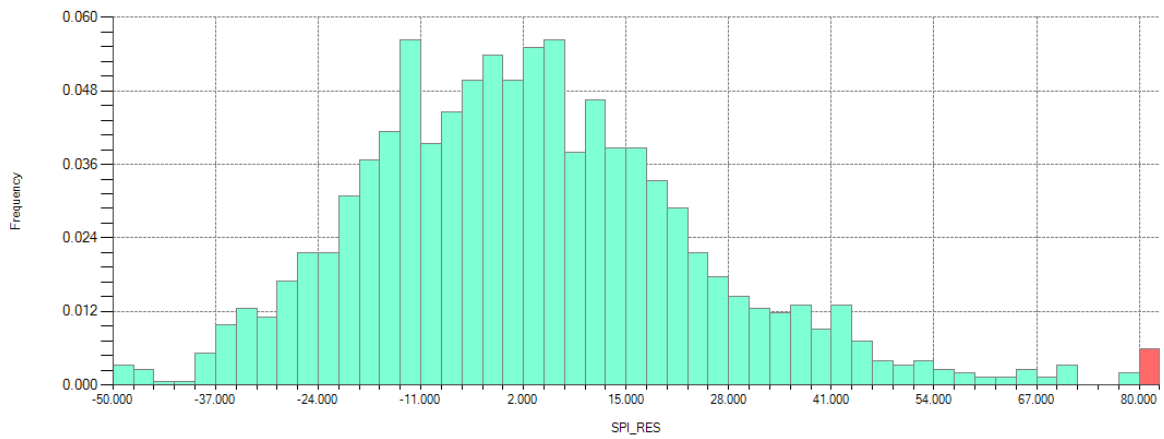


Figura A 135: Histograma residuos SPI para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

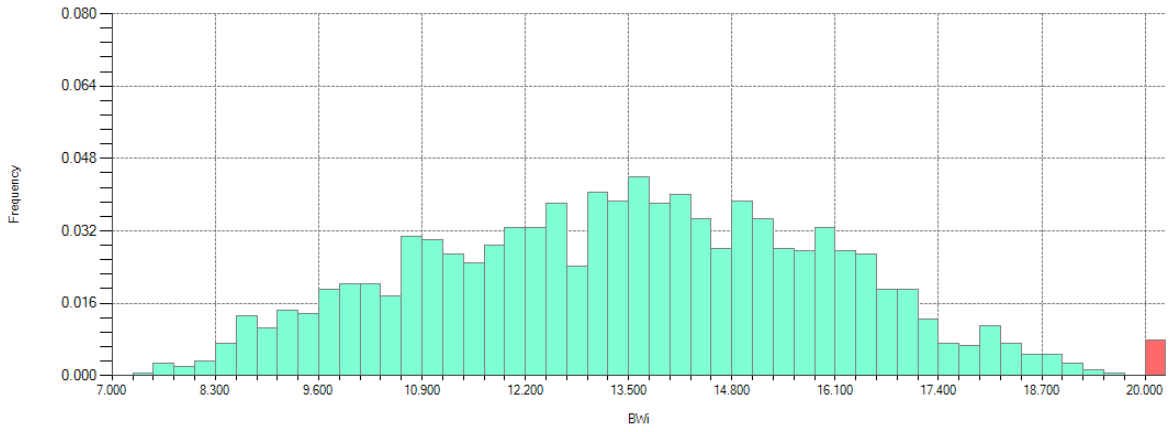


Figura A 136: Histograma datos BWi para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

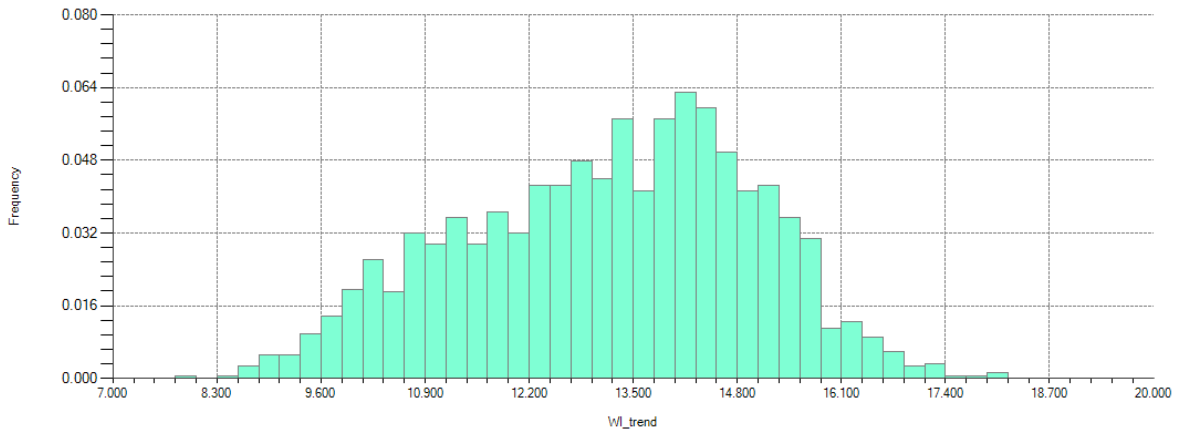


Figura A 137: Histograma valores de tendencia asociados con datos BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

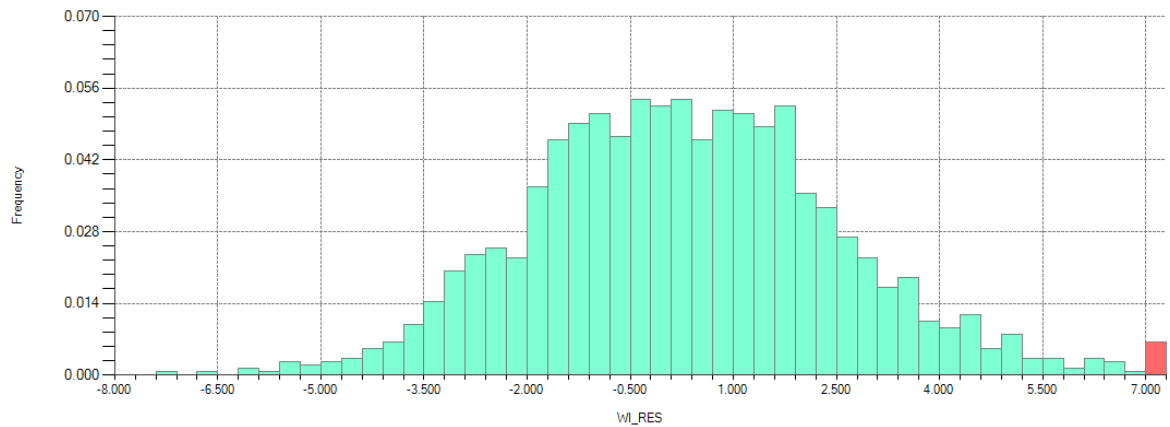


Figura A 138: Histograma residuos BWi para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

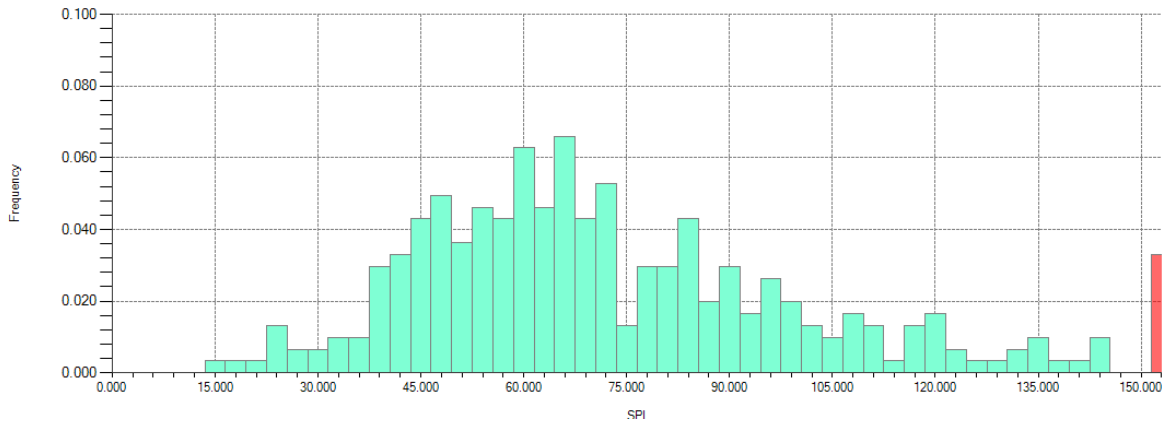


Figura A 139: Histograma datos SPI para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

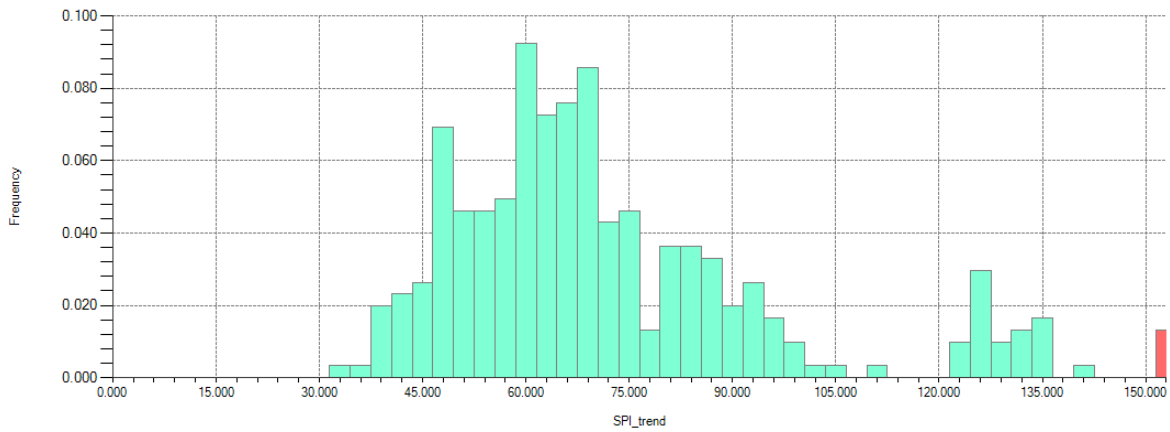


Figura A 140: Histograma valores de tendencia asociados con datos SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

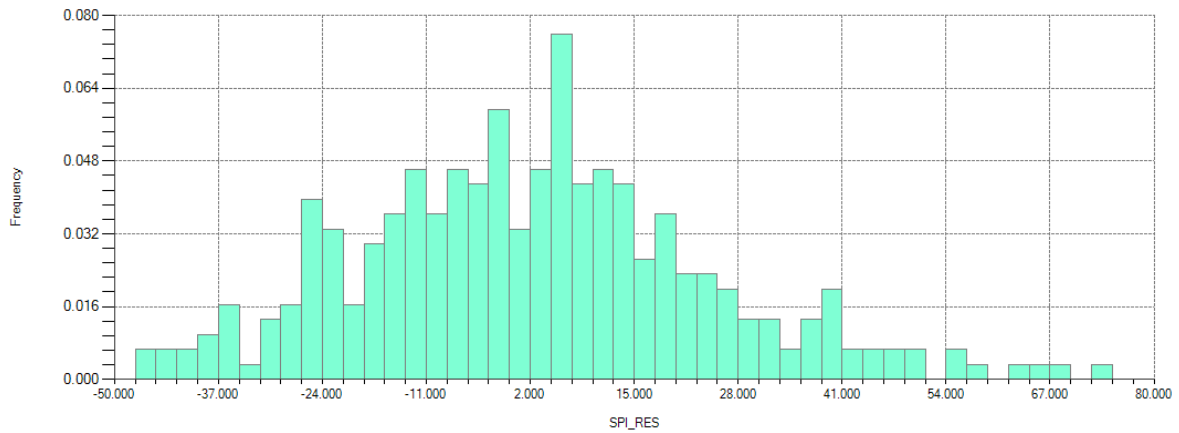


Figura A 141: Histograma residuos SPI para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

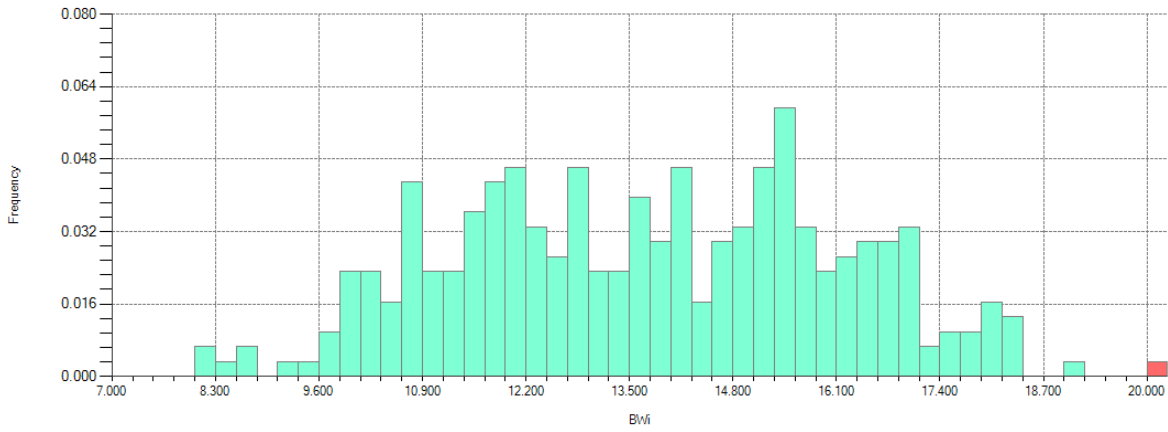


Figura A 142: Histograma datos BWi para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

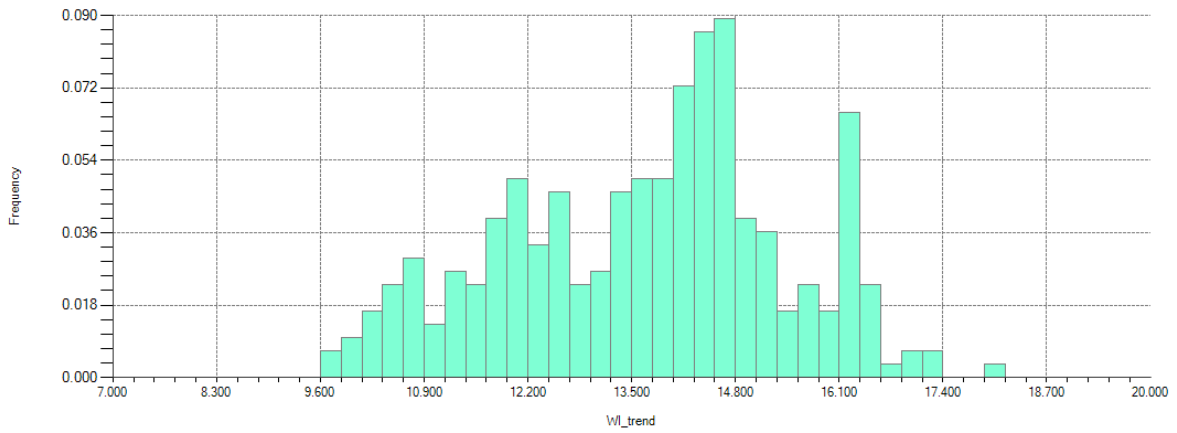


Figura A 143: Histograma valores de tendencia asociados con datos BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

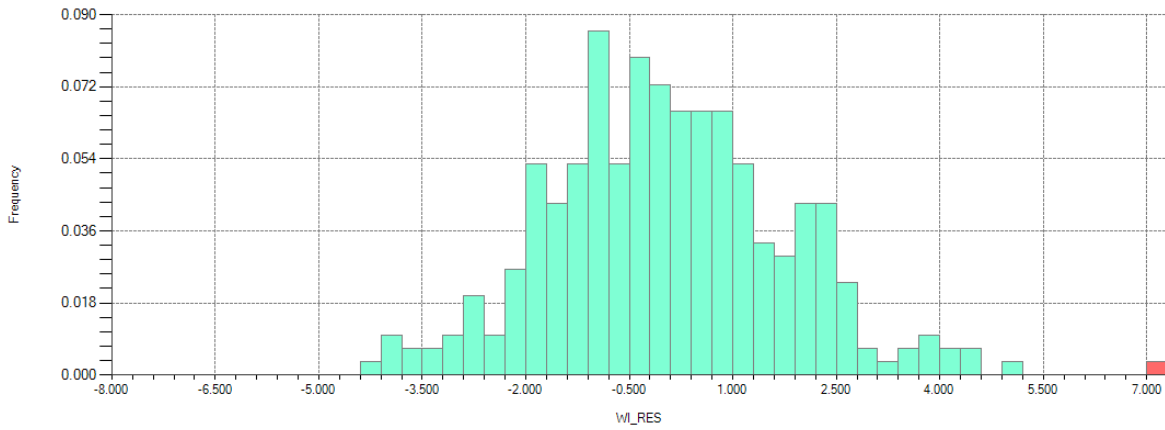


Figura A 144: Histograma residuos BWi para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

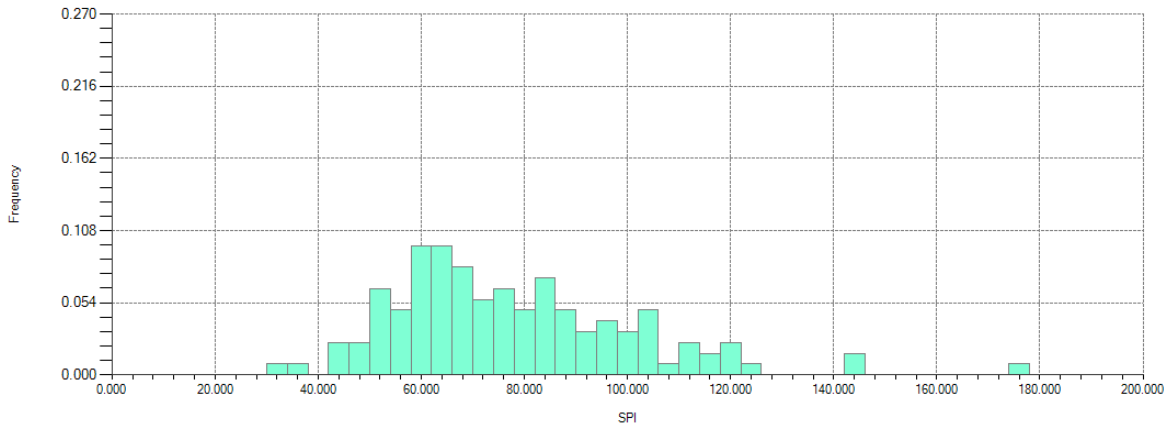


Figura A 145: Histograma datos SPI para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

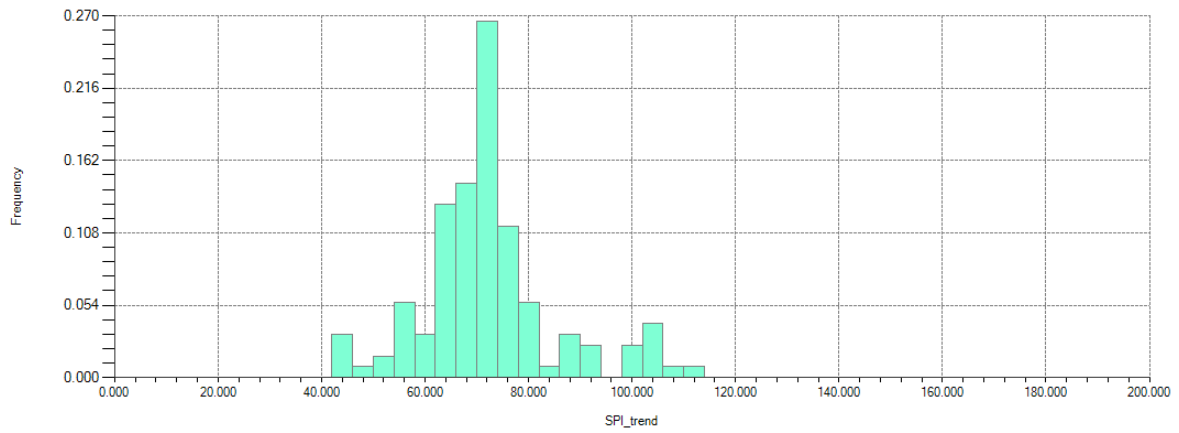


Figura A 146: Histograma datos SPI para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

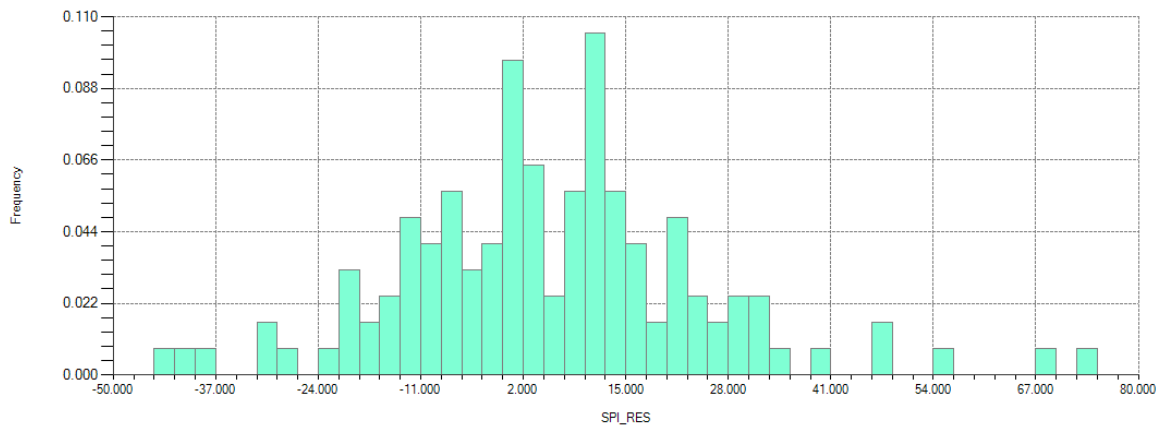


Figura A 147: Histograma residuos SPI para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

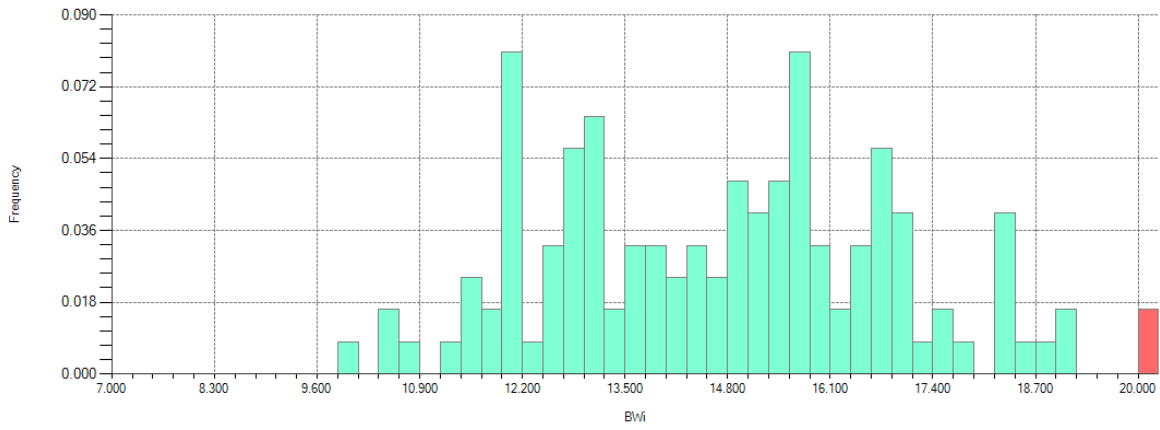


Figura A 148: Histograma datos BWi para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

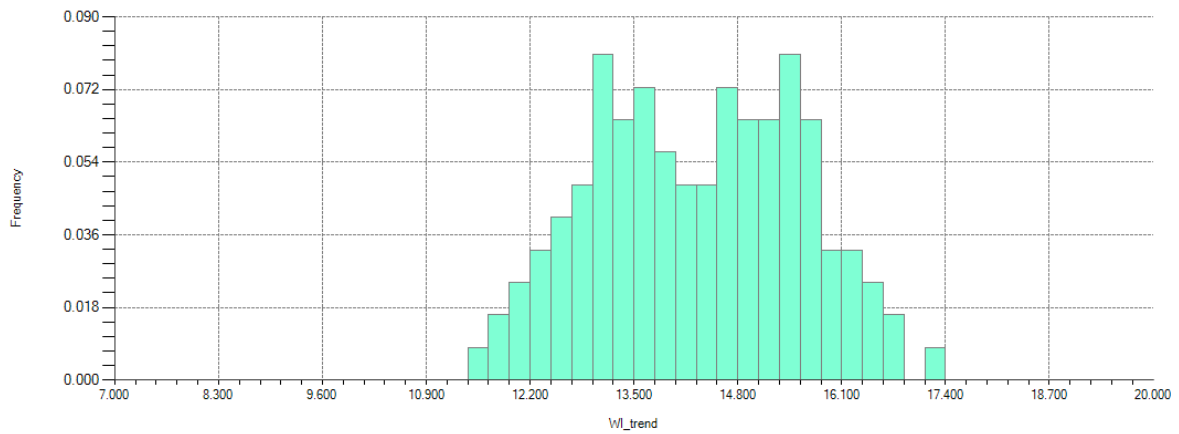


Figura A 149: Histograma datos BWi para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

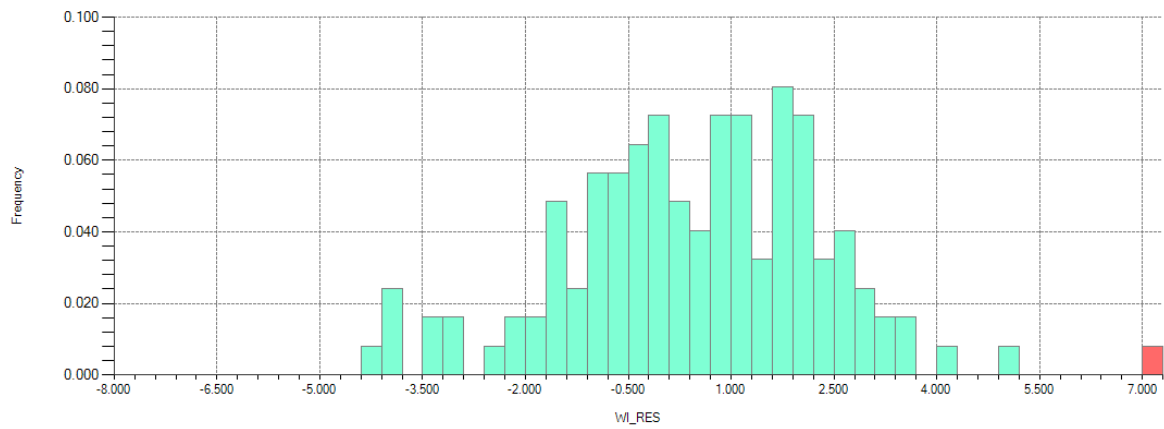


Figura A 150: Histograma residuos BWi para cokriging. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

A.10 Mapas variográficos residuos

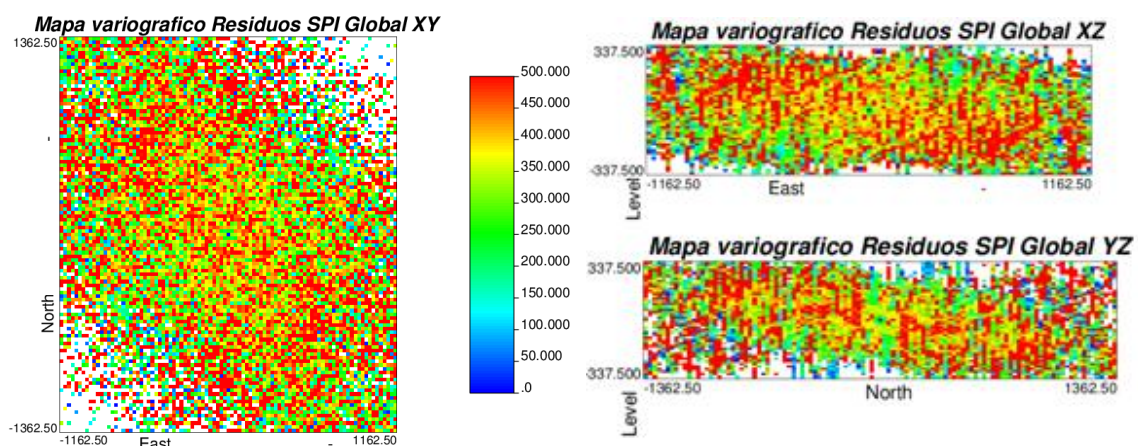


Figura A 151: Mapas variográficos residuos SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global.

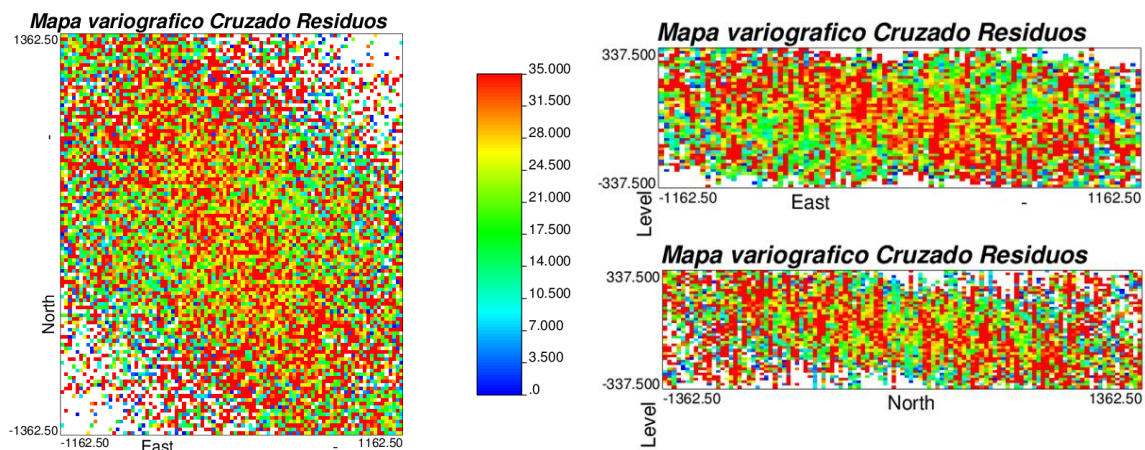


Figura A 152: Mapas variográficos cruzados residuos SPI/BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global.

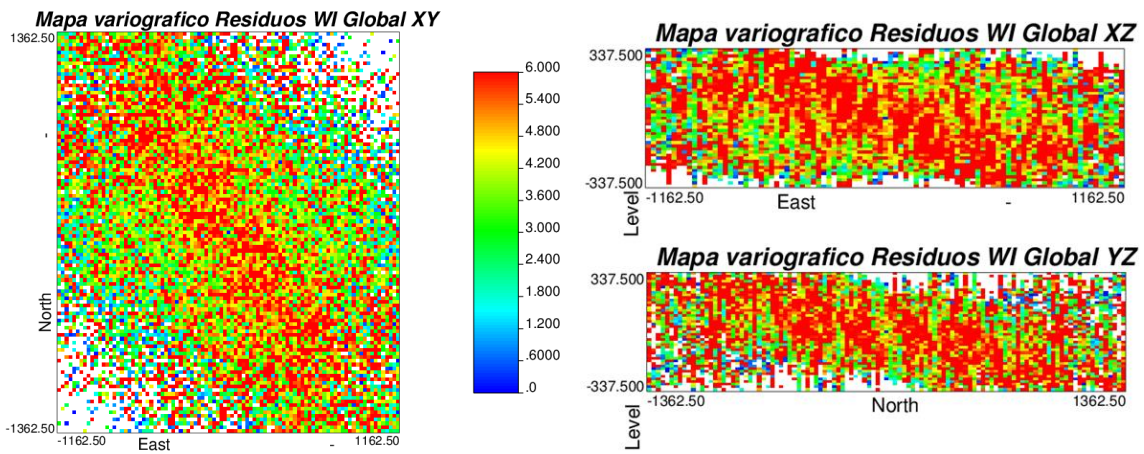


Figura A 153: Mapas variográficos residuos BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global.

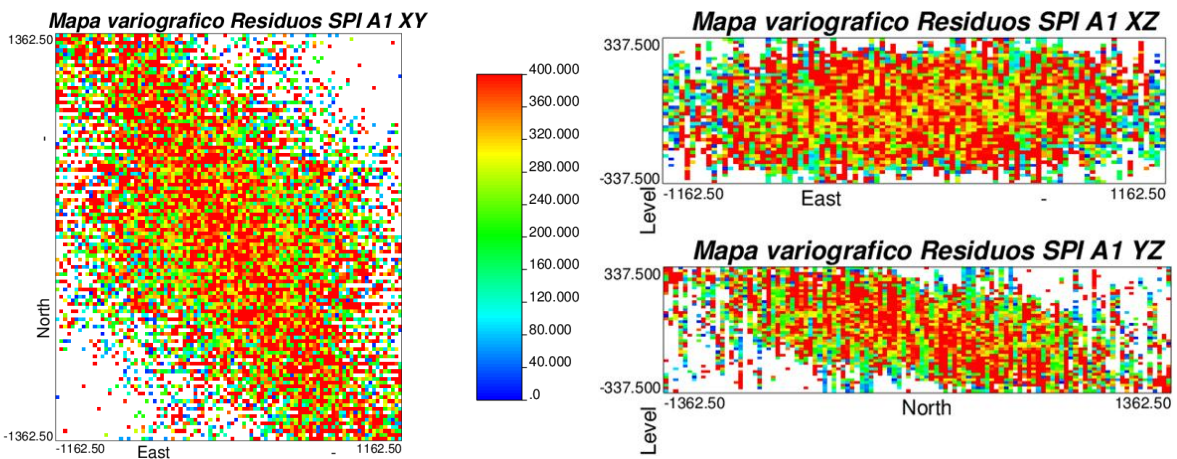


Figura A 154: Mapas variográficos residuos SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).

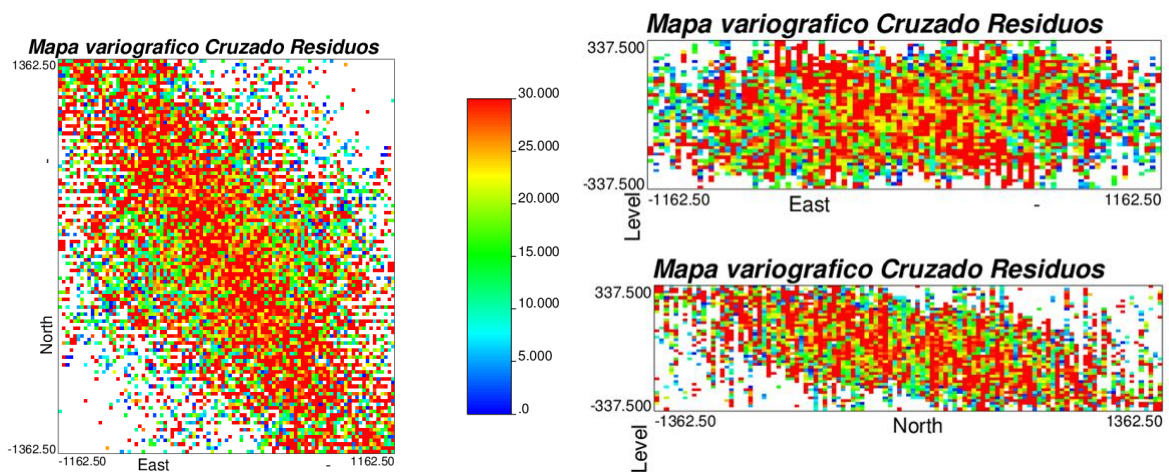


Figura A 155: Mapas variográficos cruzados residuos SPI/BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).

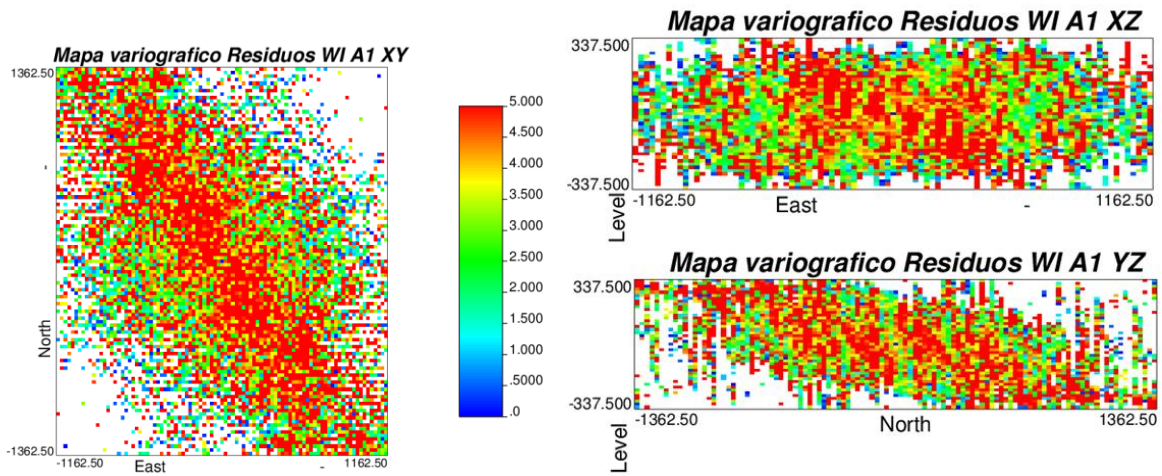


Figura A 156: Mapas variográficos residuos BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).

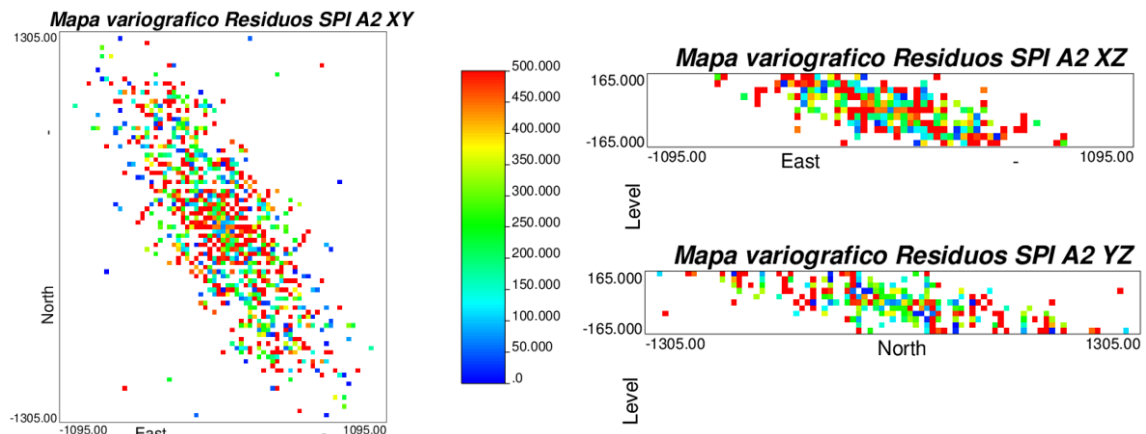


Figura A 157: Mapas variográficos residuos SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).

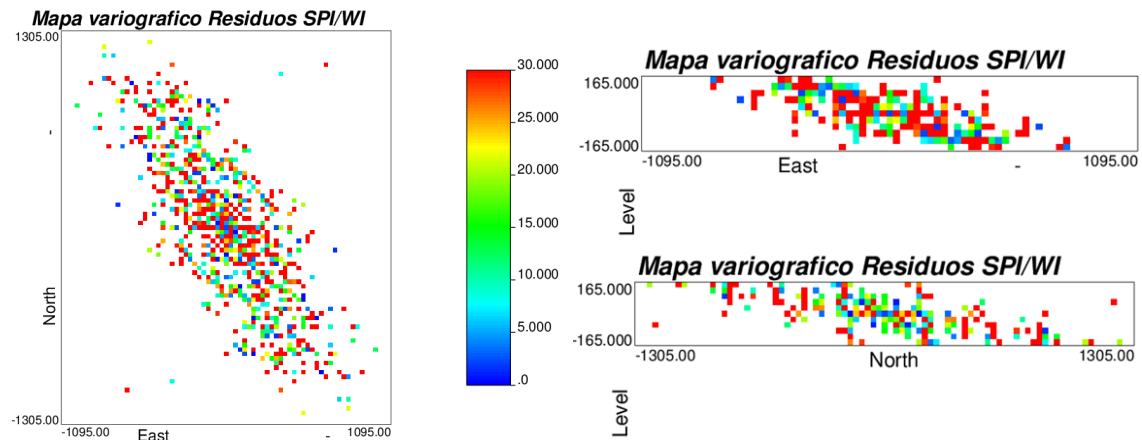


Figura A 158: Mapas variográficos cruzados residuos SPI/BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).

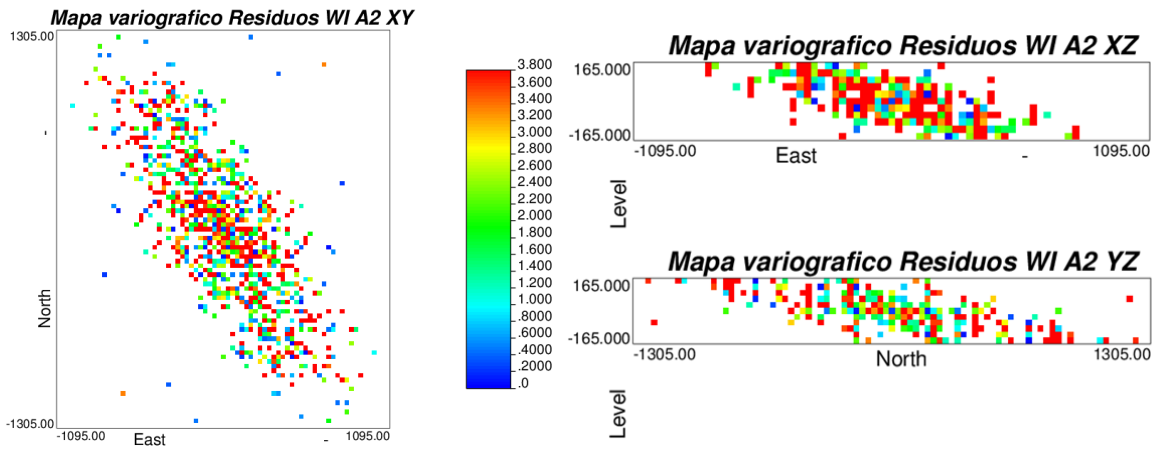


Figura A 159: Mapas variográficos residuos BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).

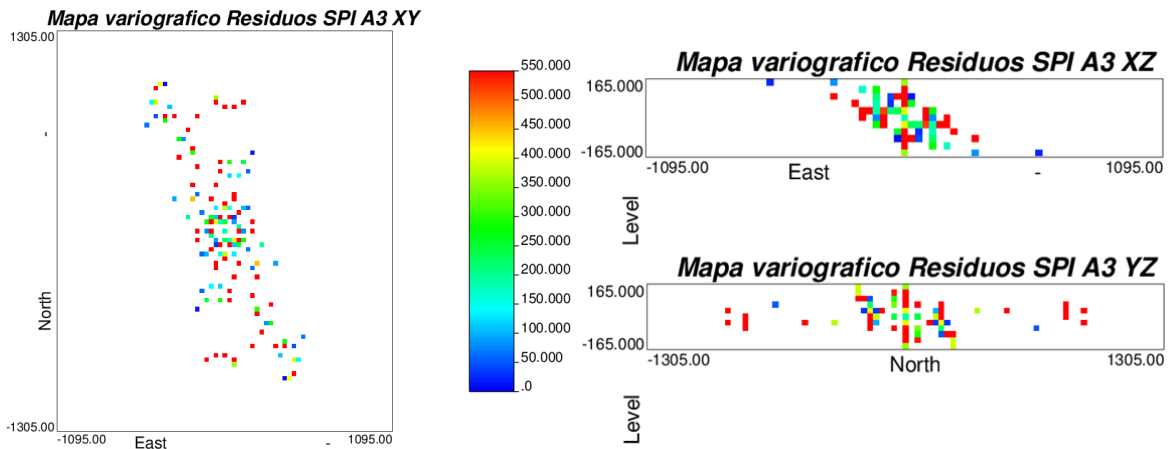


Figura A 160: Mapas variográficos residuos SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

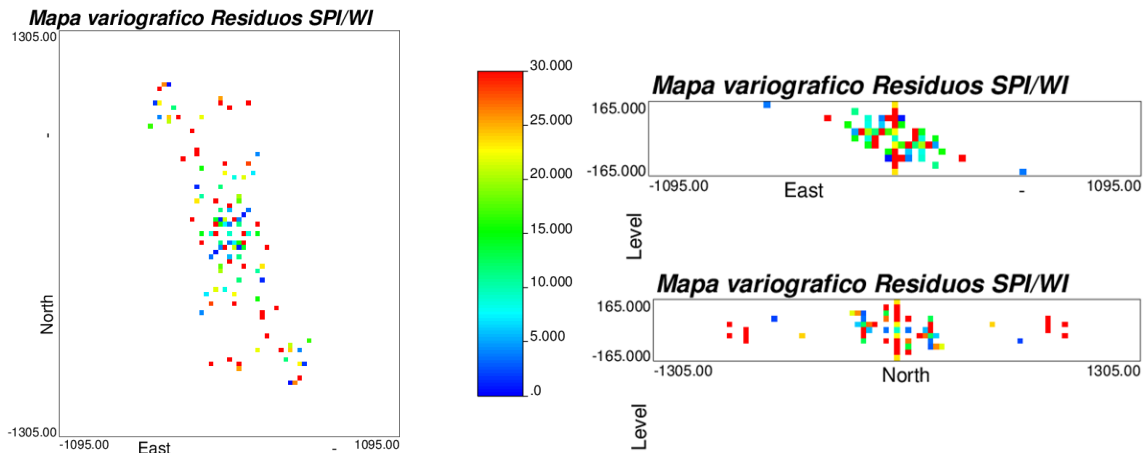


Figura A 161: Mapas variográficos cruzados residuos SPI/BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

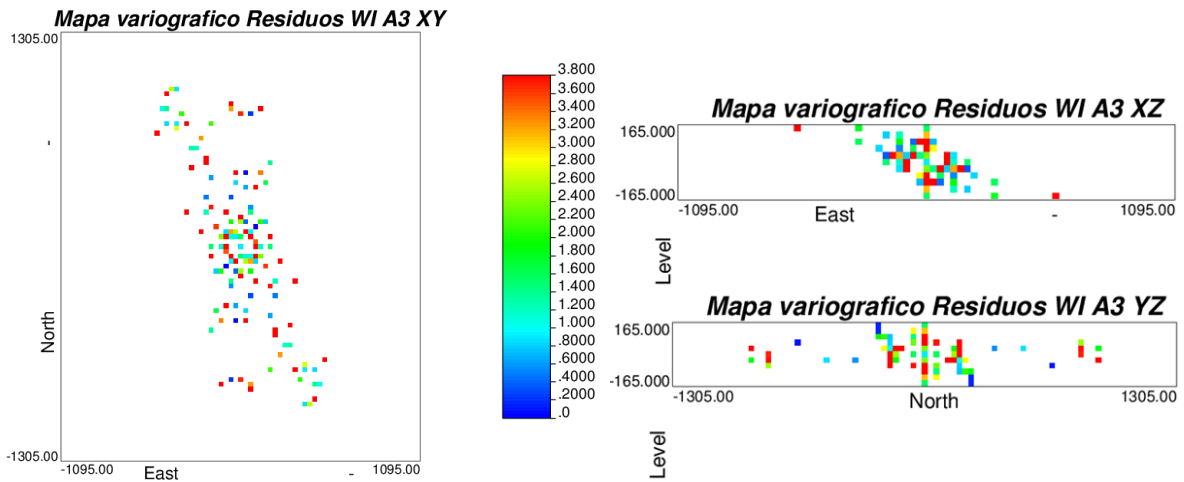


Figura A 162: Mapas variográficos residuos BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

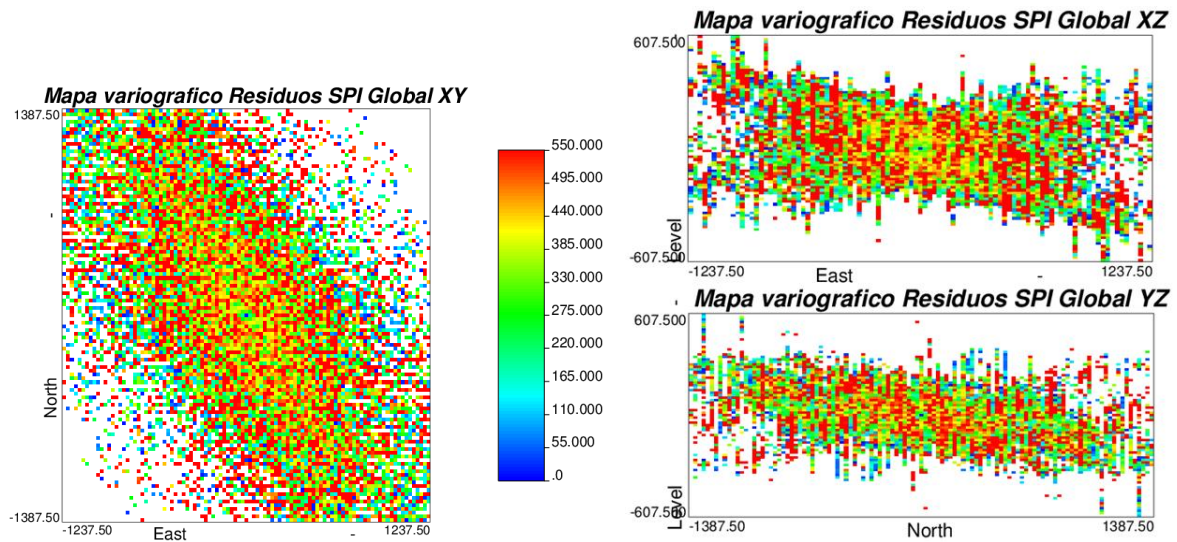


Figura A 163: Mapas variográficos residuos SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.

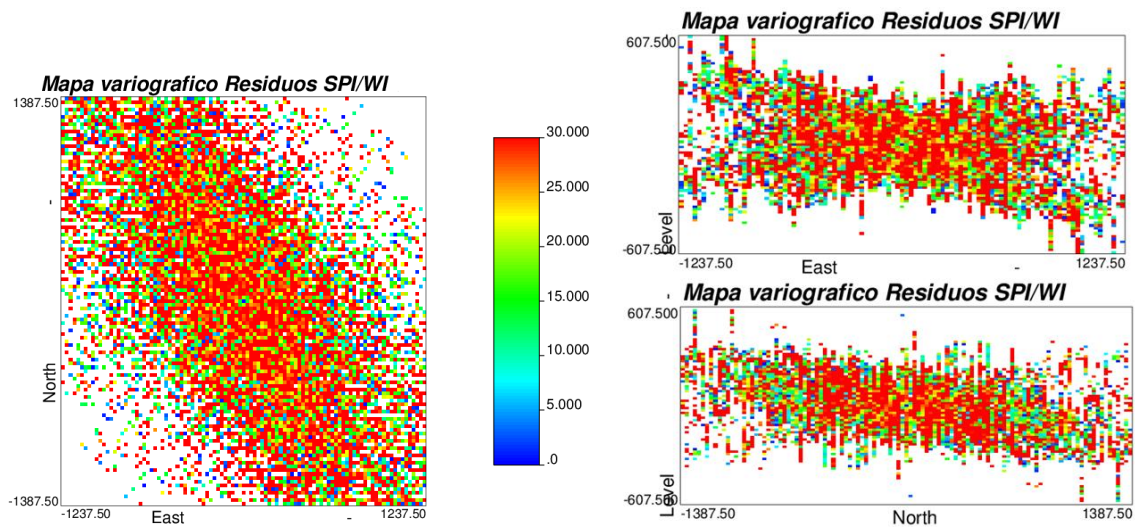


Figura A 164: Mapas variográficos cruzados residuos SPI/BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.

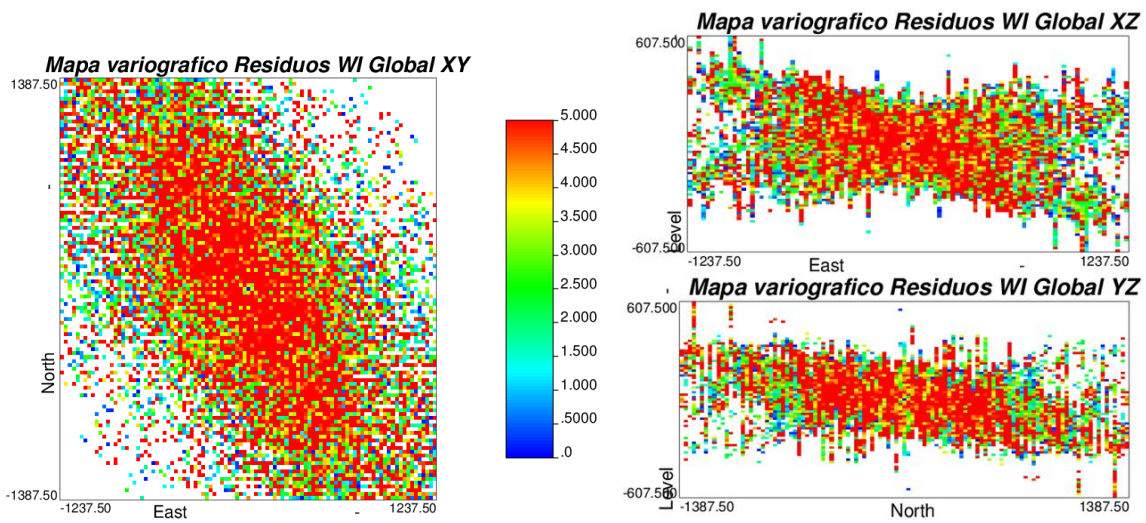


Figura A 165: Mapas variográficos residuos BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.

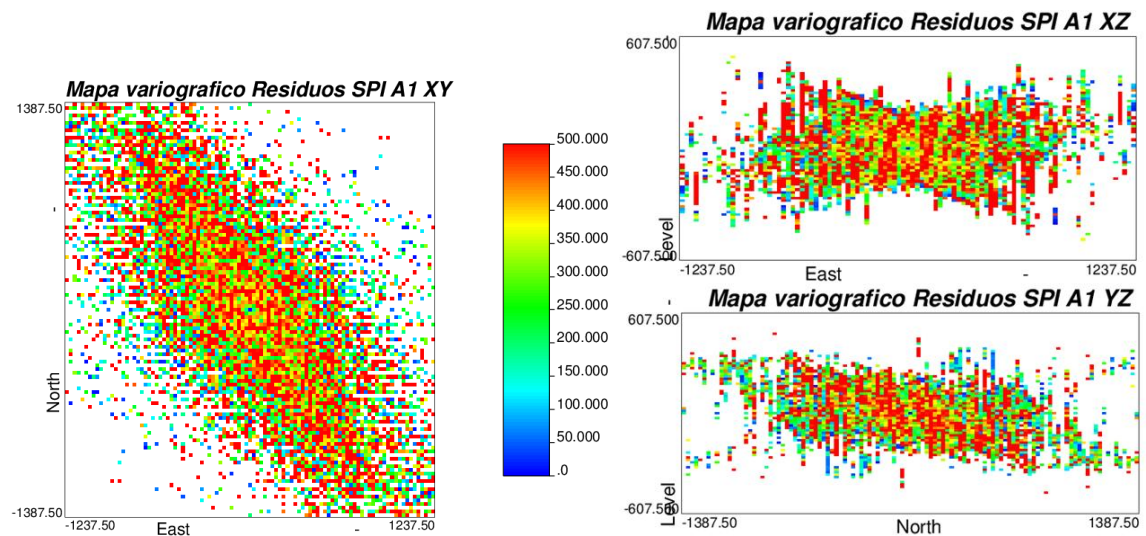


Figura A 166: Mapas variográficos residuos SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

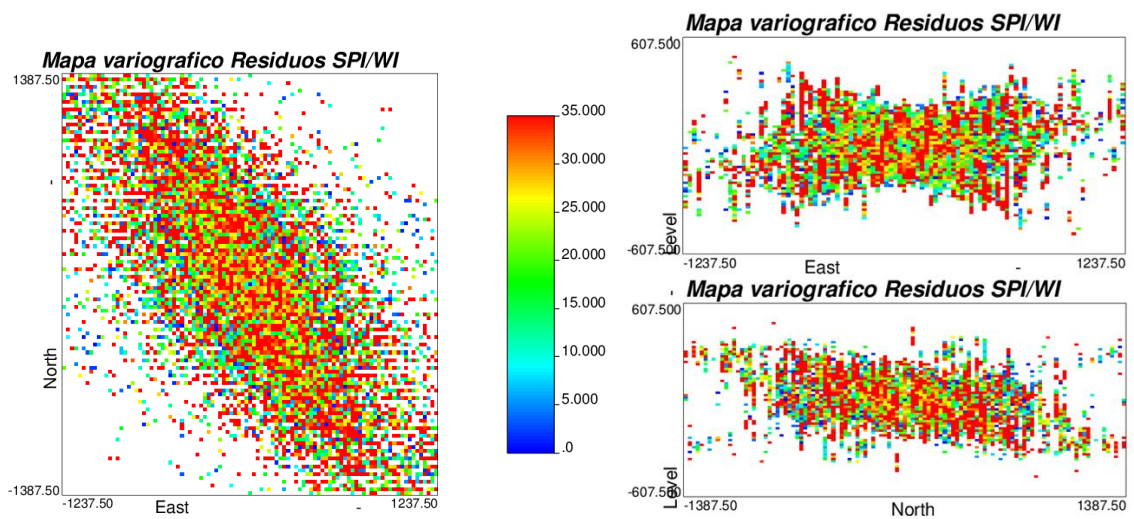


Figura A 167: Mapas variográficos cruzados residuos SPI/BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

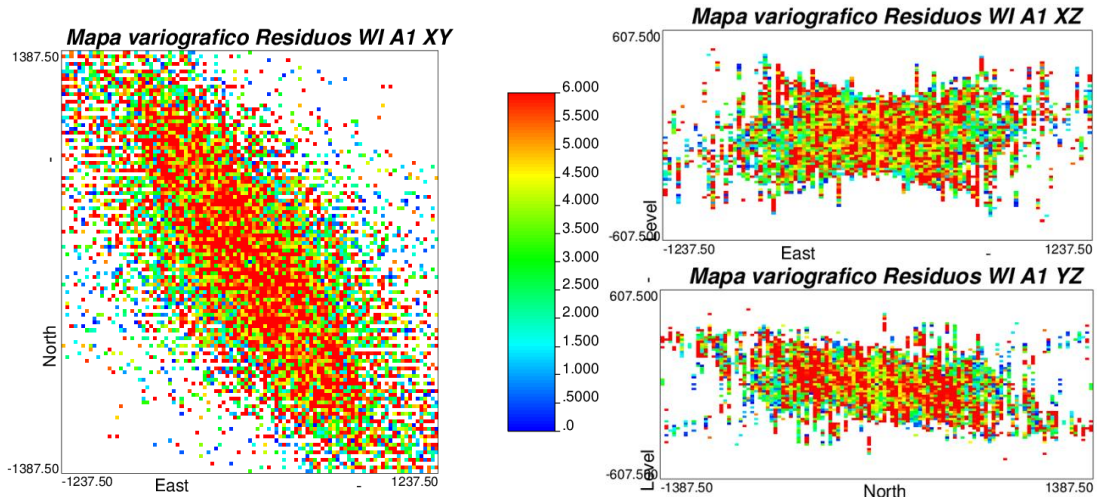


Figura A 168: Mapas variográficos residuos BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

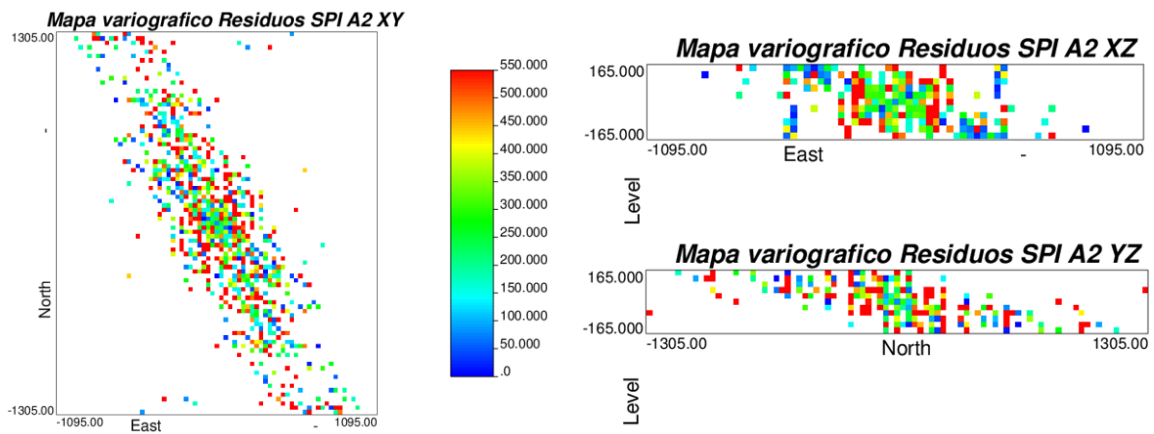


Figura A 169: Mapas variográficos residuos SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

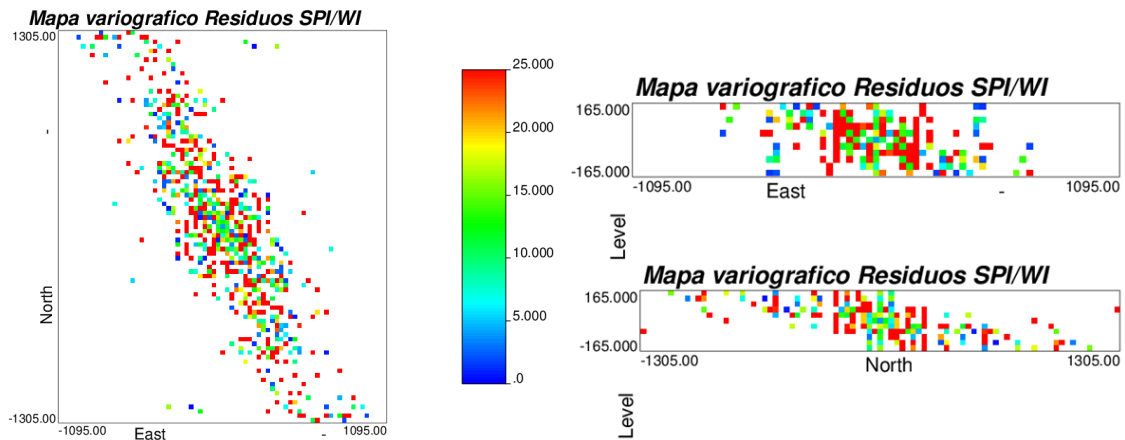


Figura A 170: Mapas variográficos cruzados residuos SPI/BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

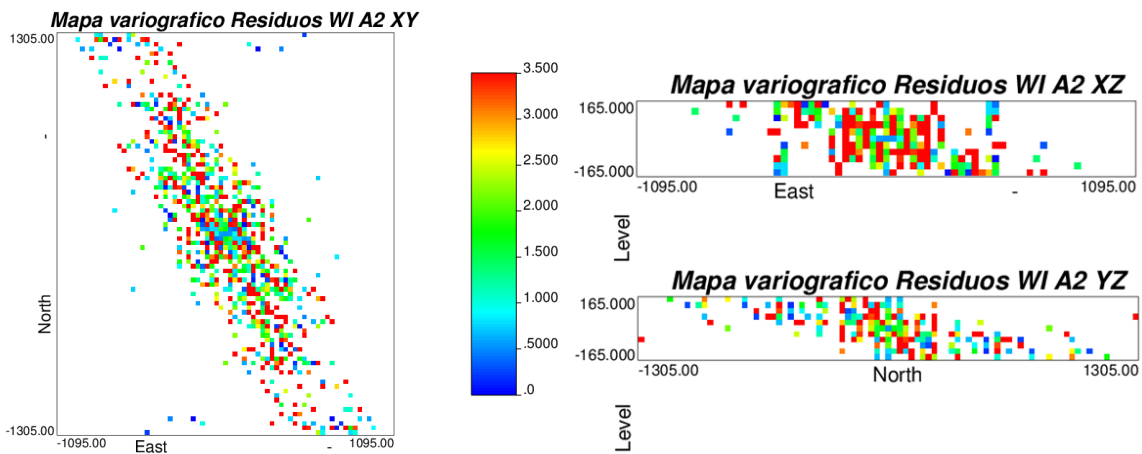


Figura A 171: Mapas variográficos residuos BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

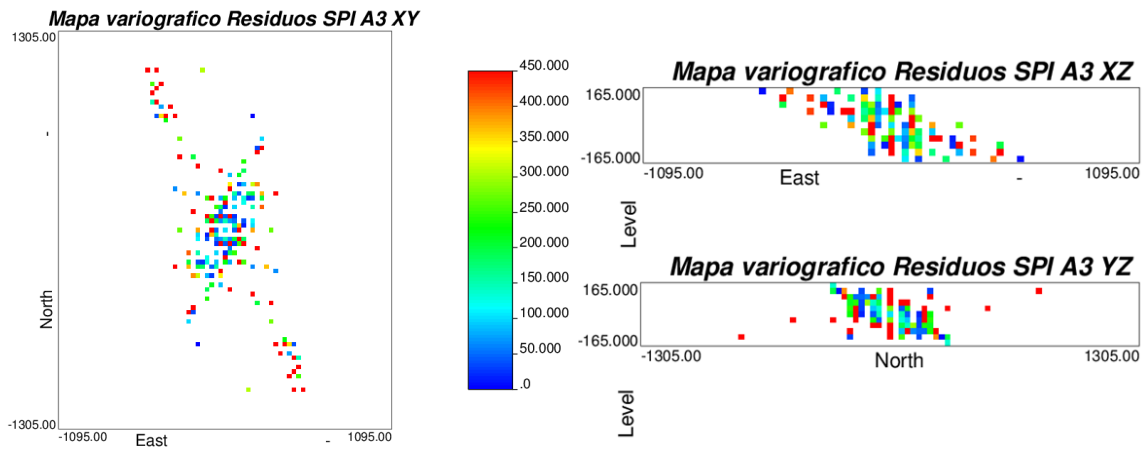


Figura A 172: Mapas variográficos residuos SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

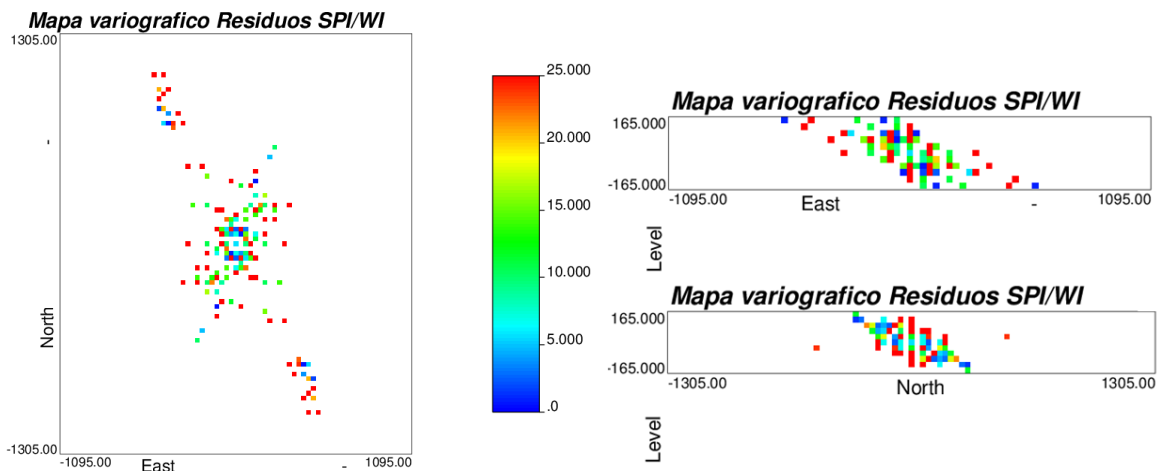


Figura A 173: Mapas variográficos cruzados residuos SPI/BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

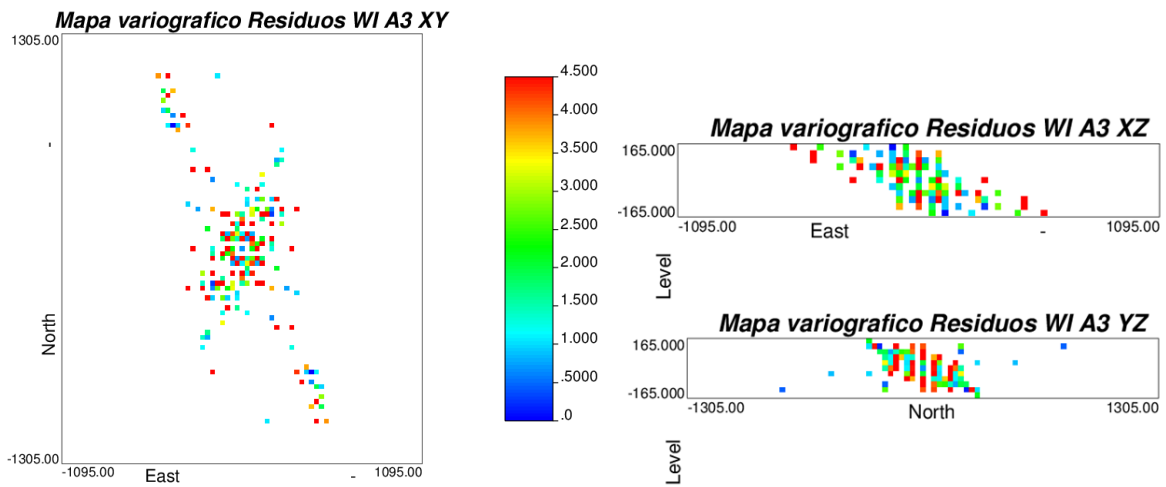


Figura A 174: Mapas variográficos residuos BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

A.11 Visualizaciones datos originales separados por PLT y por alteración

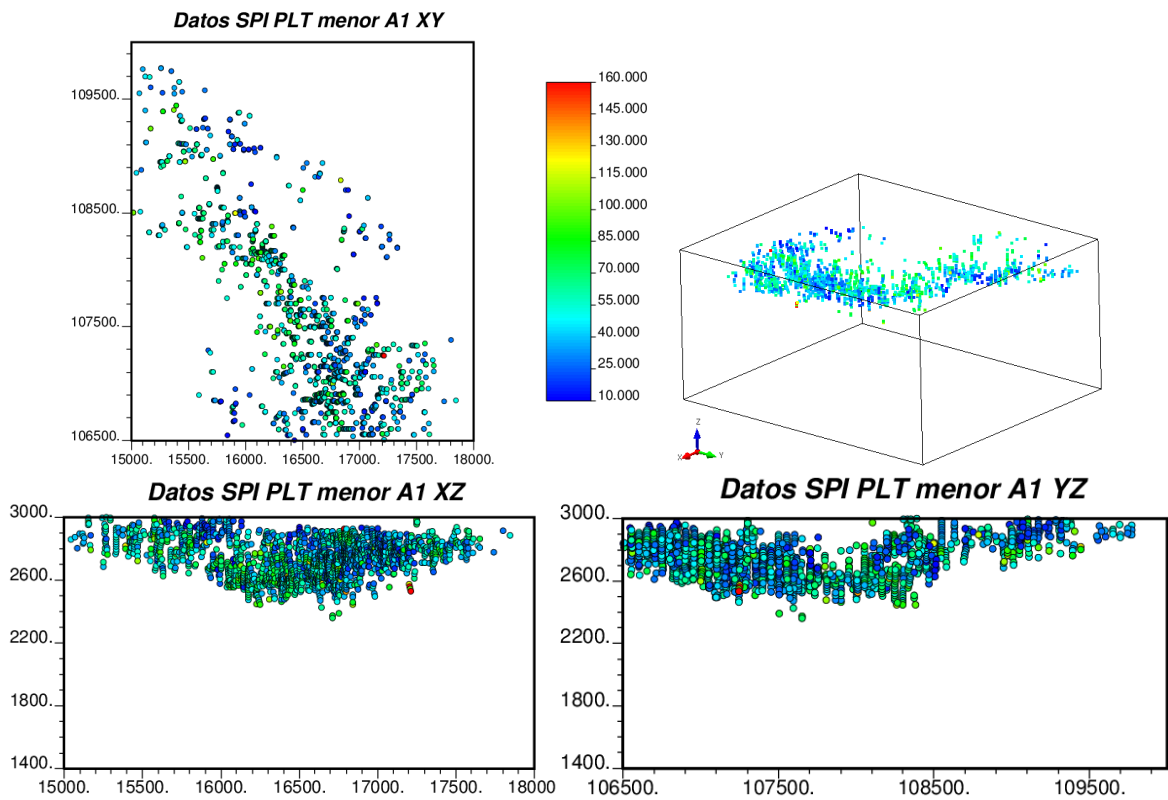


Figura A 175: Vistas espaciales SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).

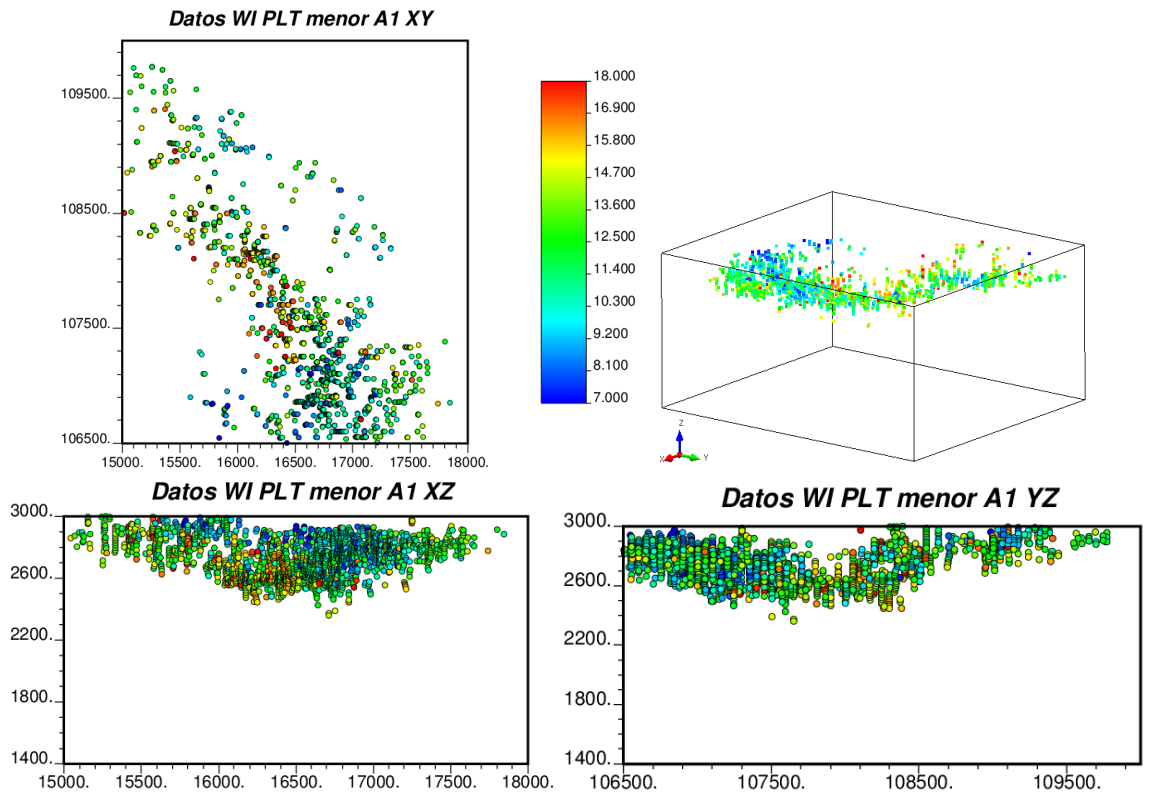


Figura A 176: Vistas espaciales BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).

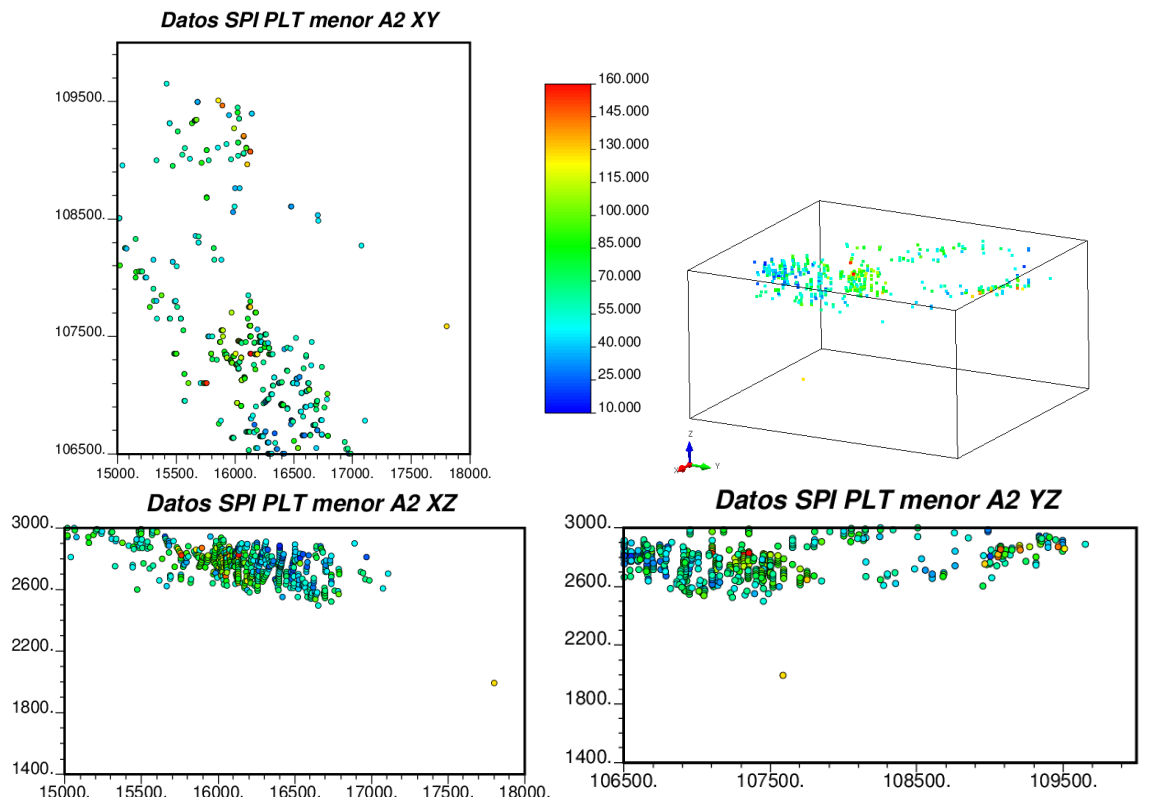


Figura A 177: Vistas espaciales SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).

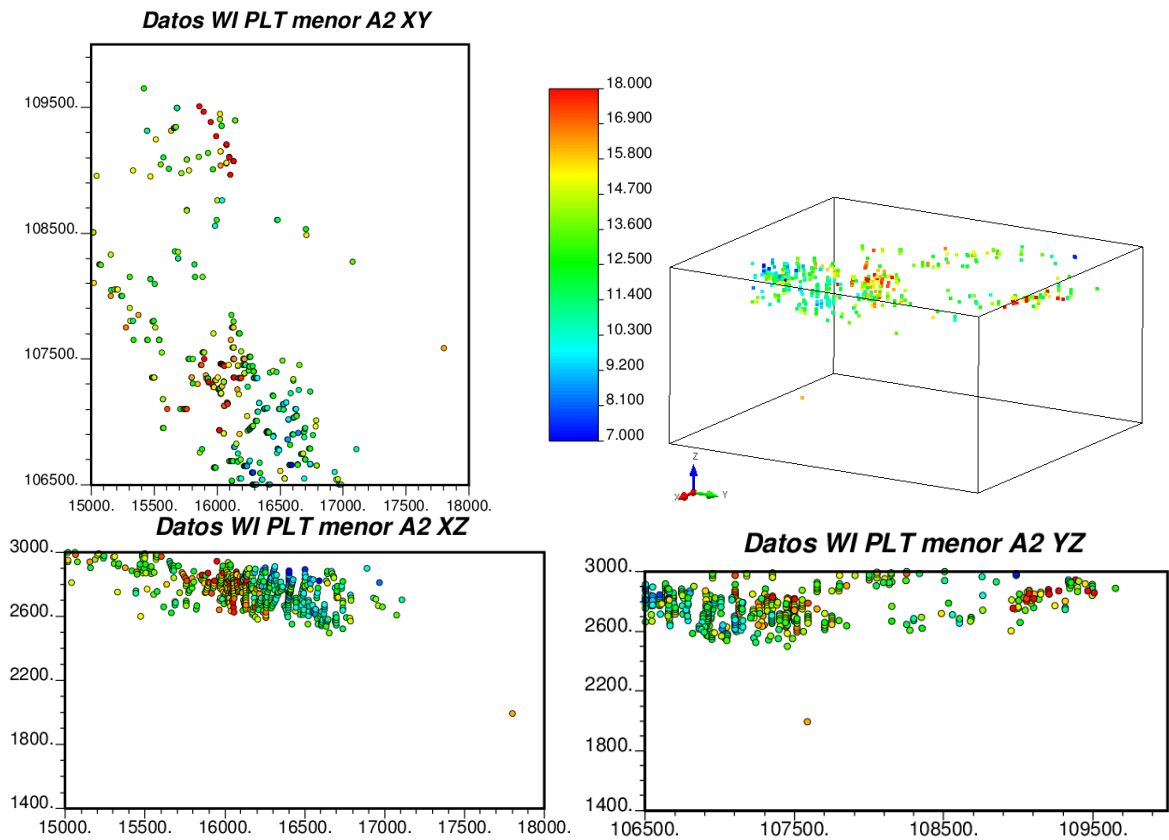


Figura A 178: Vistas espaciales BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).

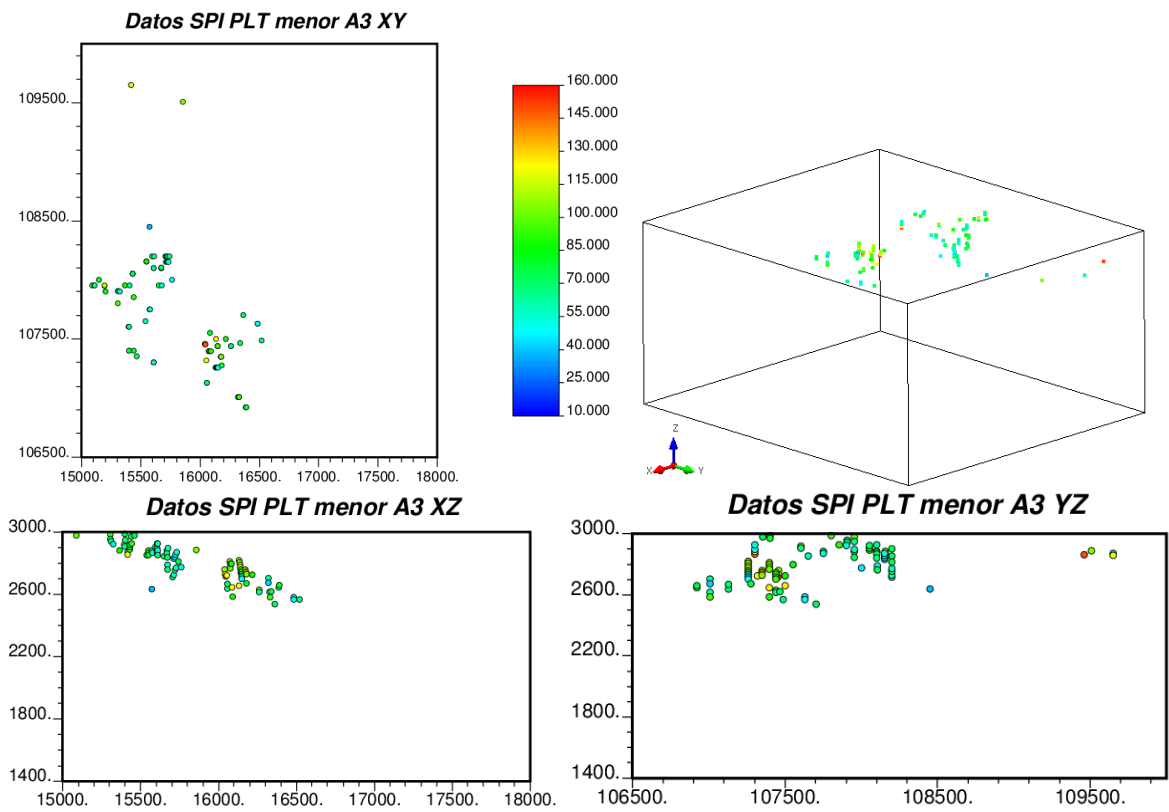


Figura A 179: Vistas espaciales SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

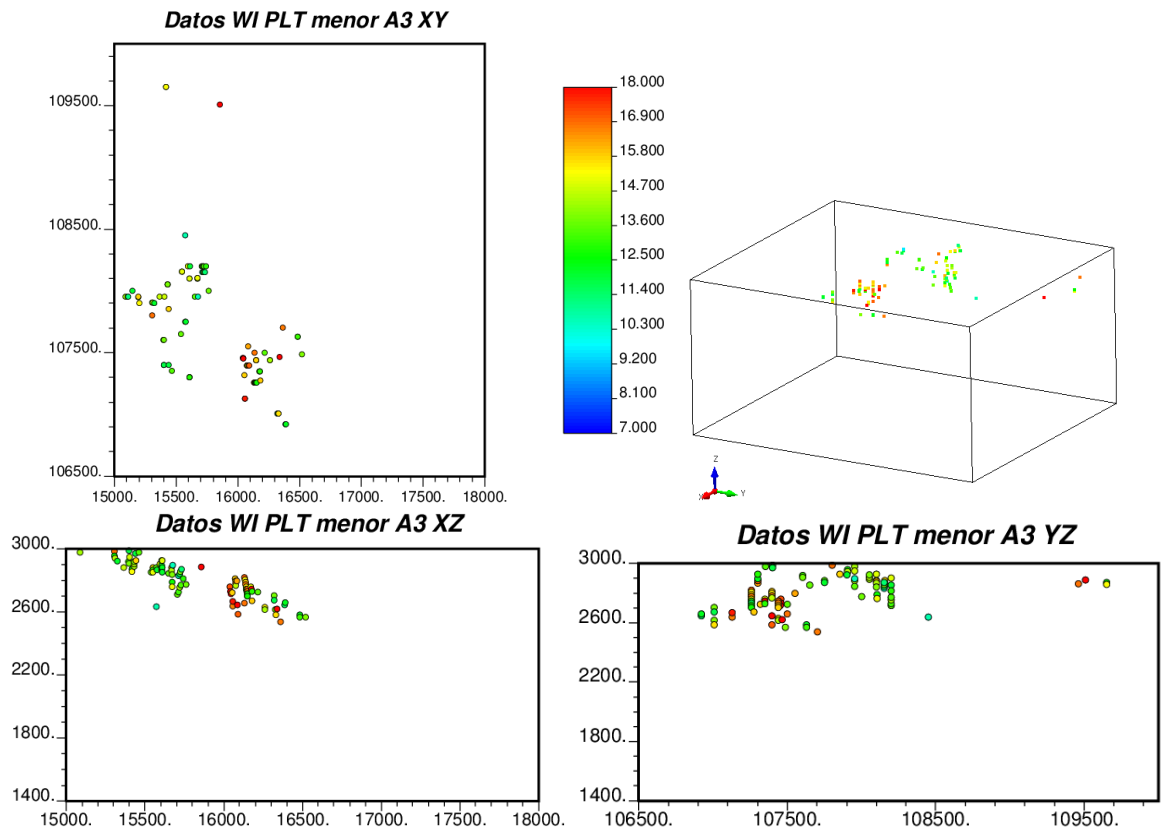


Figura A 180: Vistas espaciales BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

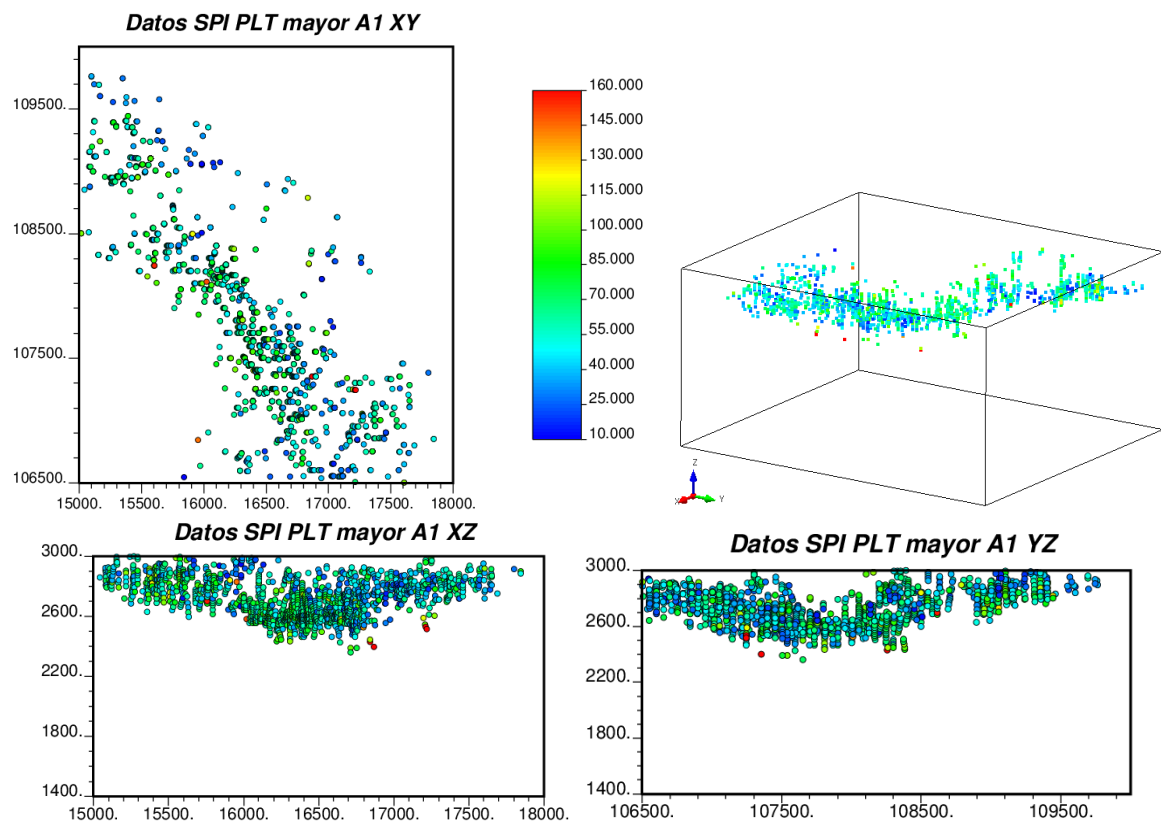


Figura A 181: Vistas espaciales SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

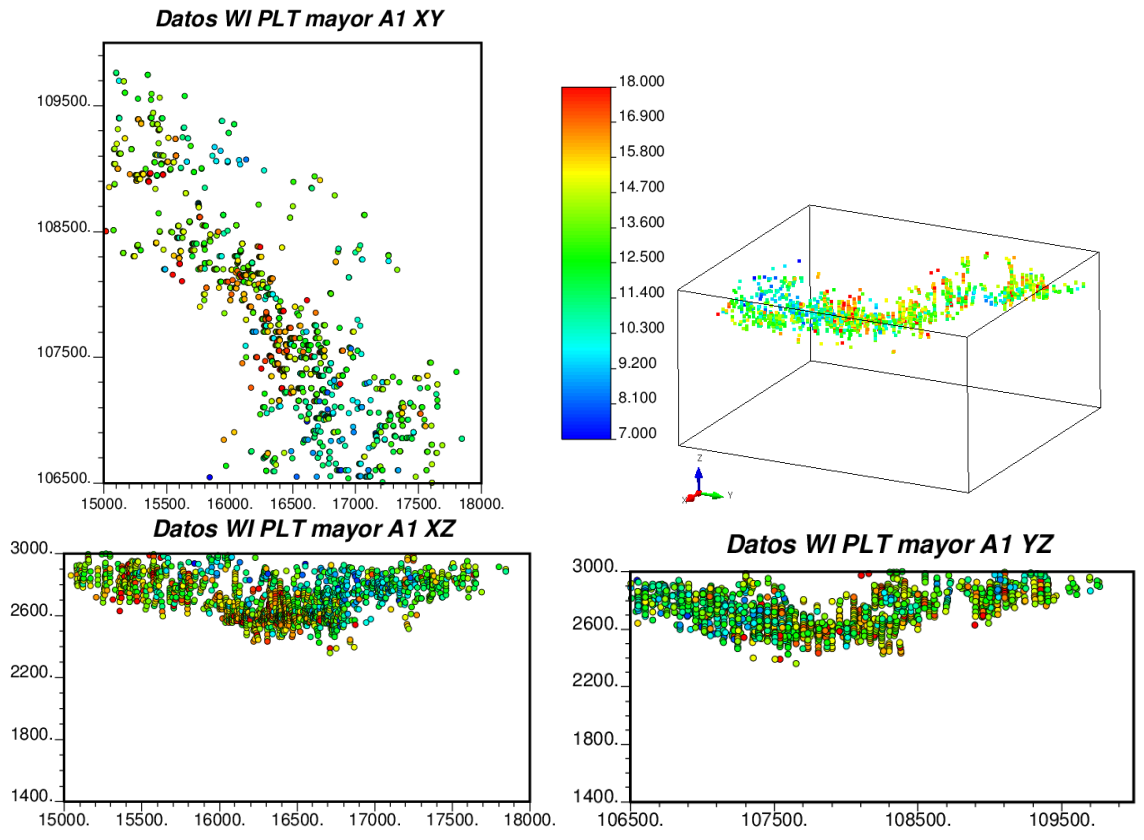


Figura A 182: Vistas espaciales BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

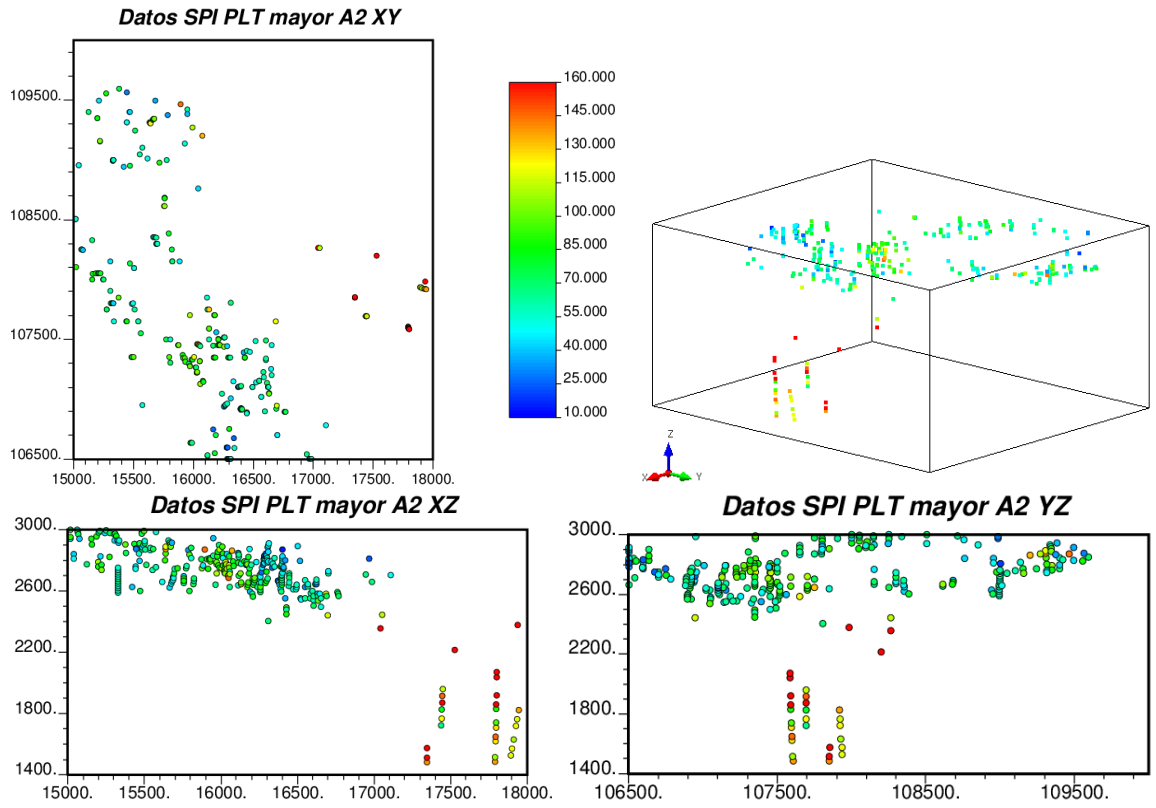


Figura A 183: Vistas espaciales SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

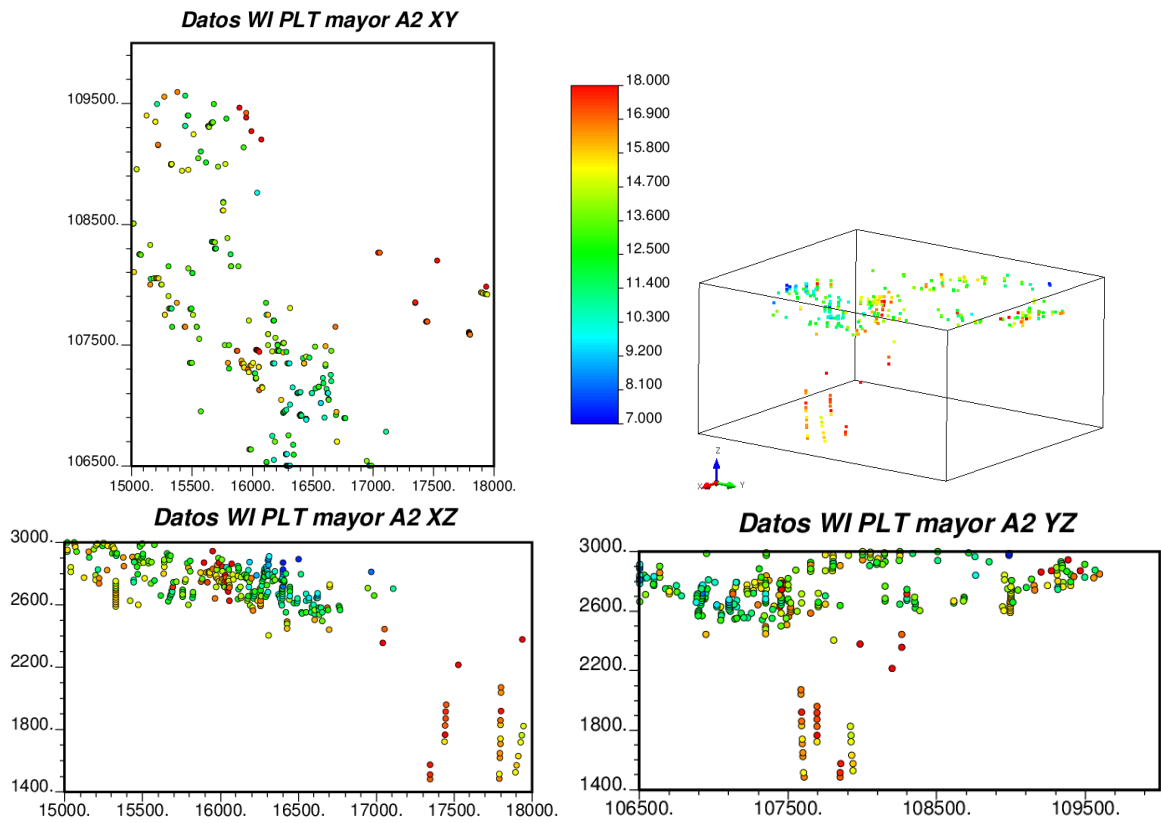


Figura A 184: Vistas espaciales BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

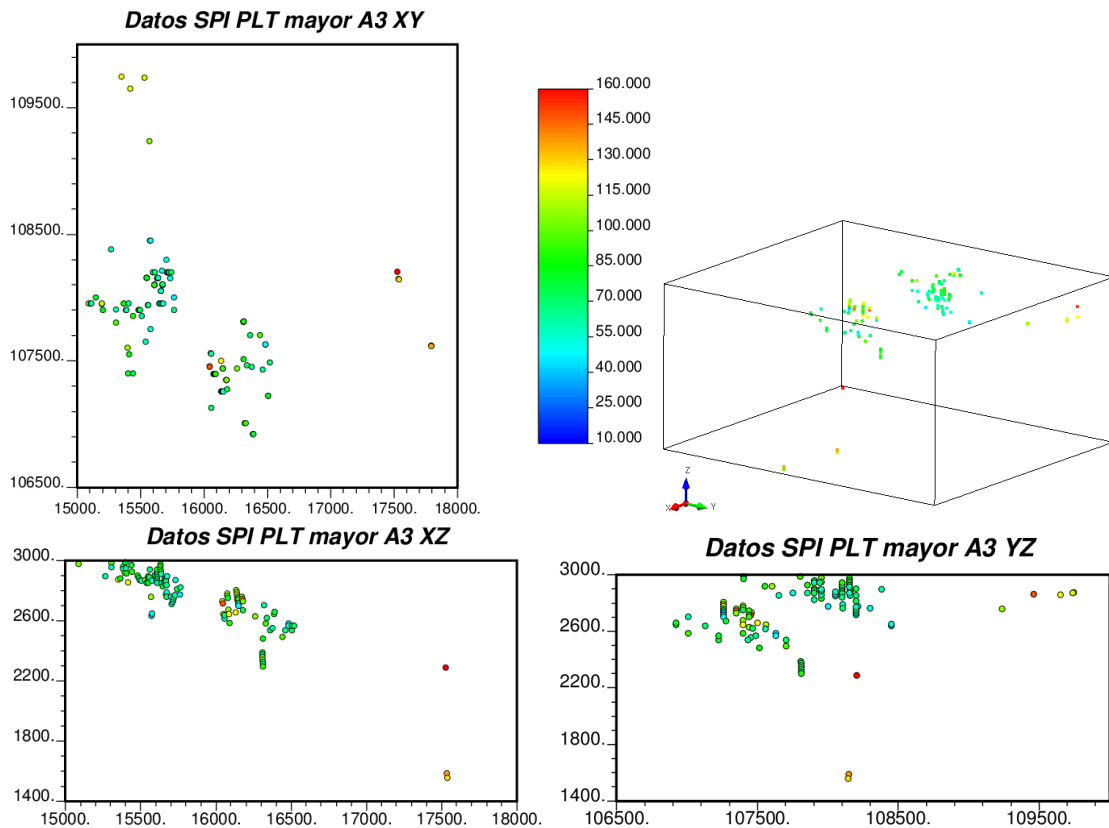


Figura A 185: Vistas espaciales SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

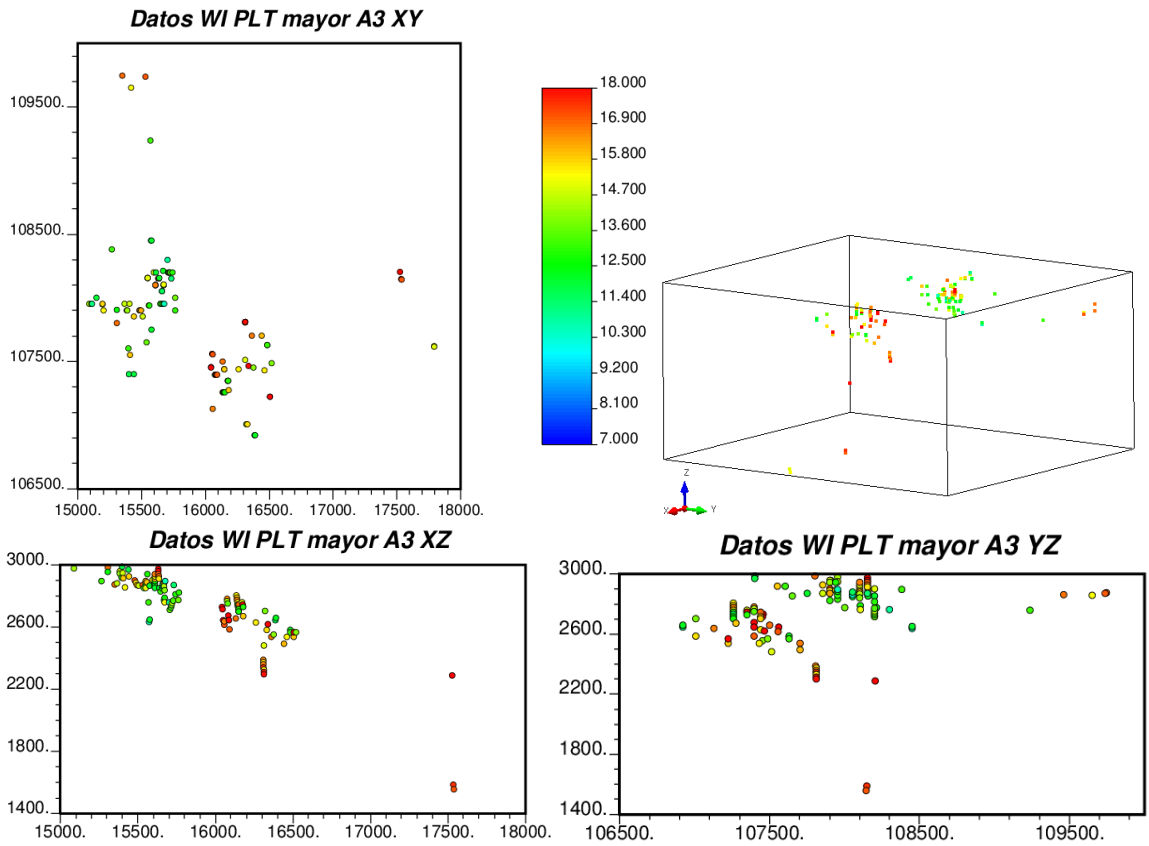


Figura A 186: Vistas espaciales BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

A.12 Histogramas resultados cokriging

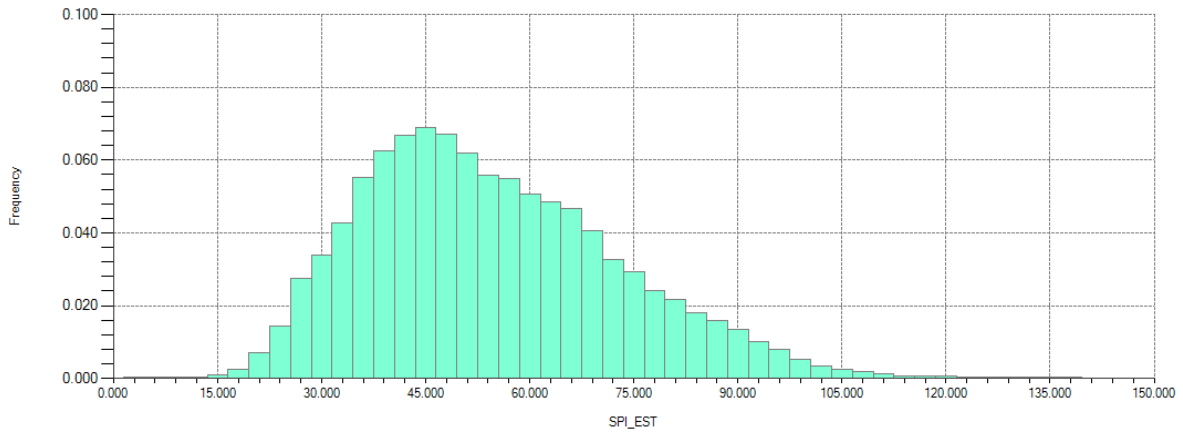


Figura A 187: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global.

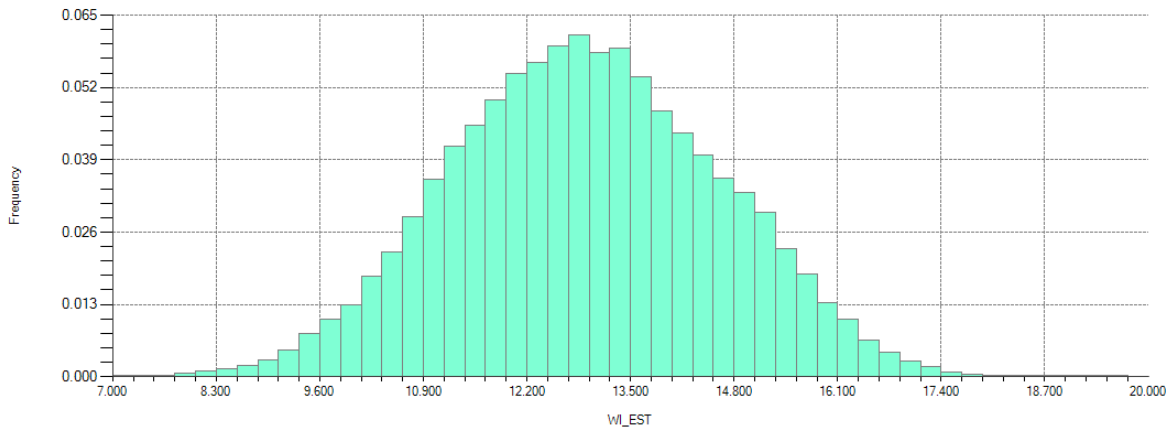


Figura A 188: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global.

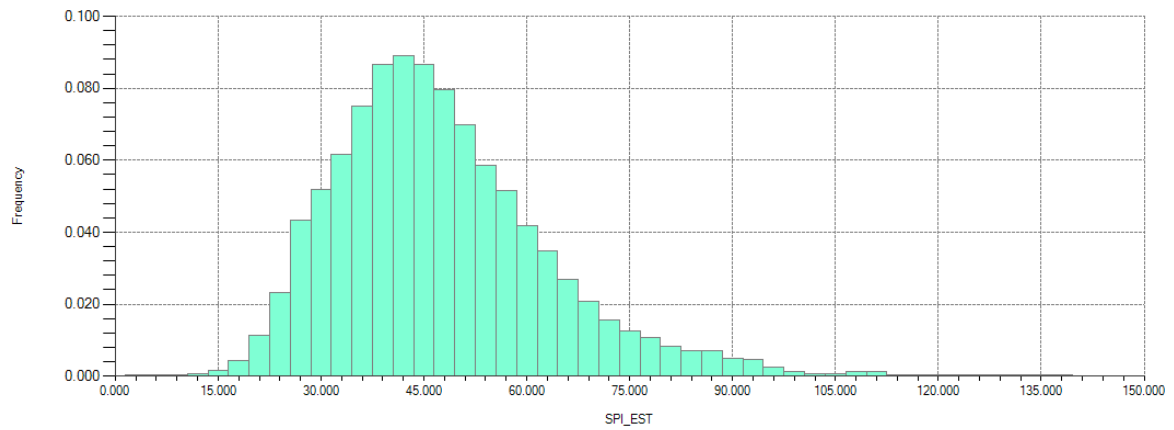


Figura A 189: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).

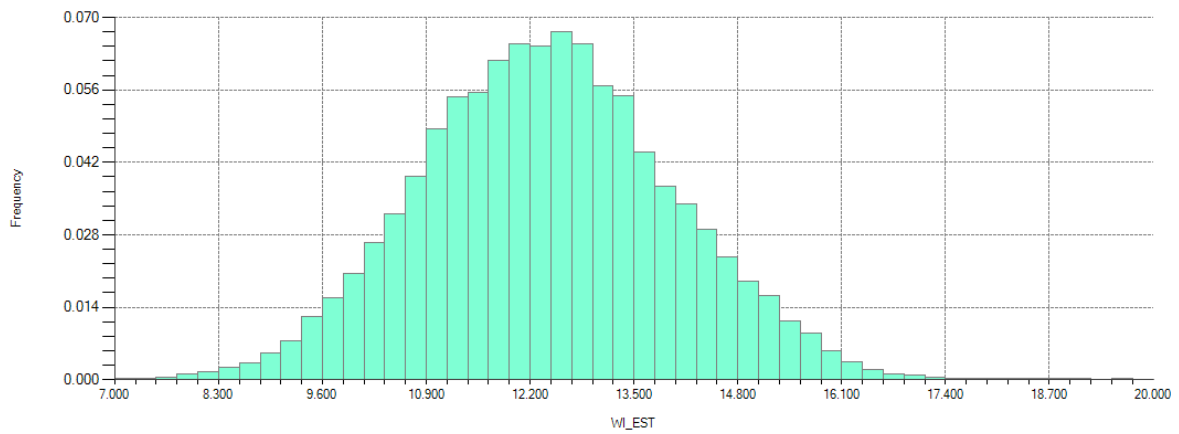


Figura A 190: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).

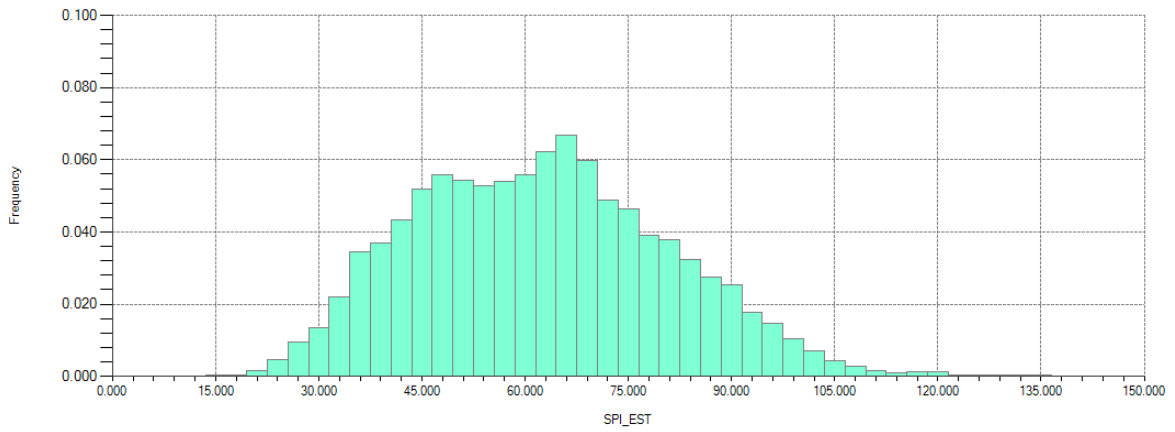


Figura A 191: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50}<1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).

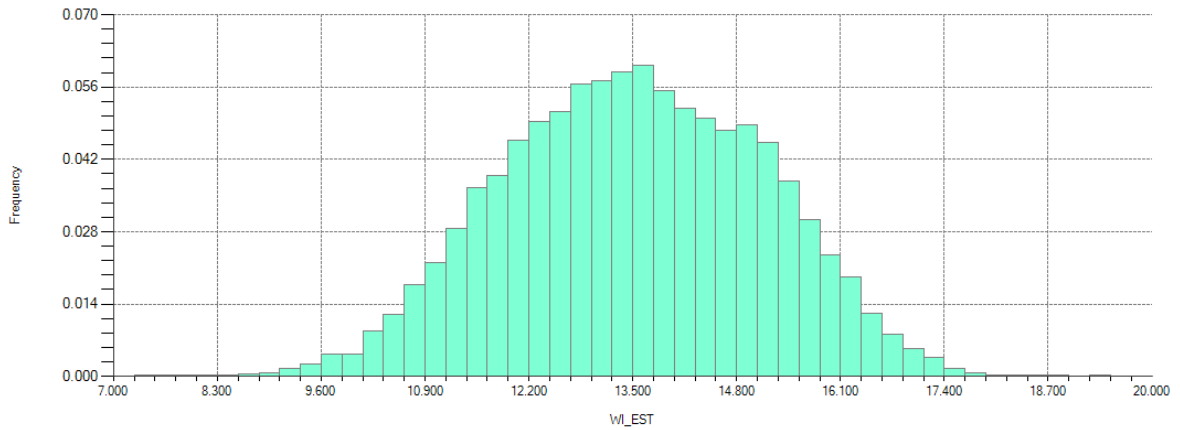


Figura A 192: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50}<1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).

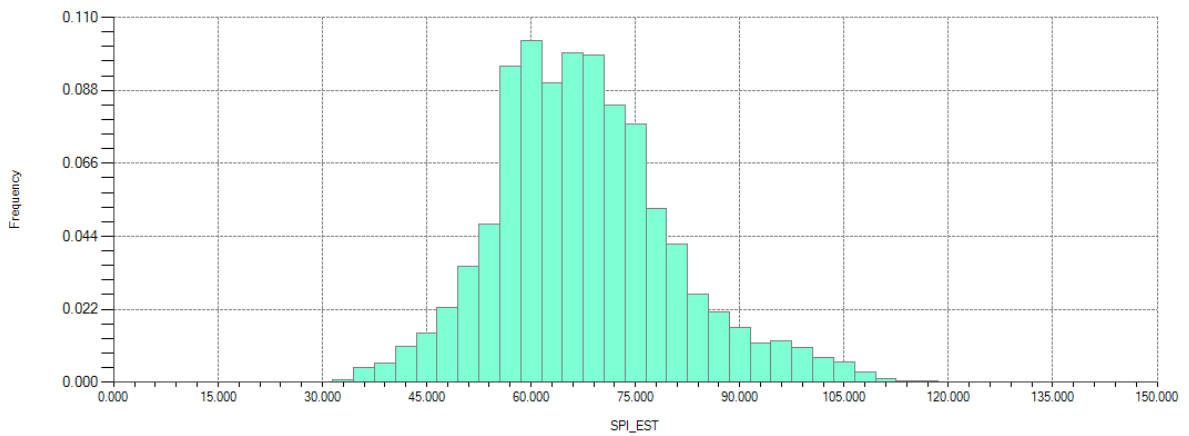


Figura A 193: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50}<1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).

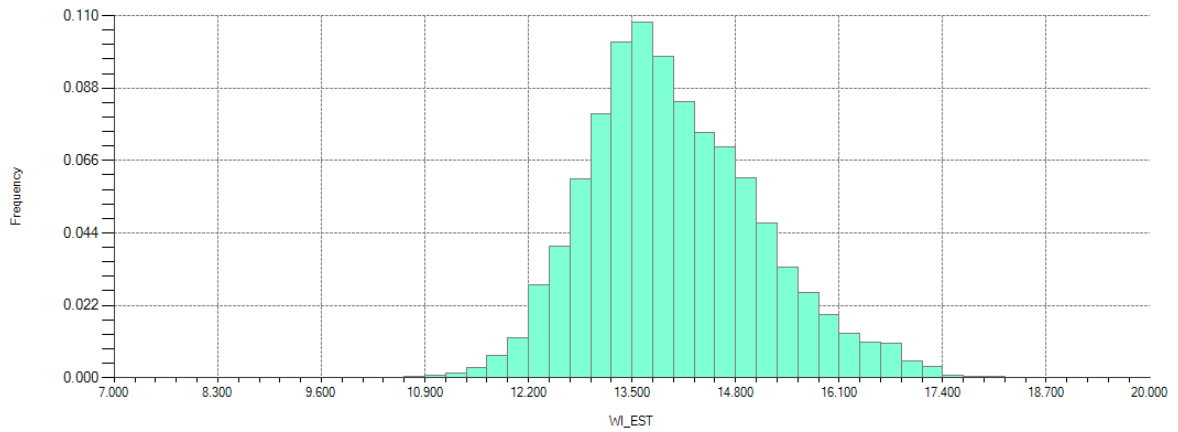


Figura A 194: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).

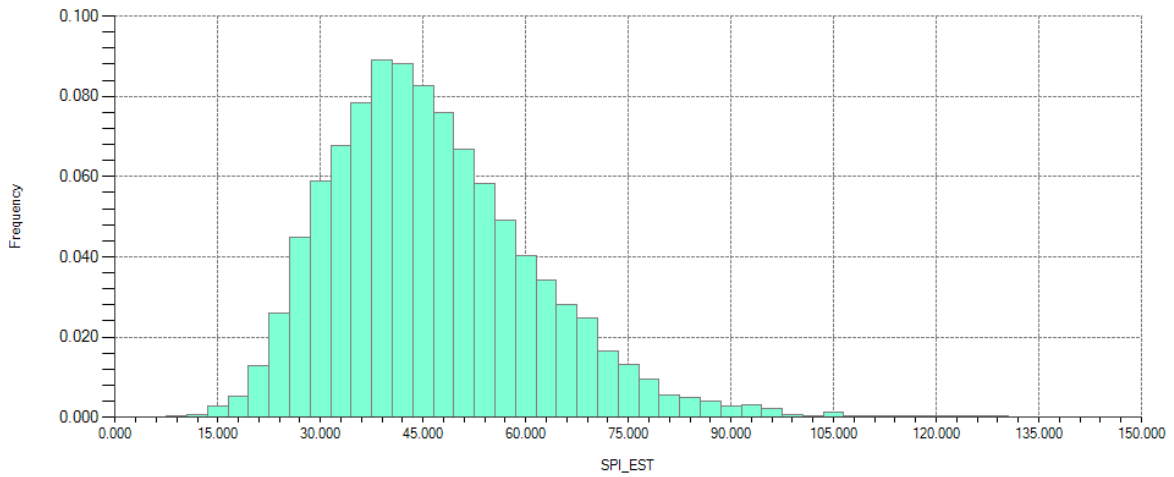


Figura A 195: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).

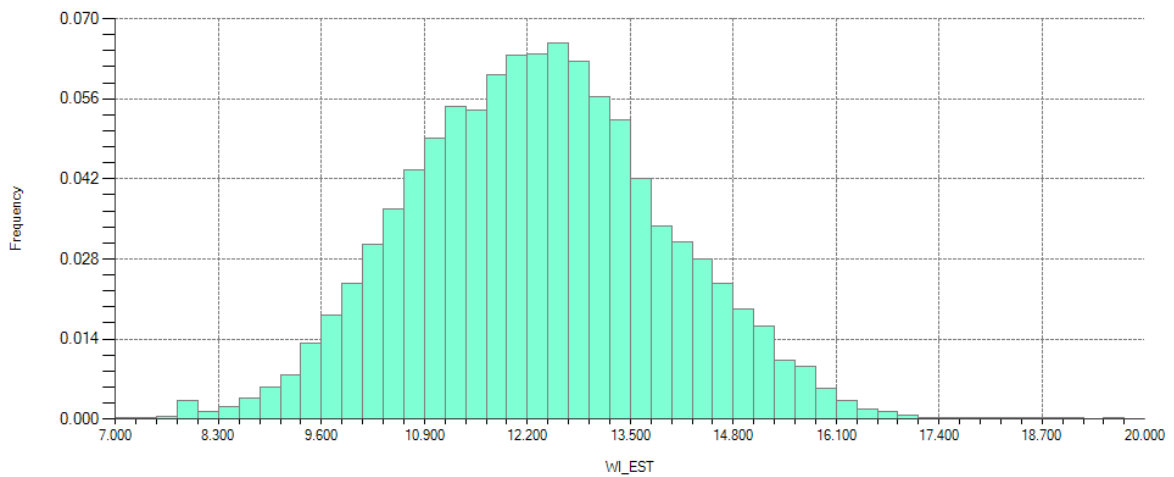


Figura A 196: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).

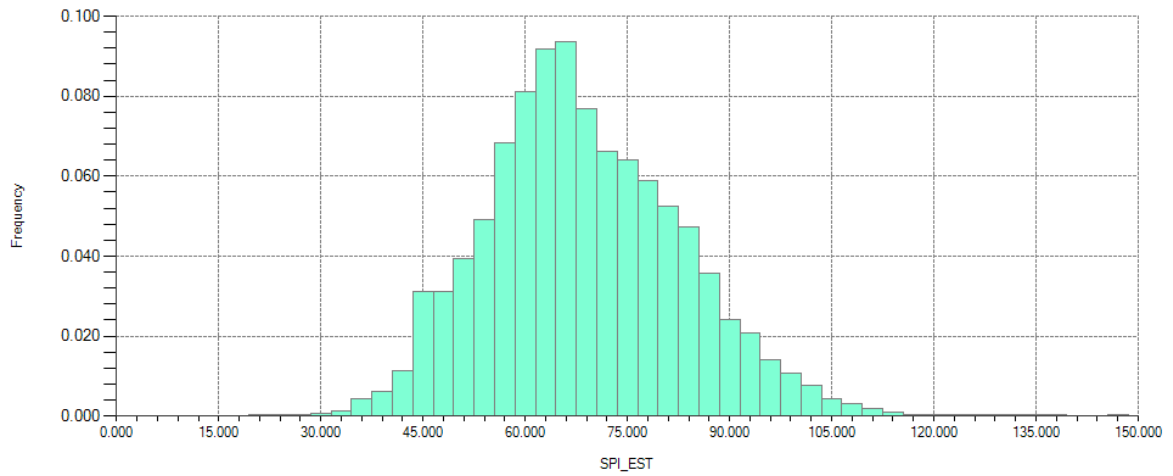


Figura A 197: Histograma resultados cokriging SPI. $I_{s50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).

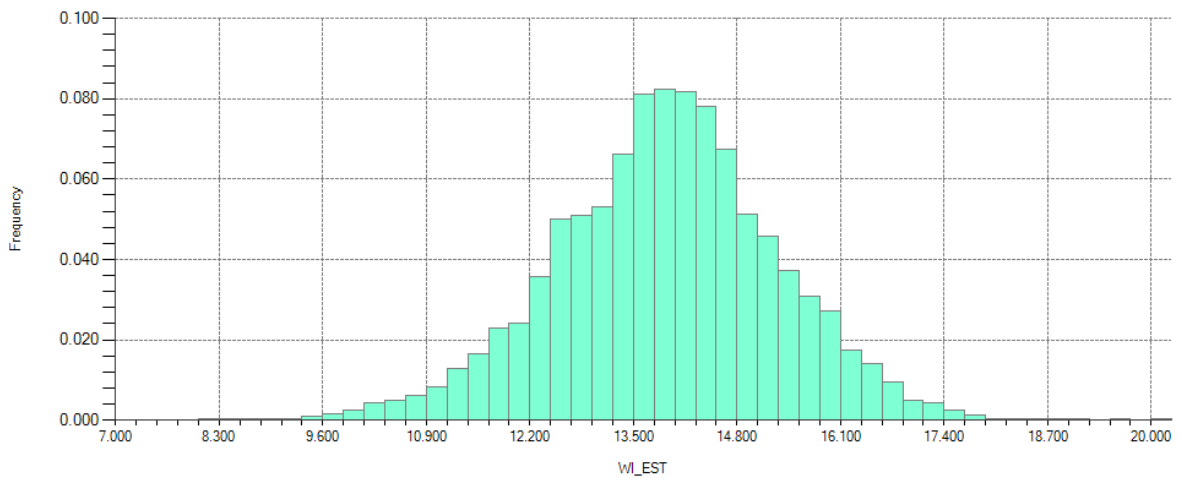


Figura A 198: Histograma resultados cokriging BWi. $I_{s50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).

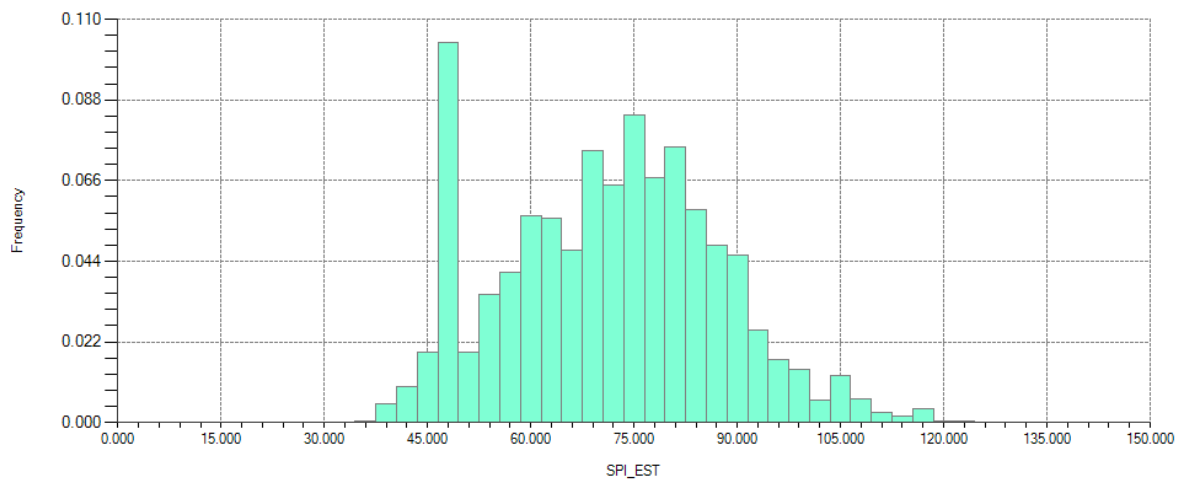


Figura A 199: Histograma resultados cokriging SPI. $I_{s50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

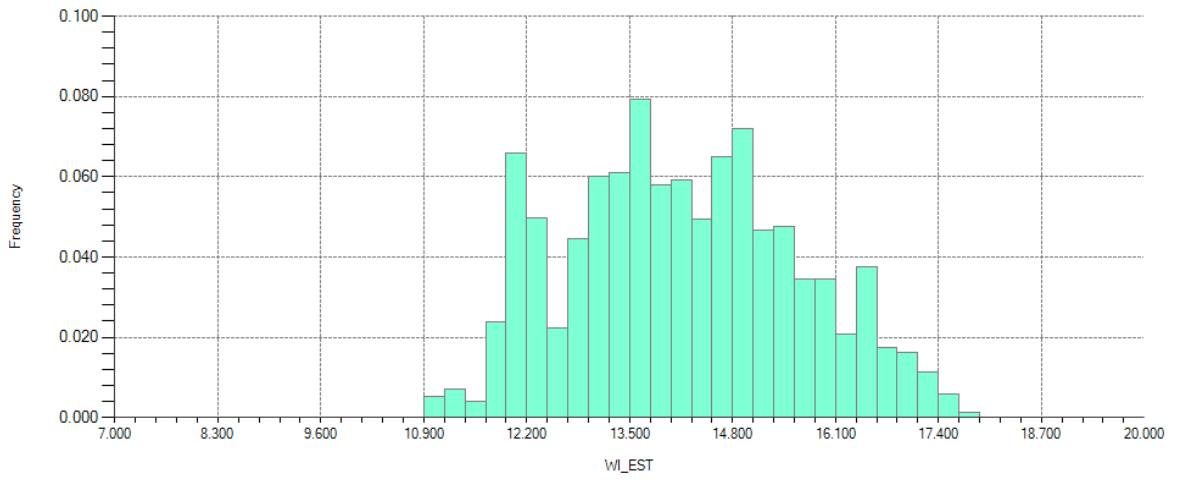


Figura A 200: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} < 1.8$. Alteración 3 (Potásica).

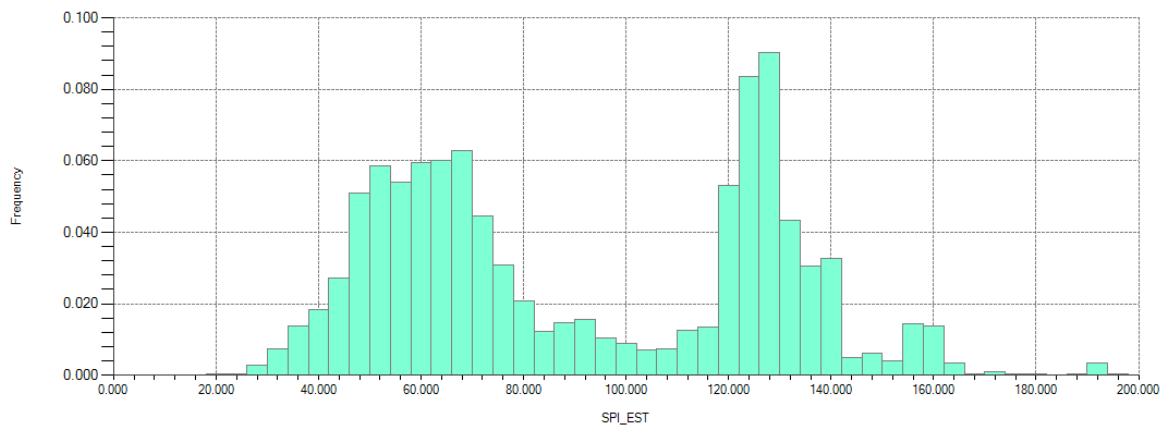


Figura A 201: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} \geq 1.8$. Global.

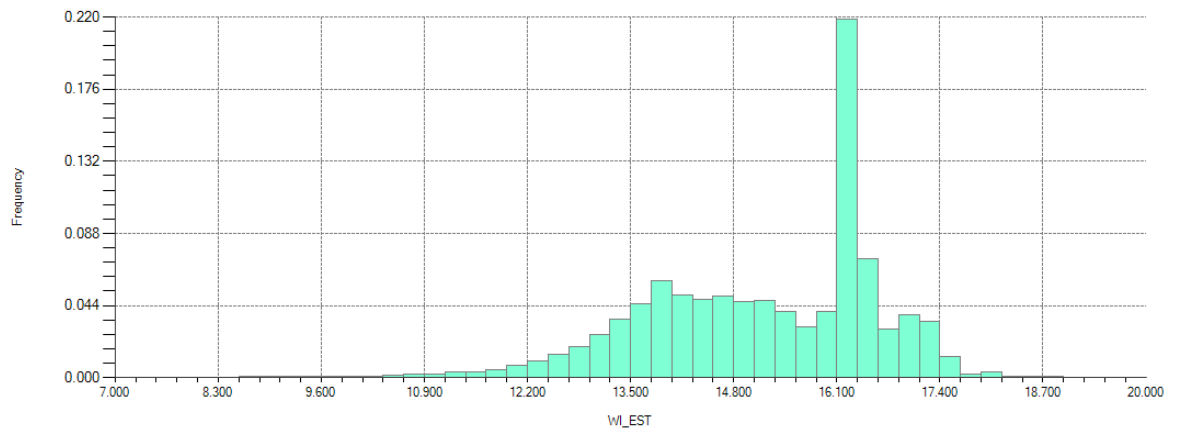


Figura A 202: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} \geq 1.8$. Global.

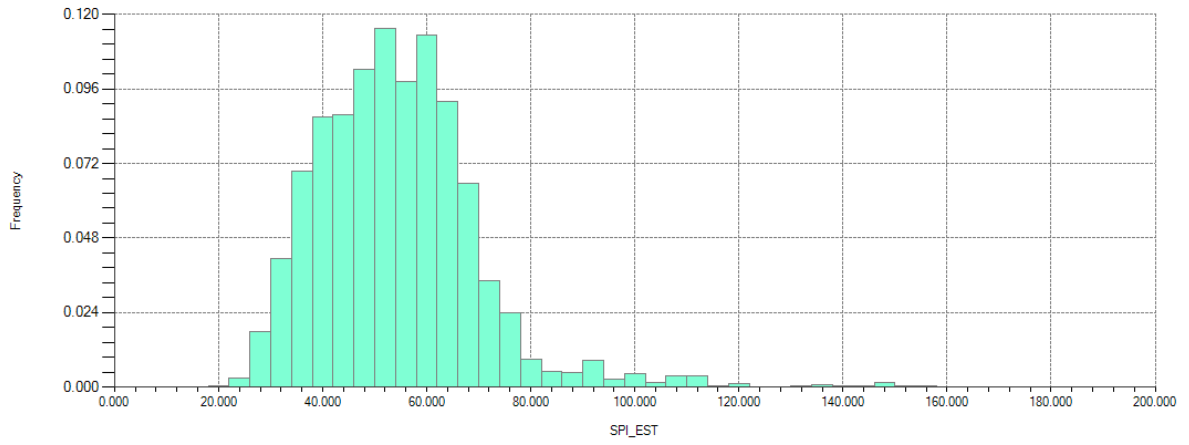


Figura A 203: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).

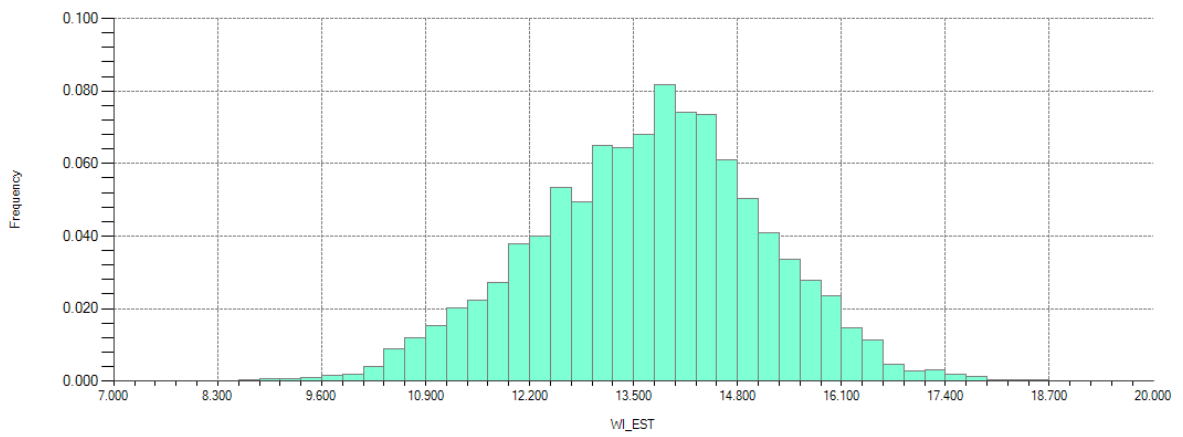


Figura A 204: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).

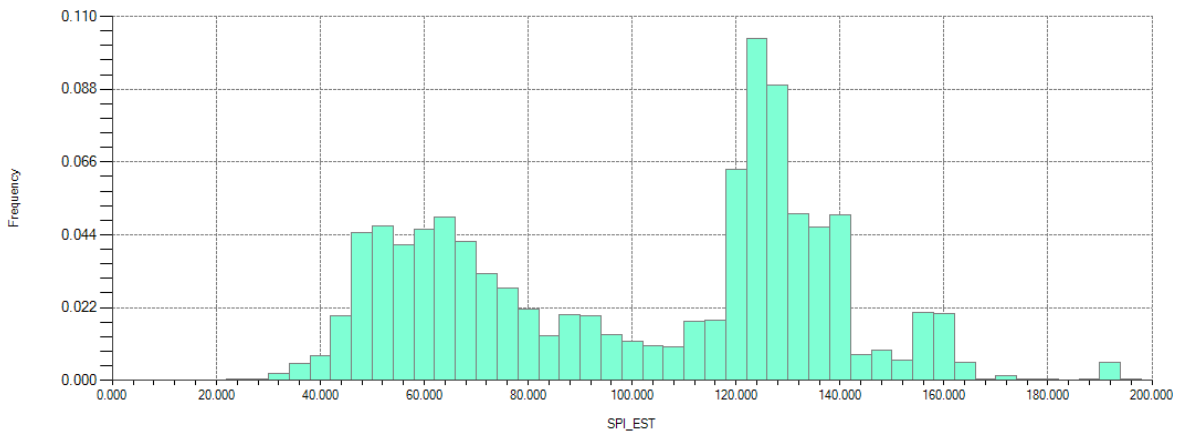


Figura A 205: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).

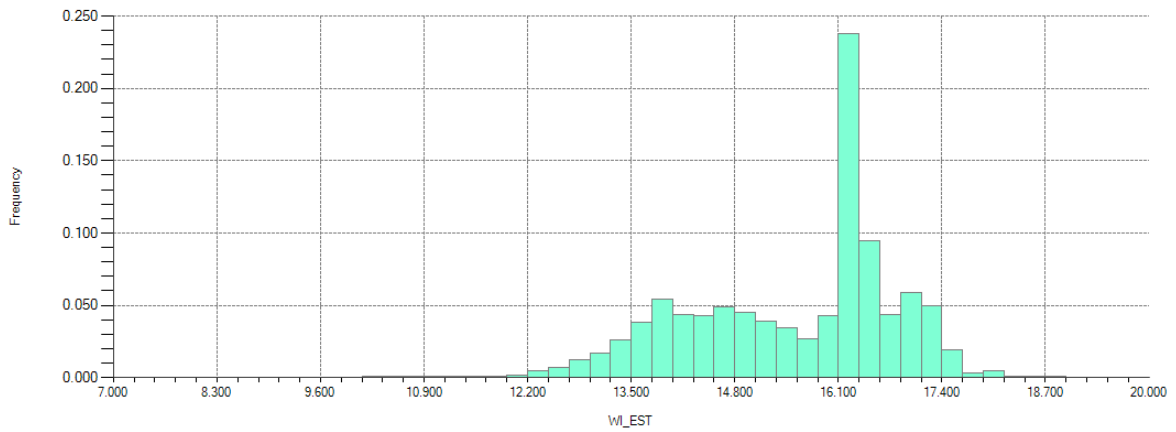


Figura A 206: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).

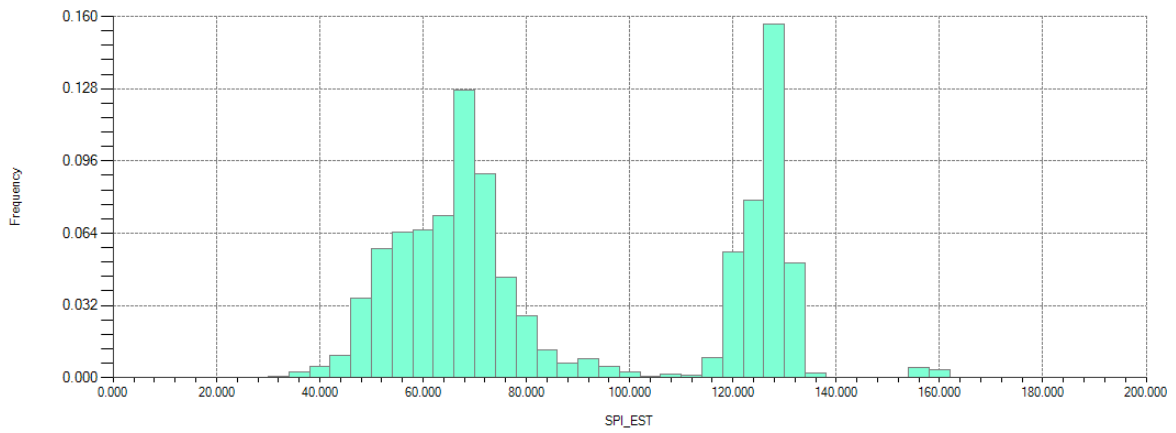


Figura A 207: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).

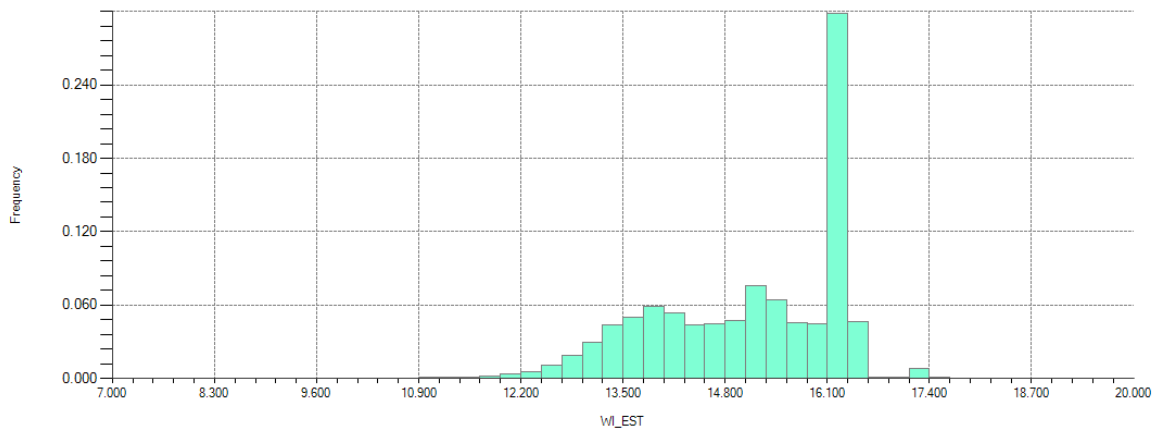


Figura A 208: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).

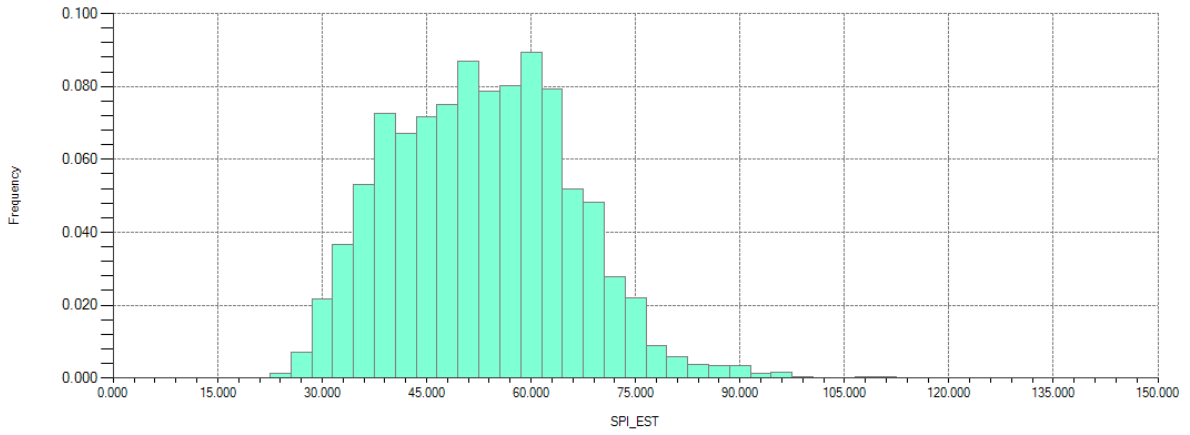


Figura A 209: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

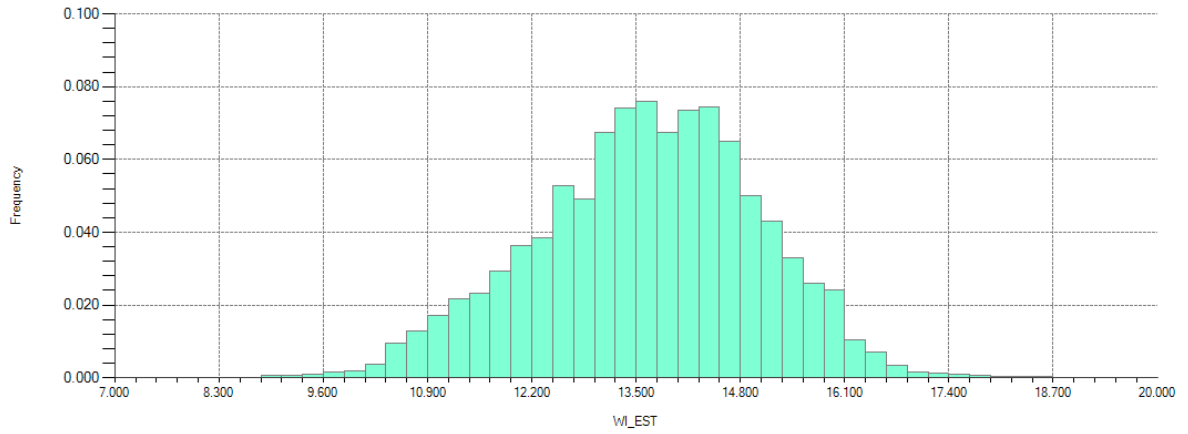


Figura A 210: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

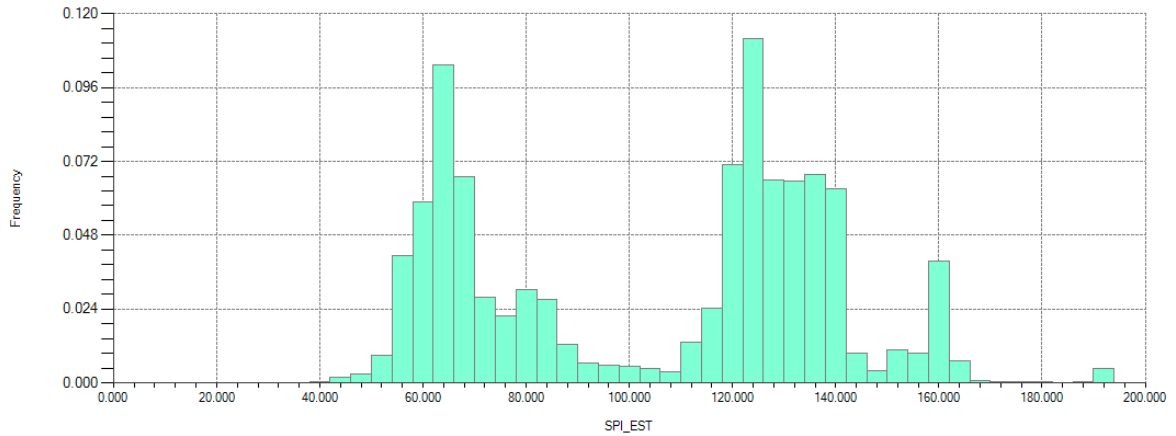


Figura A 211: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

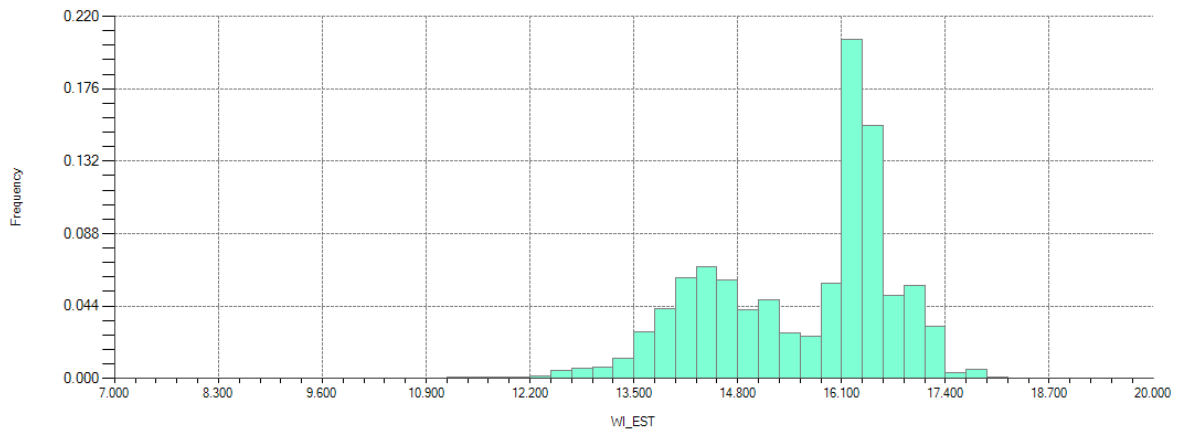


Figura A 212: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

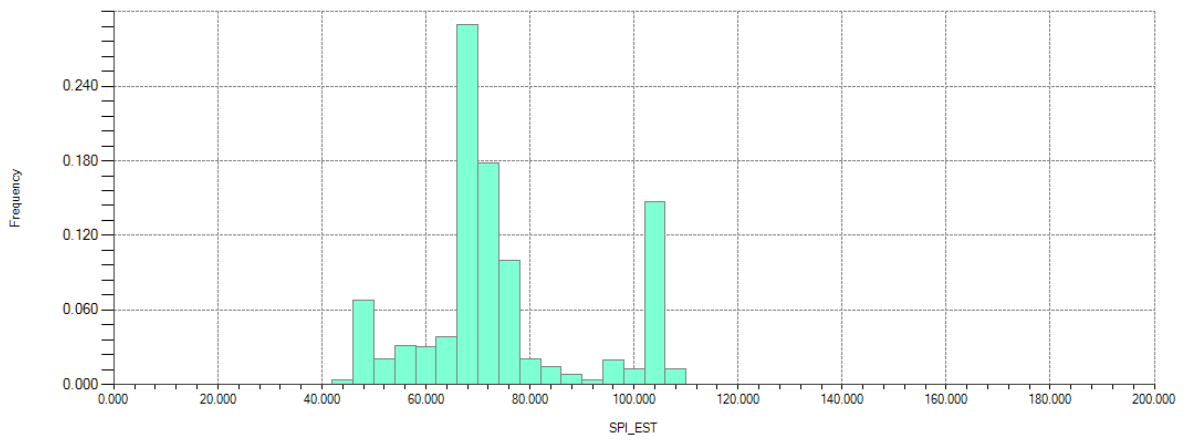


Figura A 213: Histograma resultados cokriging SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

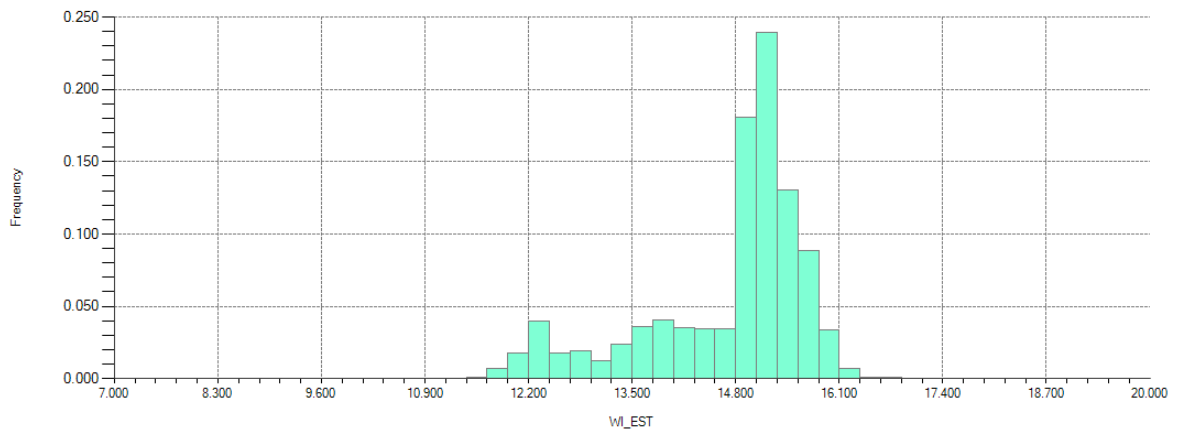


Figura A 214: Histograma resultados cokriging BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

A.13 Histogramas residuos estimados

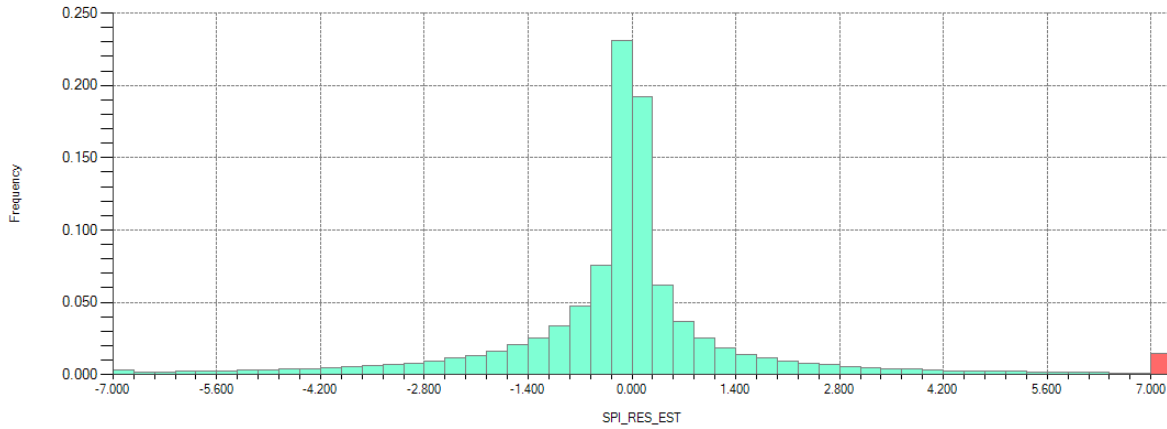


Figura A 215: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50}<1,8$. Global.

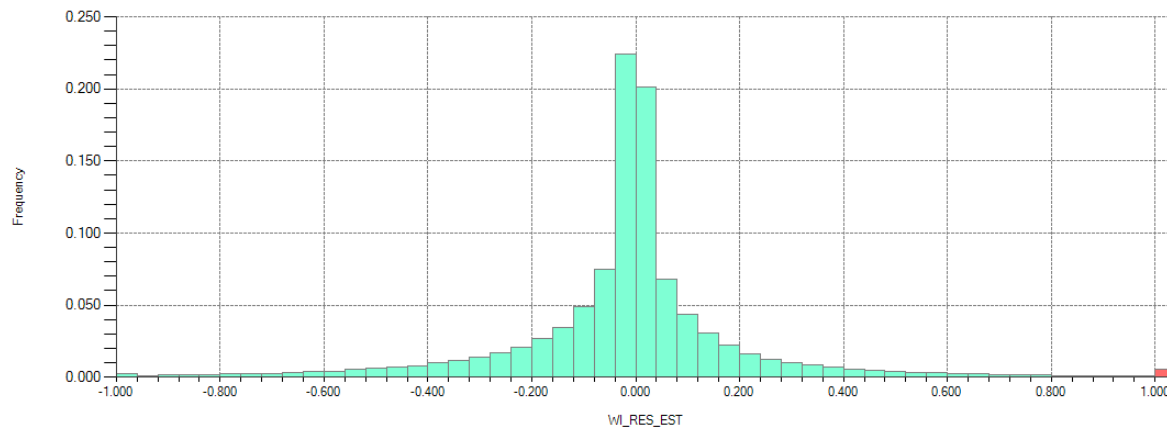


Figura A 216: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50}<1,8$. Global.

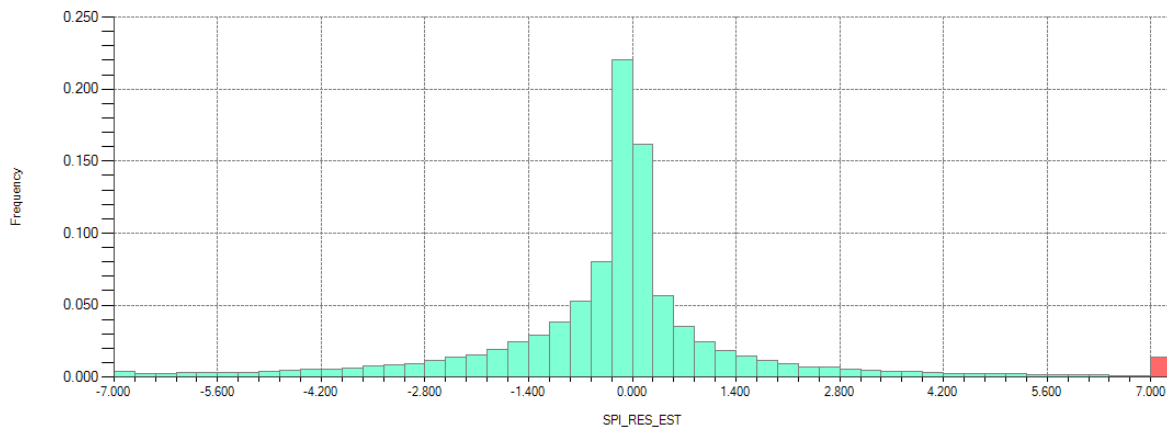


Figura A 217: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50}<1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).

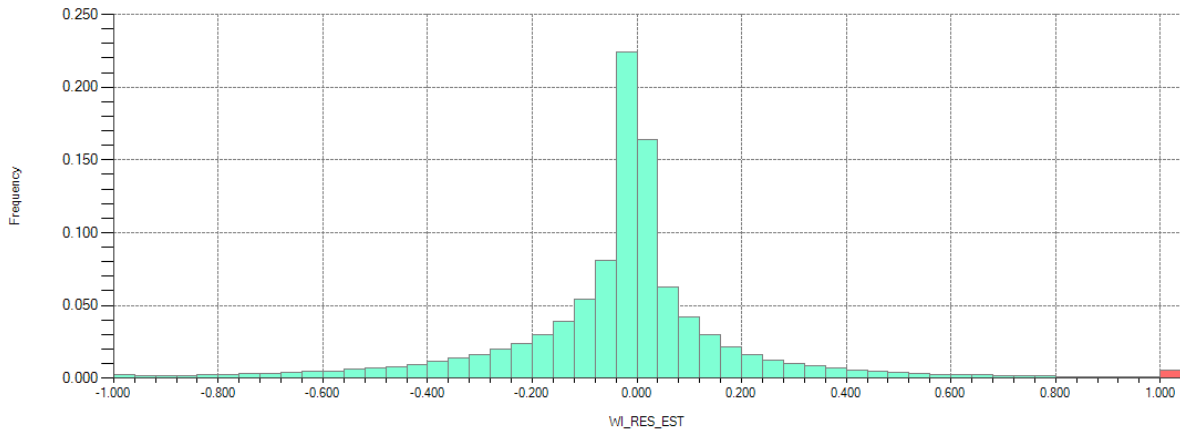


Figura A 218: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50}<1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).

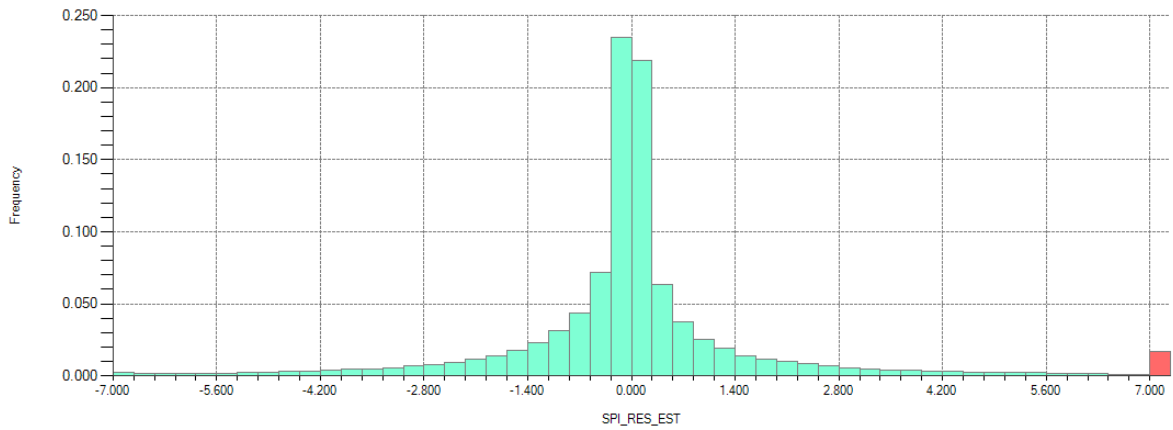


Figura A 219: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50}<1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).

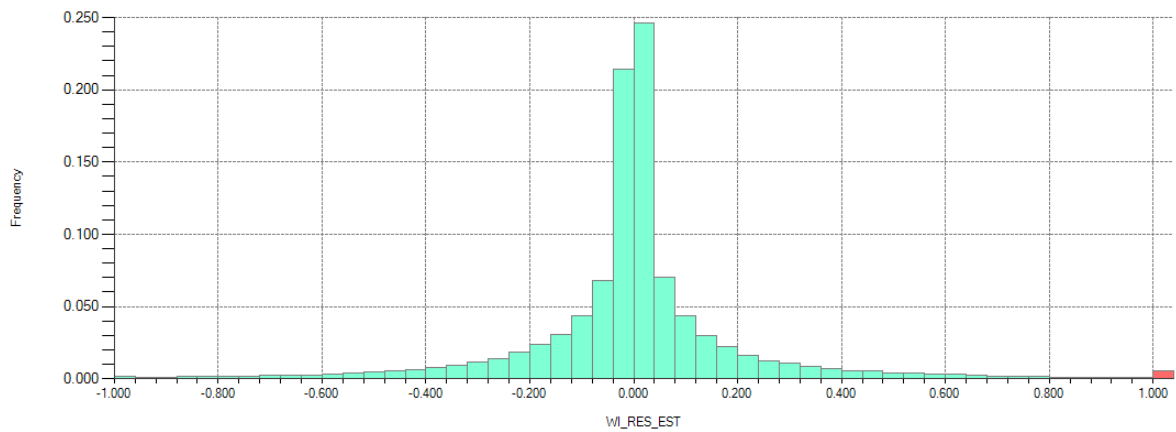


Figura A 220: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50}<1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).

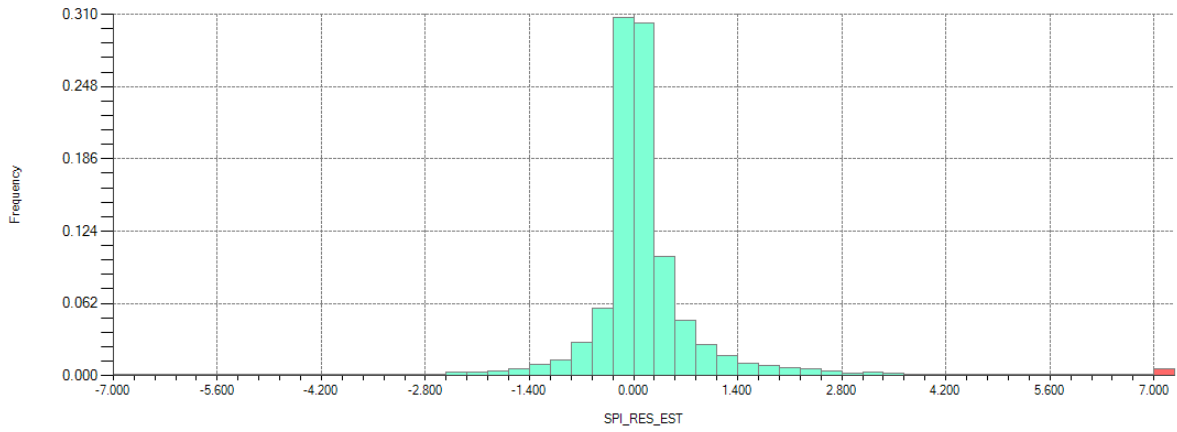


Figura A 221: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50}<1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).

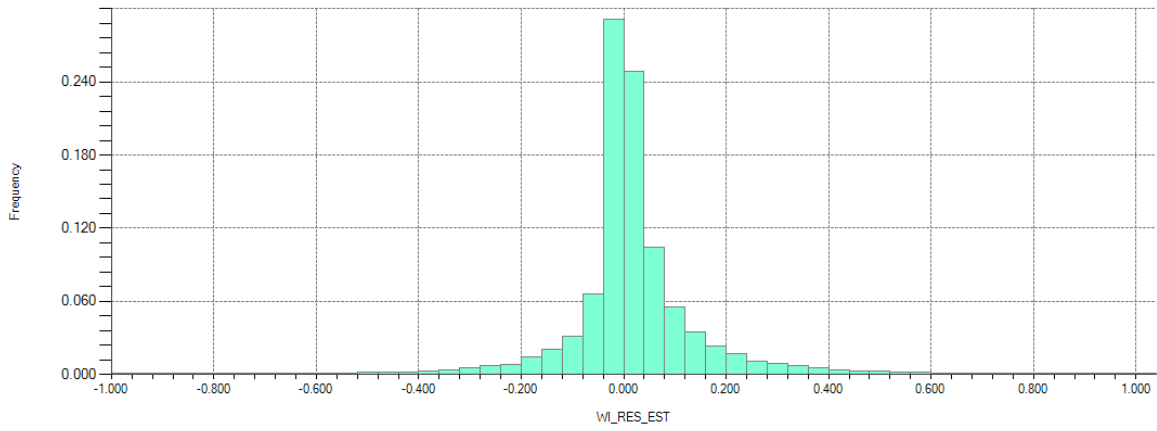


Figura A 222: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50}<1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).

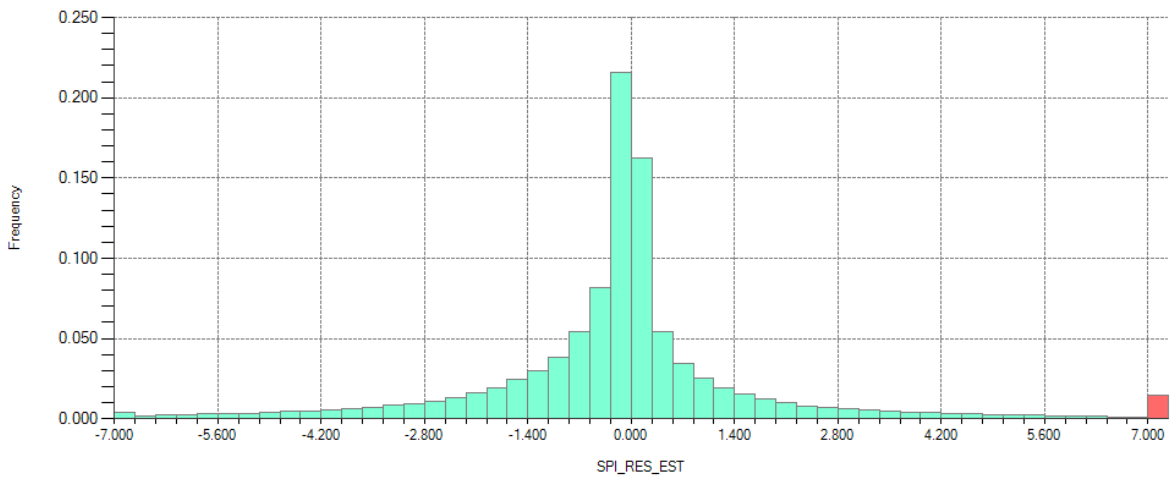


Figura A 223: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50}<1,8$. Alteración 1 (QSC).

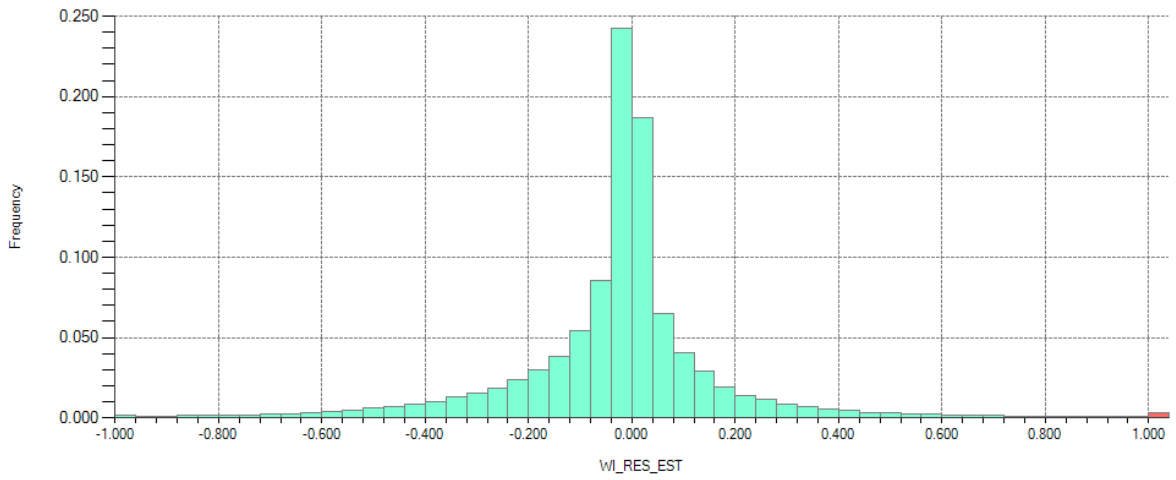


Figura A 224: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).

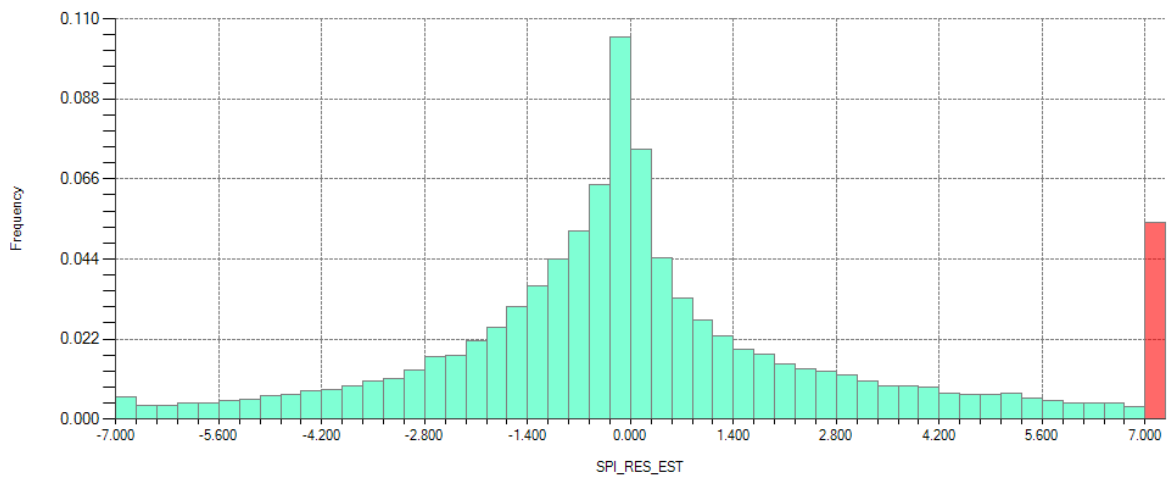


Figura A 225: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).

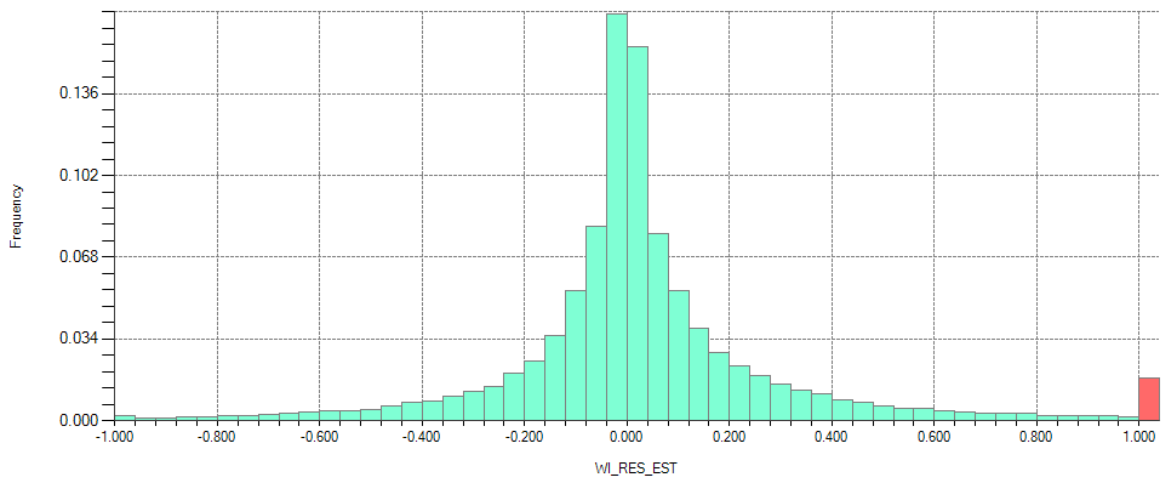


Figura A 226: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).

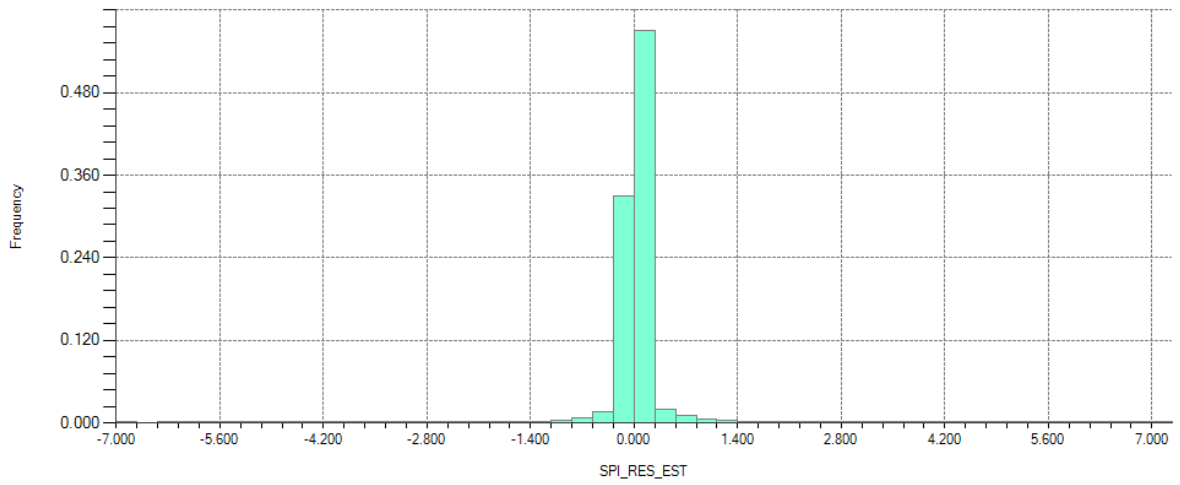


Figura A 227: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

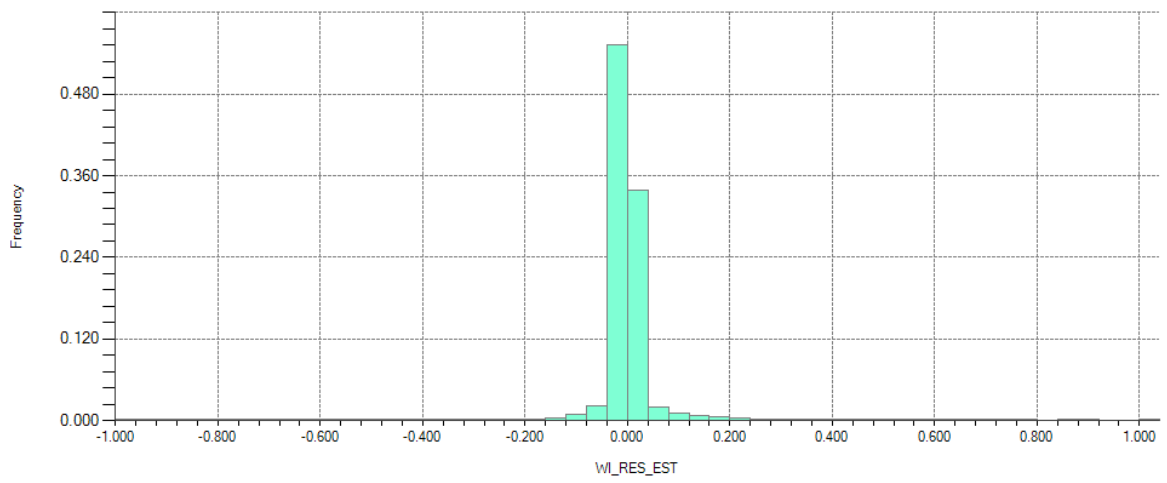


Figura A 228: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

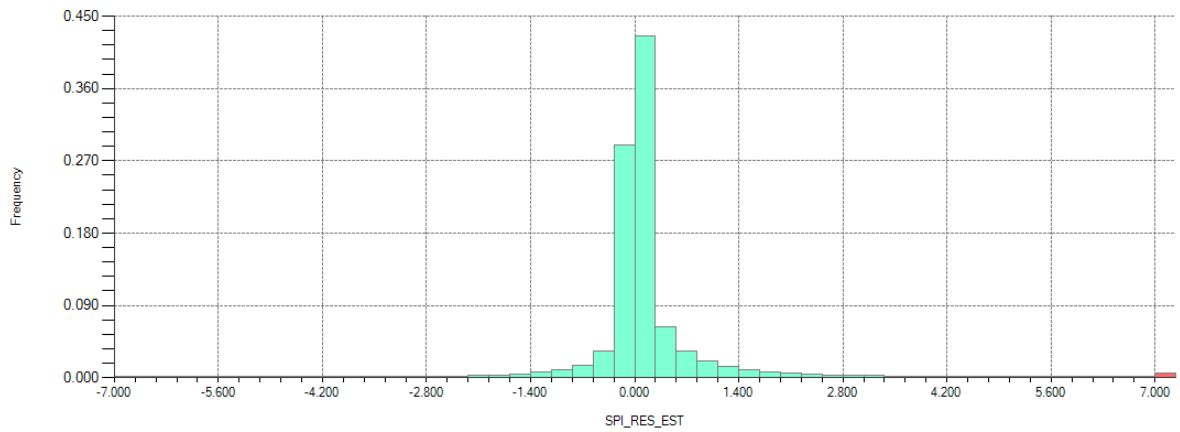


Figura A 229: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global.

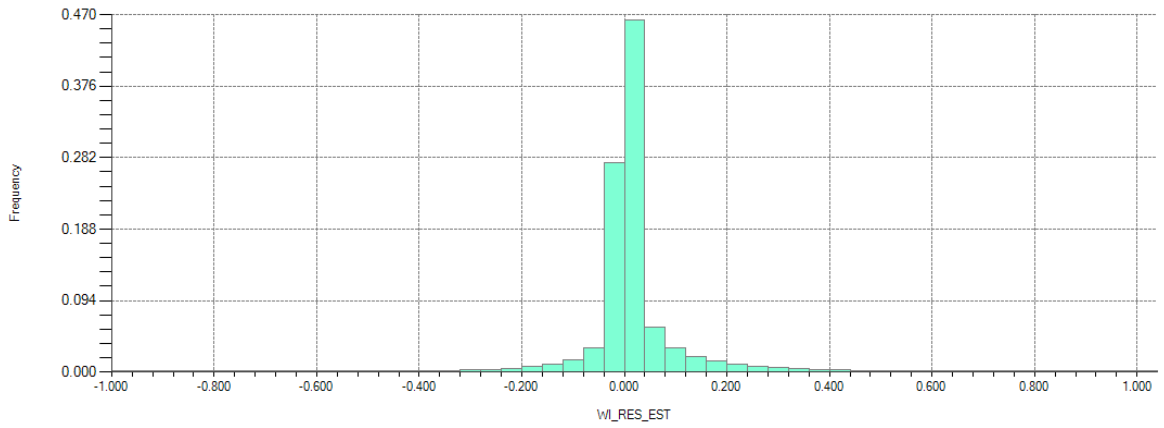


Figura A 230: Histograma residuos estimados BWi. $I_{50} \geq 1,8$. Global.

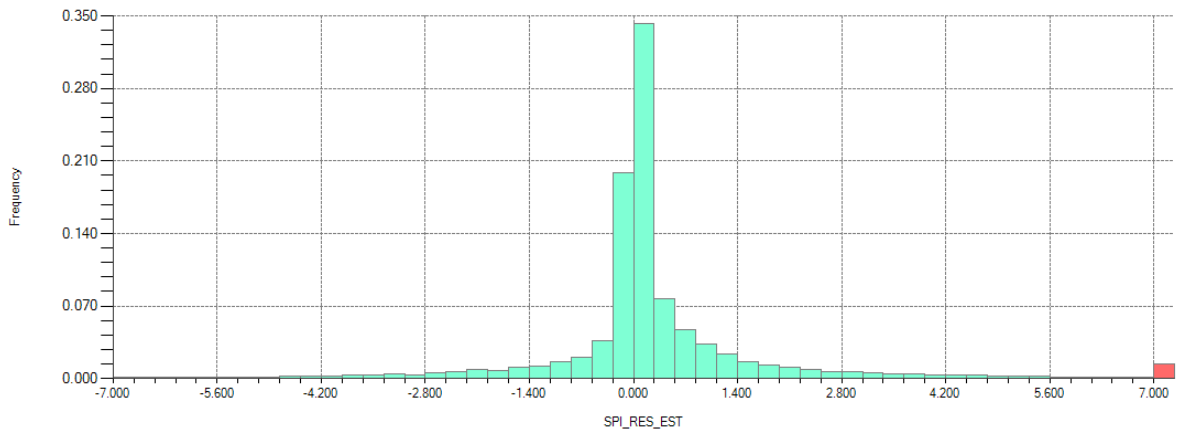


Figura A 231: Histograma residuos estimados SPI. $I_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).

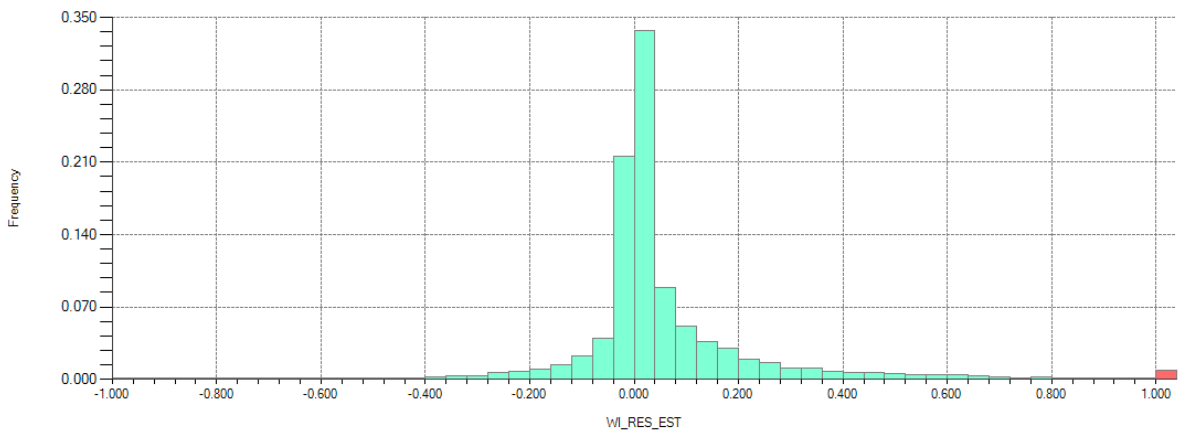


Figura A 232: Histograma residuos estimados BWi. $I_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).

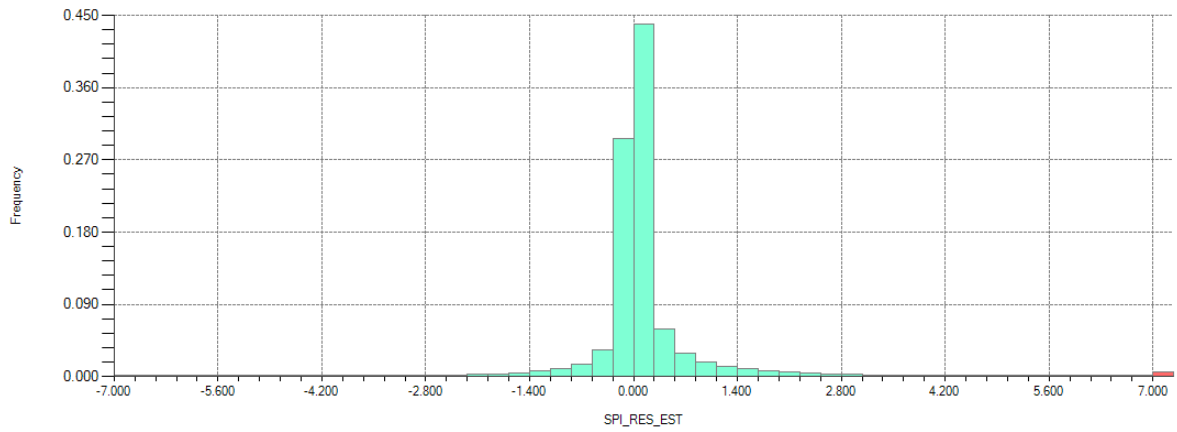


Figura A 233: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).

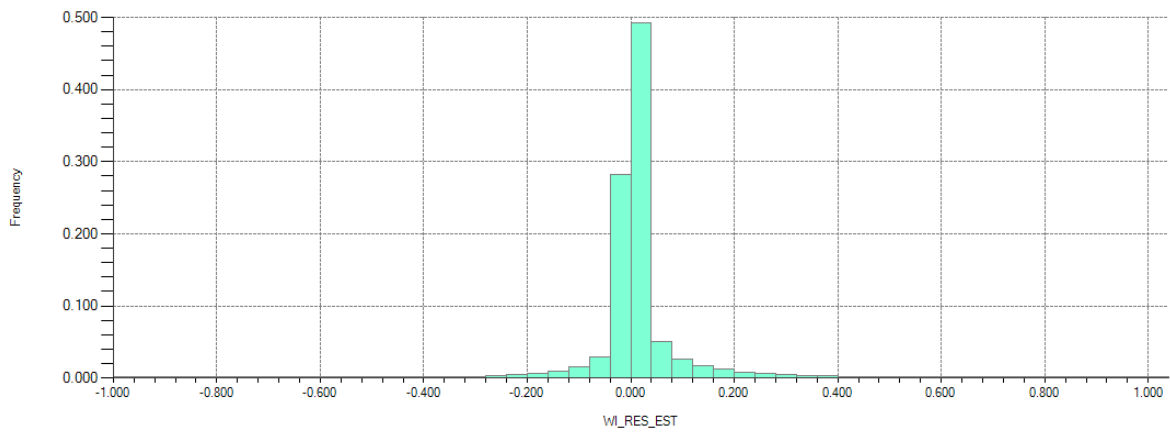


Figura A 234: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).

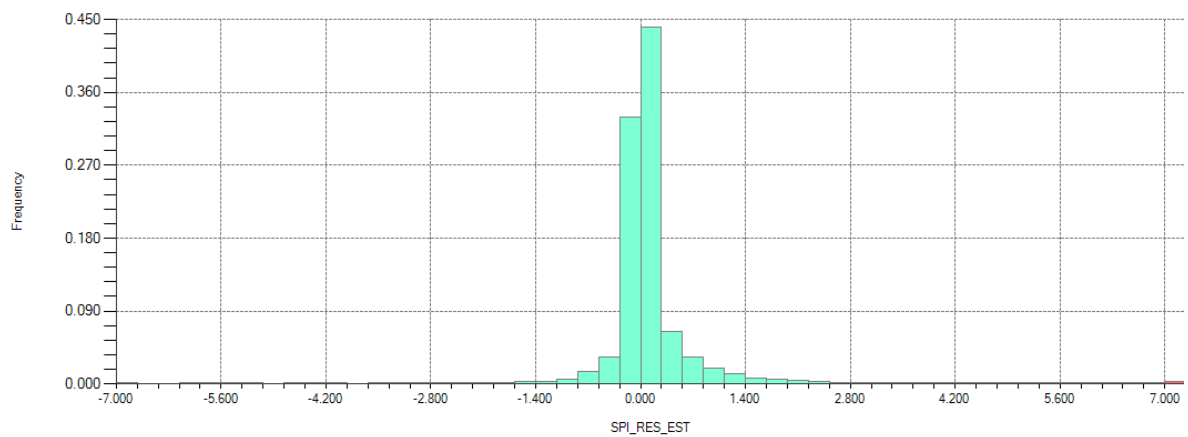


Figura A 235: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).

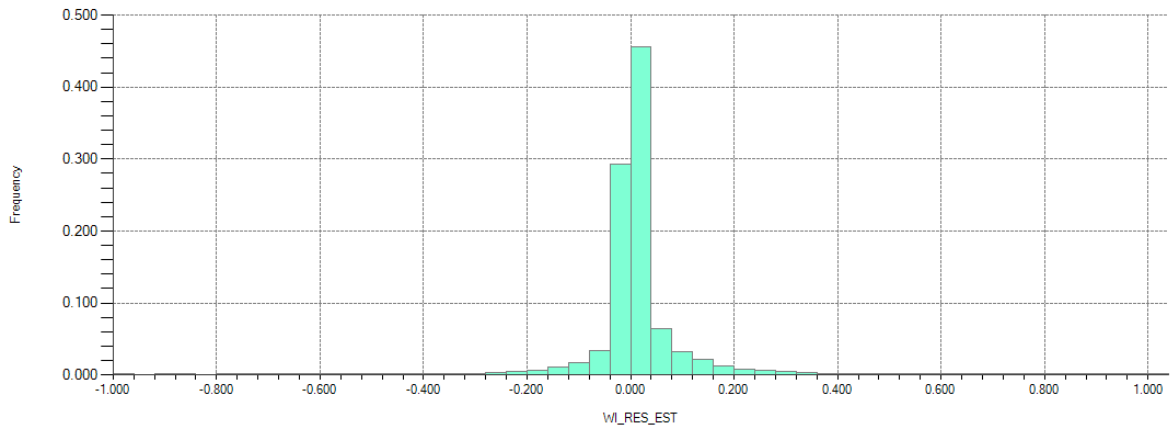


Figura A 236: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).

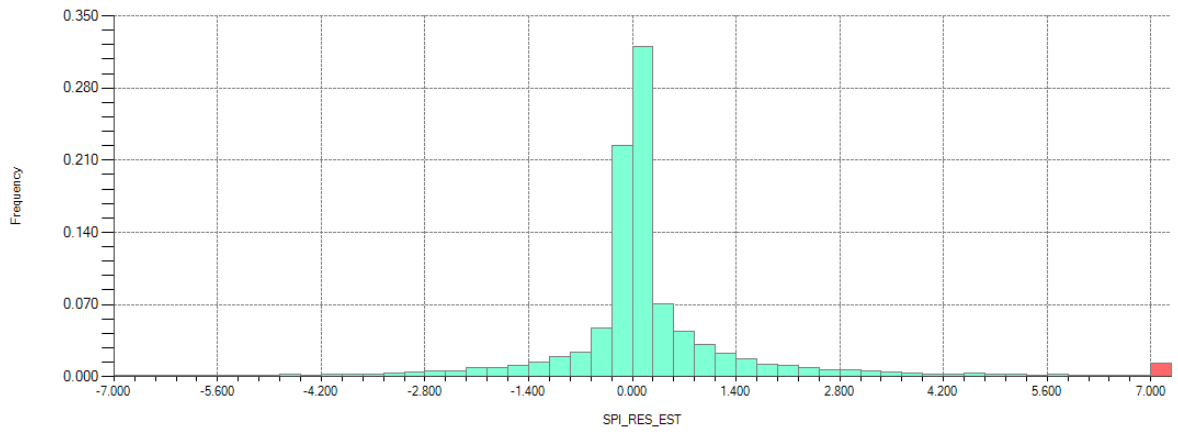


Figura A 237: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

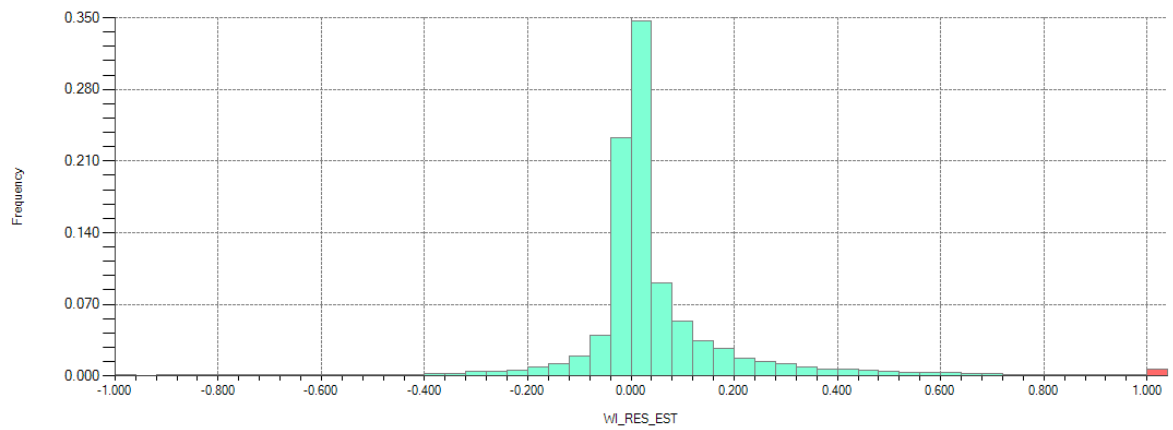


Figura A 238: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

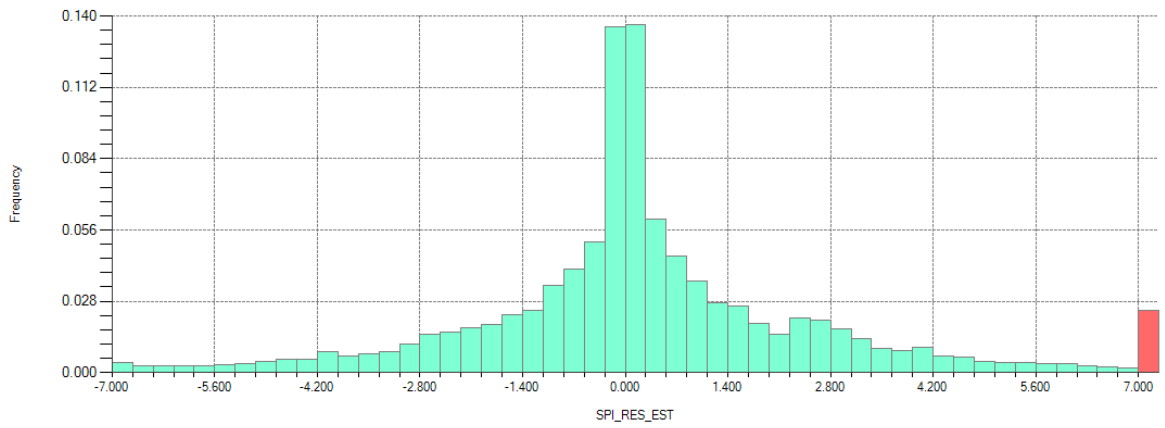


Figura A 239: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} \geq 1.8$. Alteración 2 (SCC).

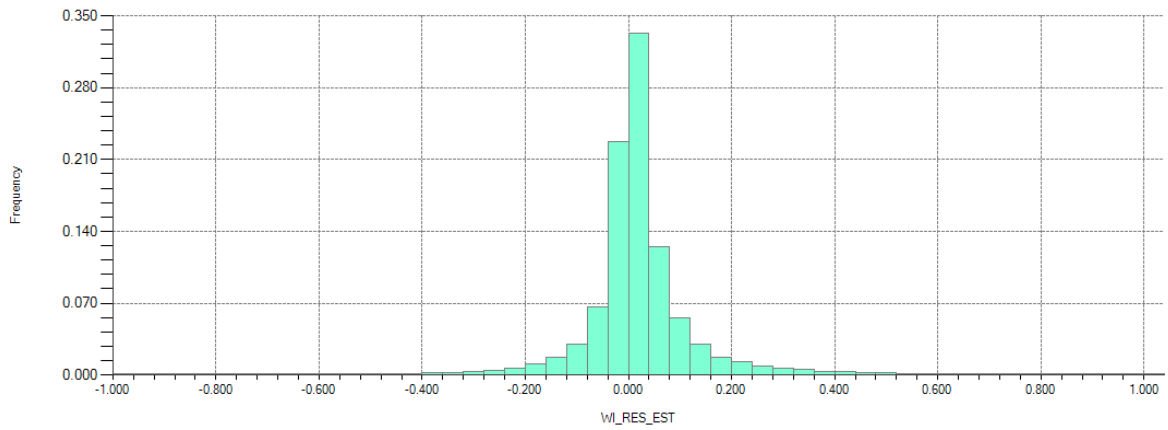


Figura A 240: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} \geq 1.8$. Alteración 2 (SCC).

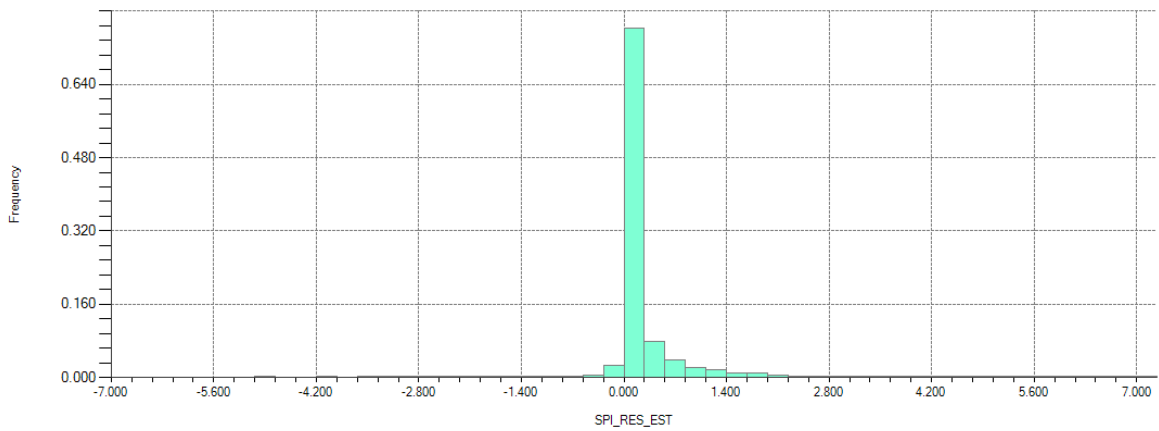


Figura A 241: Histograma residuos estimados SPI. $Is_{50} \geq 1.8$. Alteración 3 (Potásica).

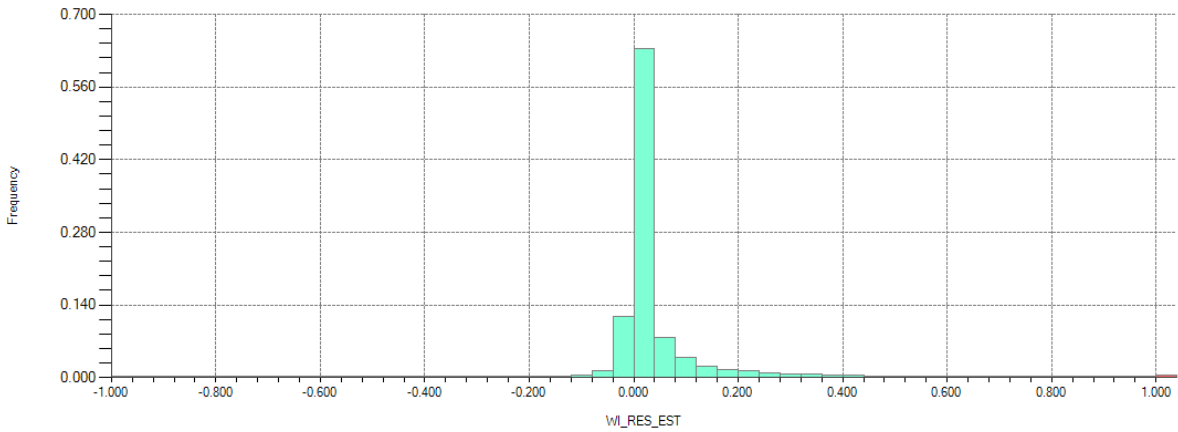


Figura A 242: Histograma residuos estimados BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

A.14 Validación – derivas por alteración

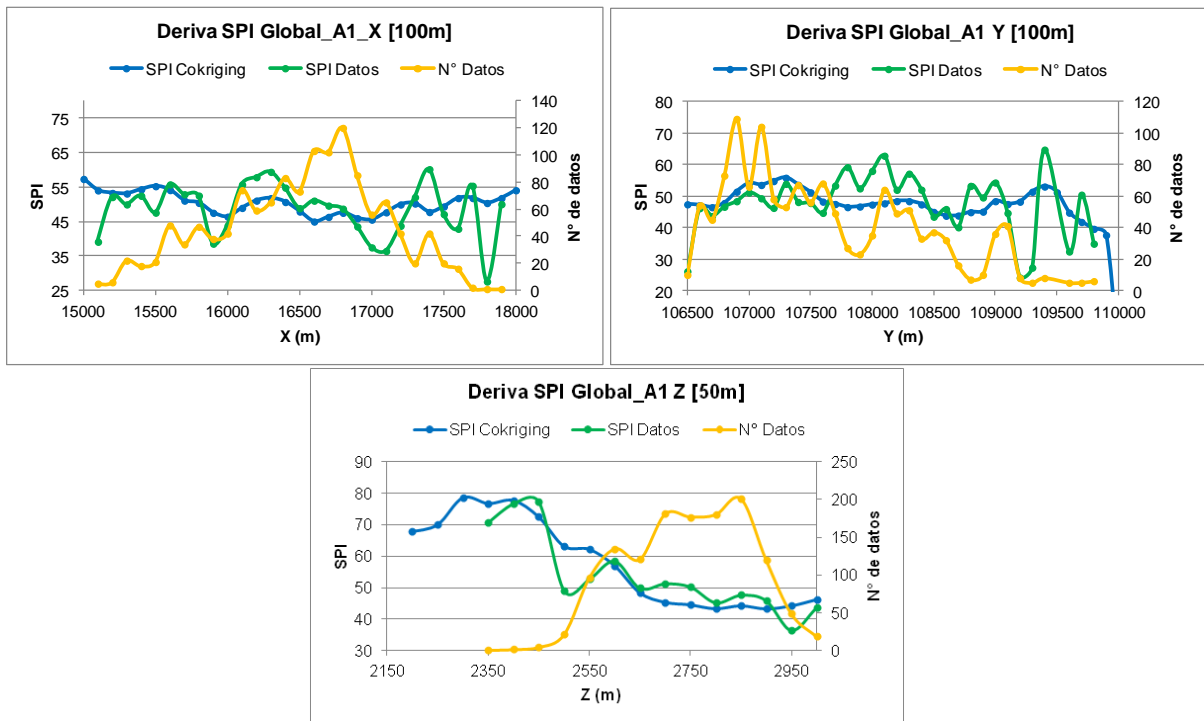


Figura A 243: Derivas SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).

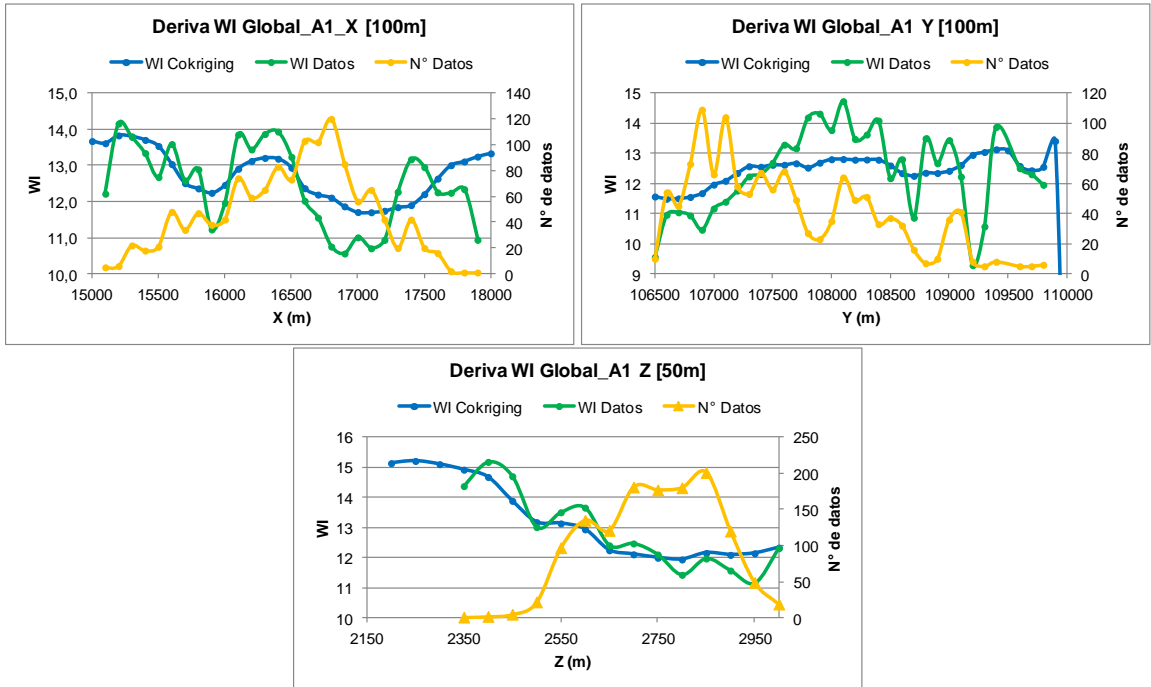


Figura A 244: Derivas BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).

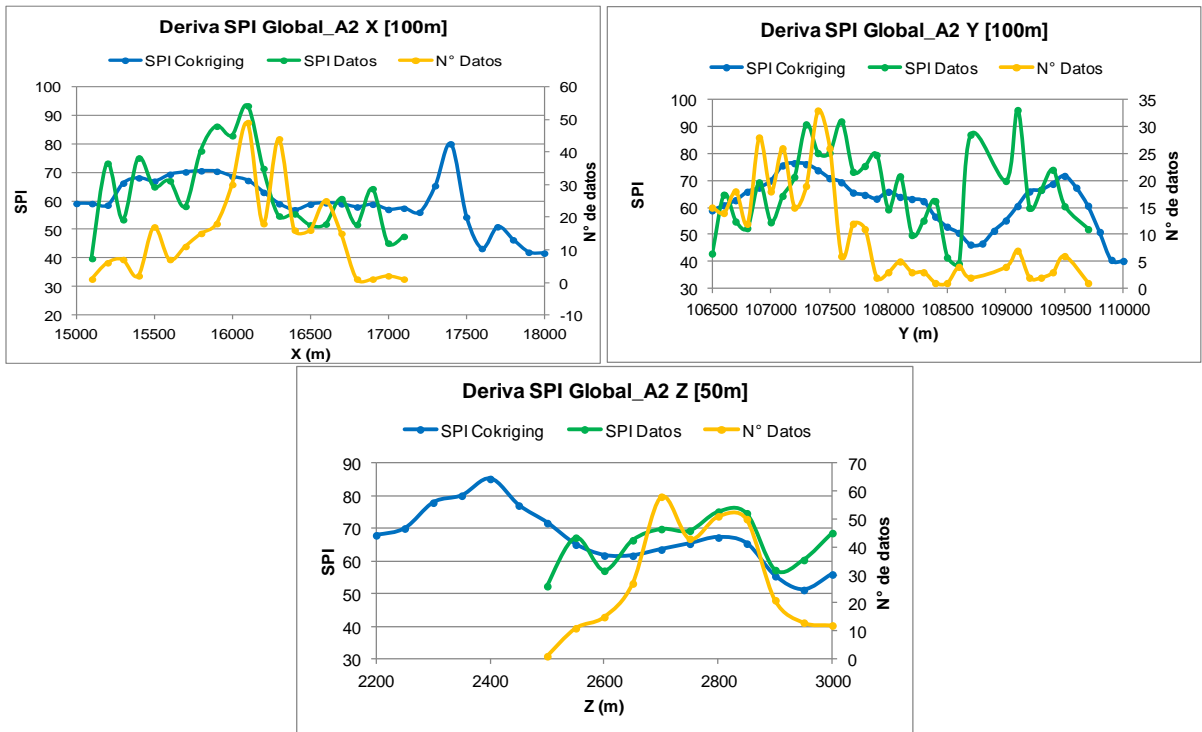


Figura A 245: Derivas SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).

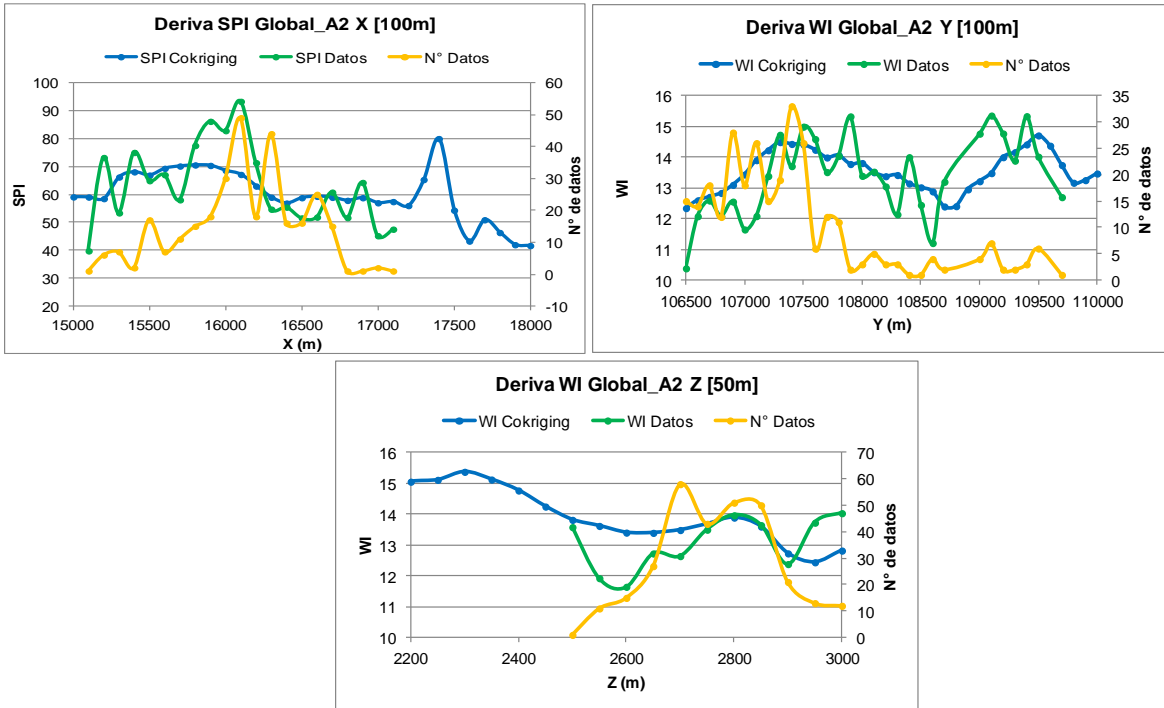


Figura A 246: Derivas BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).

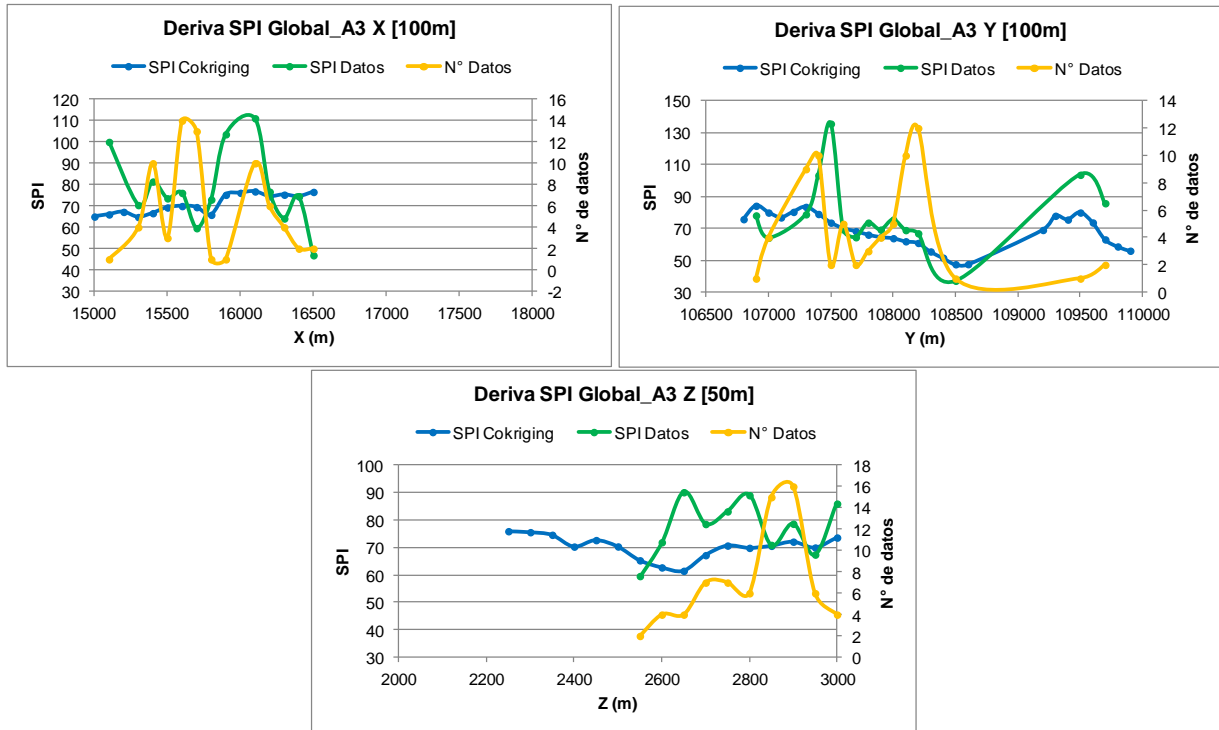


Figura A 247: Derivas SPI. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).

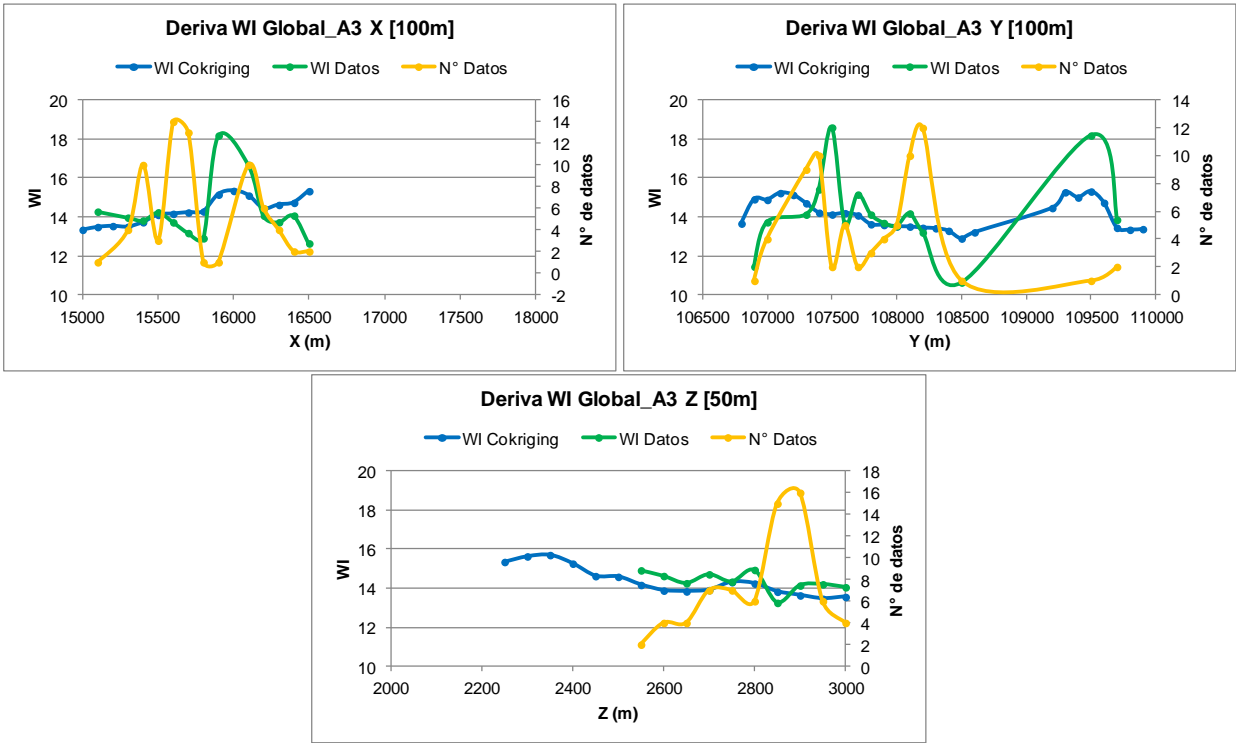


Figura A 248: Derivas BWi. $Is_{50} < 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).

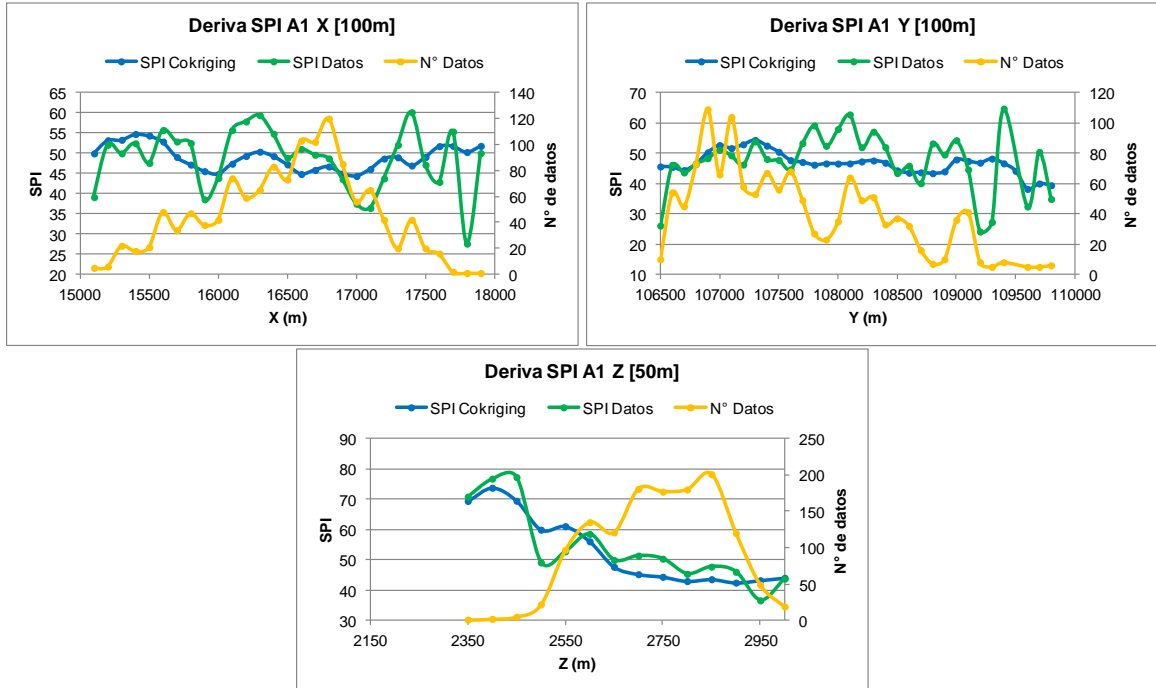


Figura A 249: Derivas SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).

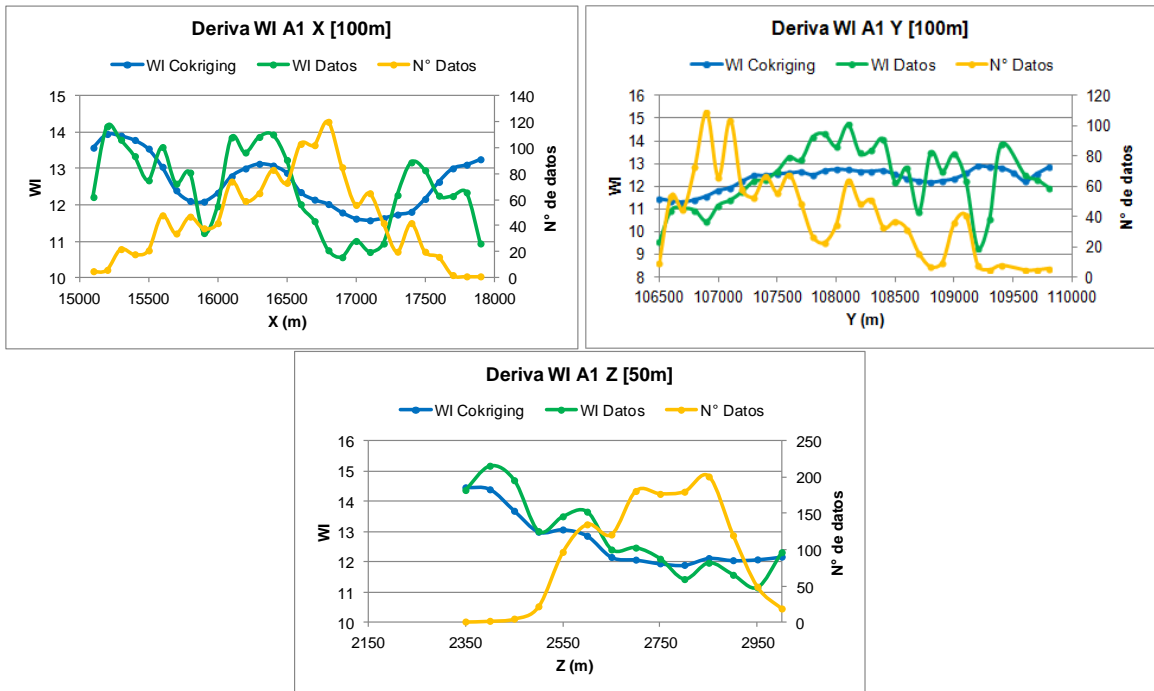


Figura A 250: Derivas BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 1 (QSC).

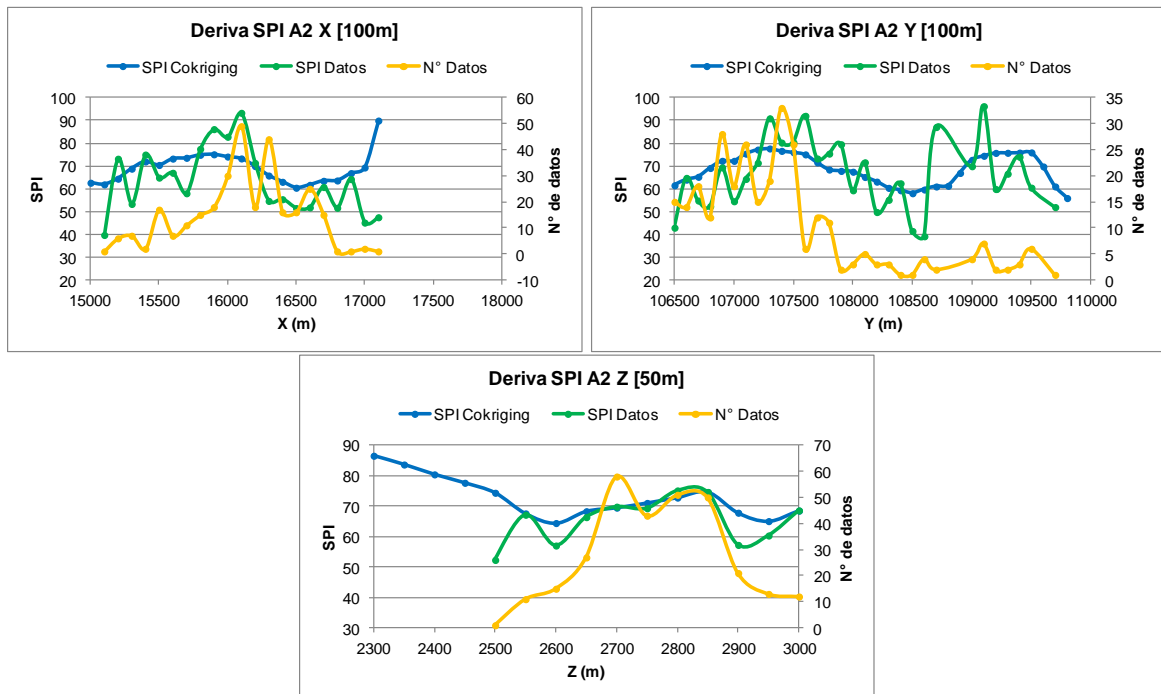


Figura A 251: Derivas SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).

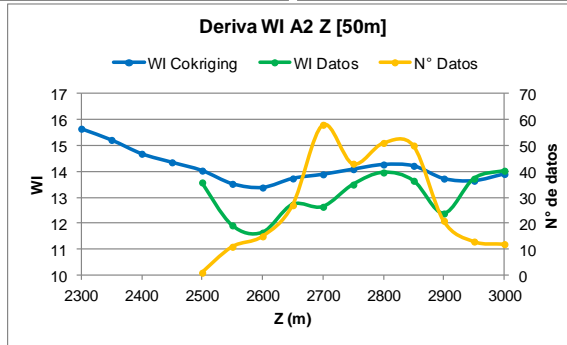
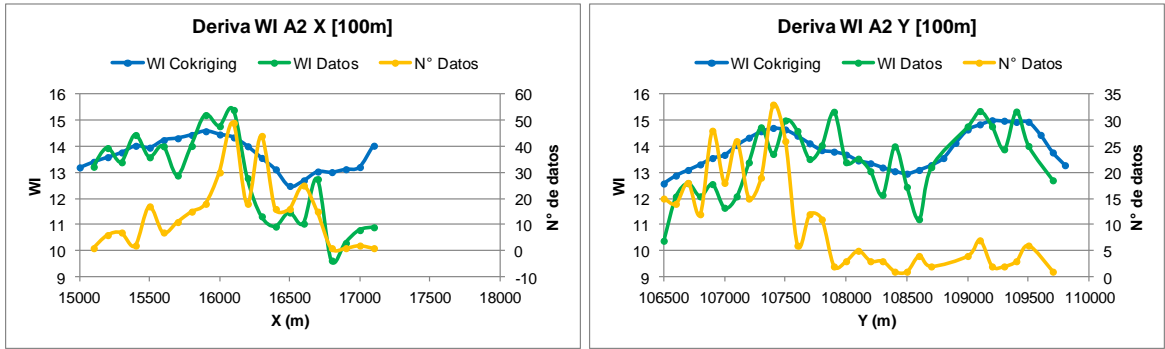


Figura A 252: Derivas BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 2 (SCC).

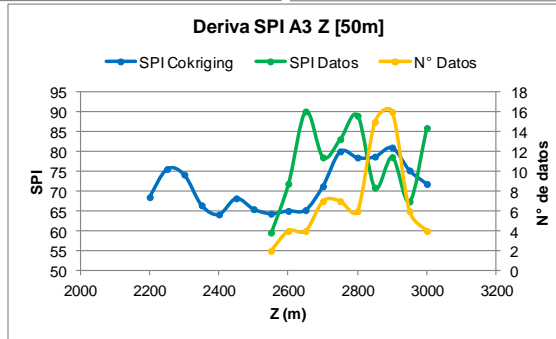
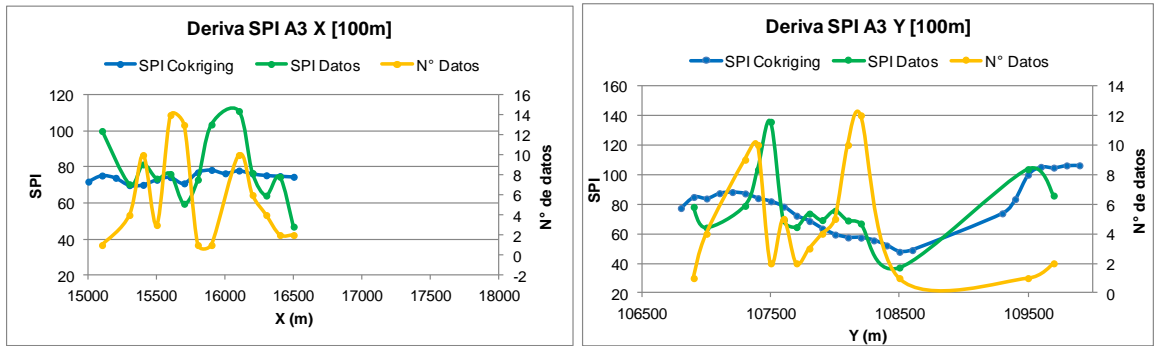


Figura A 253: Derivas SPI. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

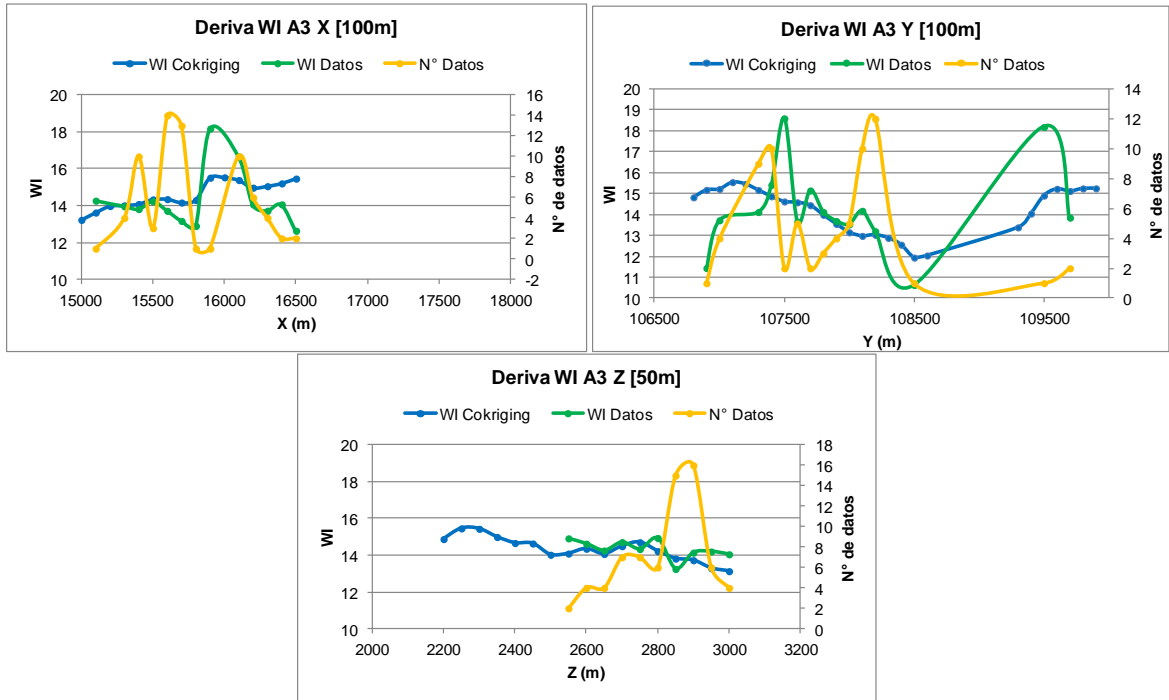


Figura A 254: Derivas BWi. $Is_{50} < 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

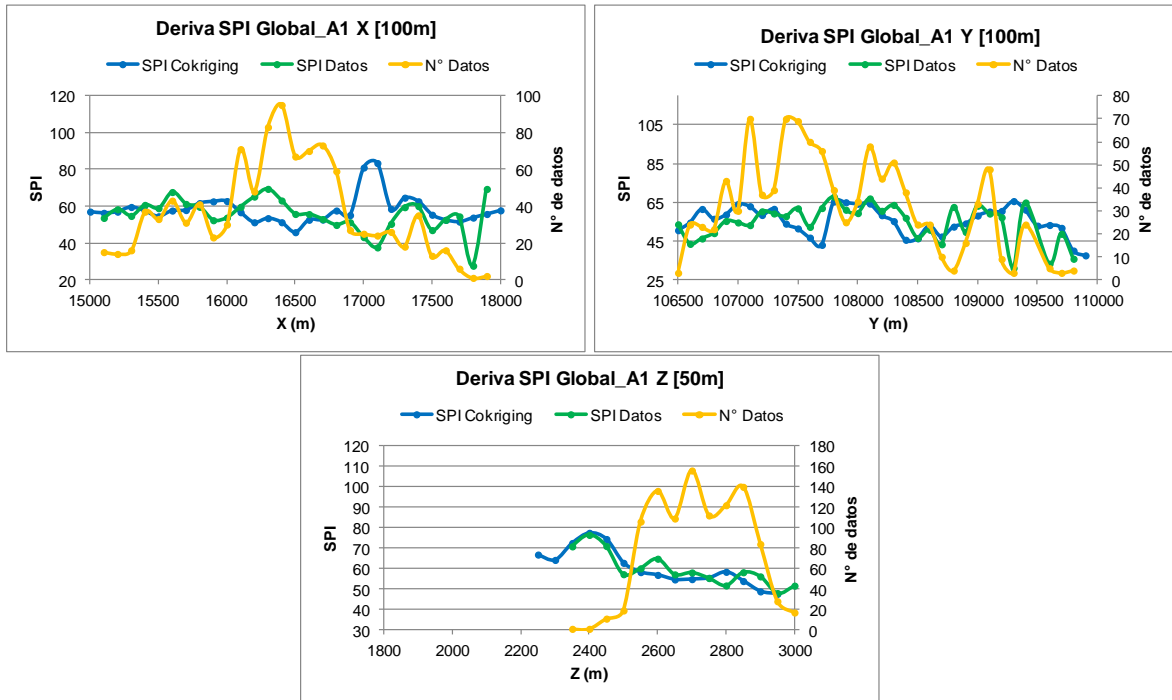


Figura A 255: Derivas SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).

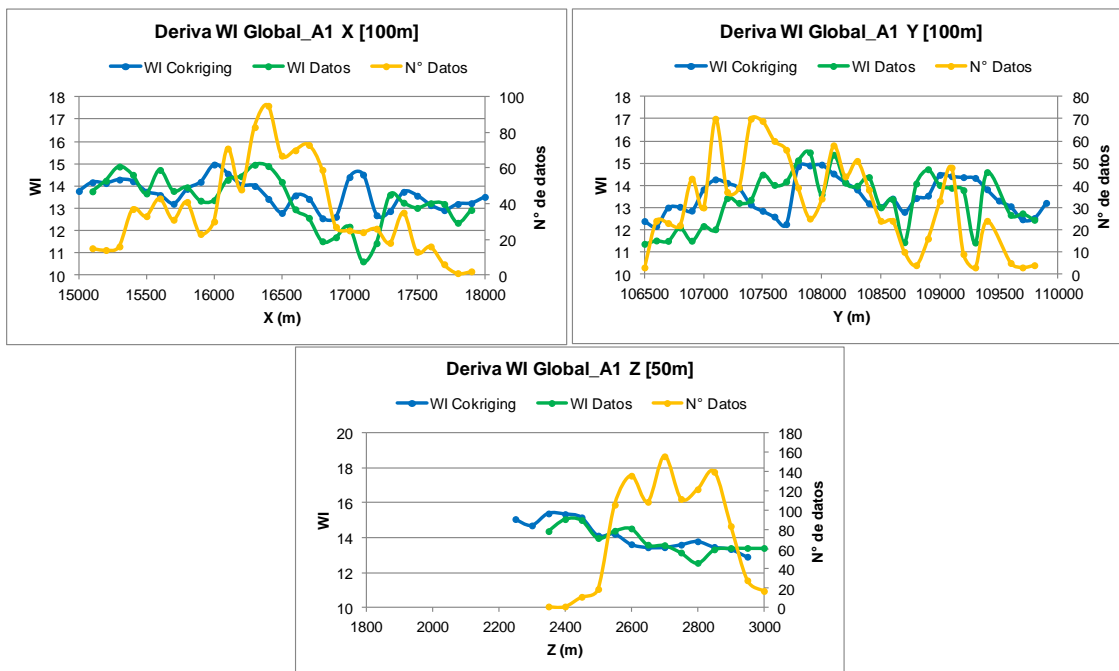


Figura A 256: Derivas BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 1 (QSC).

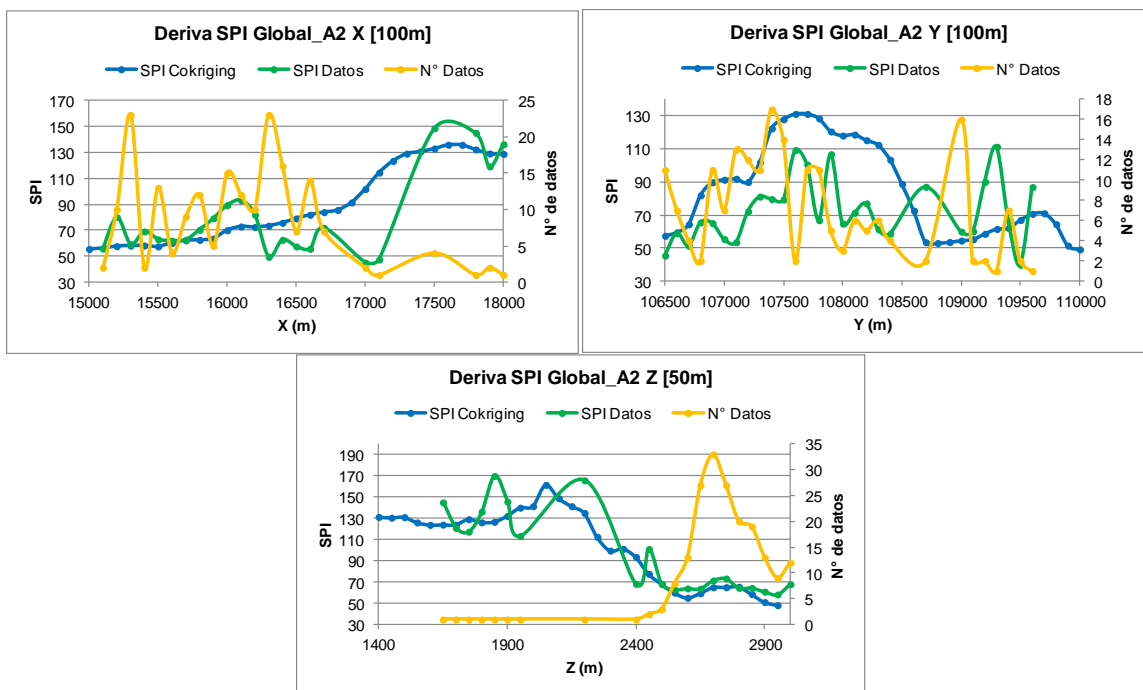


Figura A 257: Derivas SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).

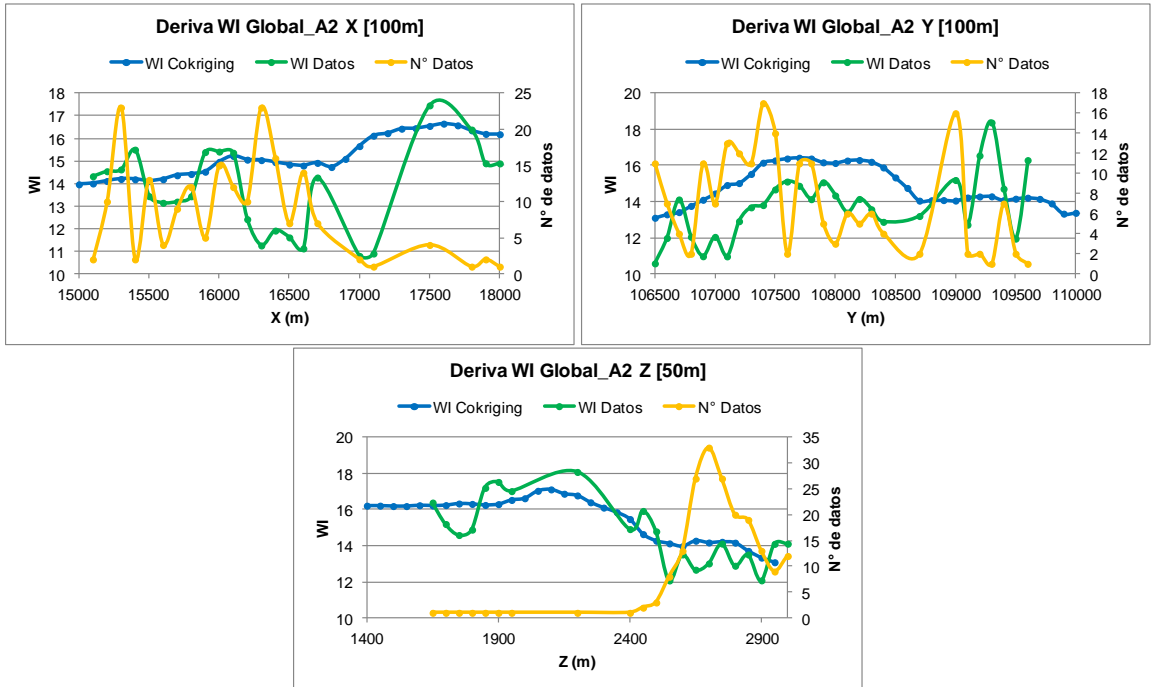


Figura A 258: Derivas BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 2 (SCC).

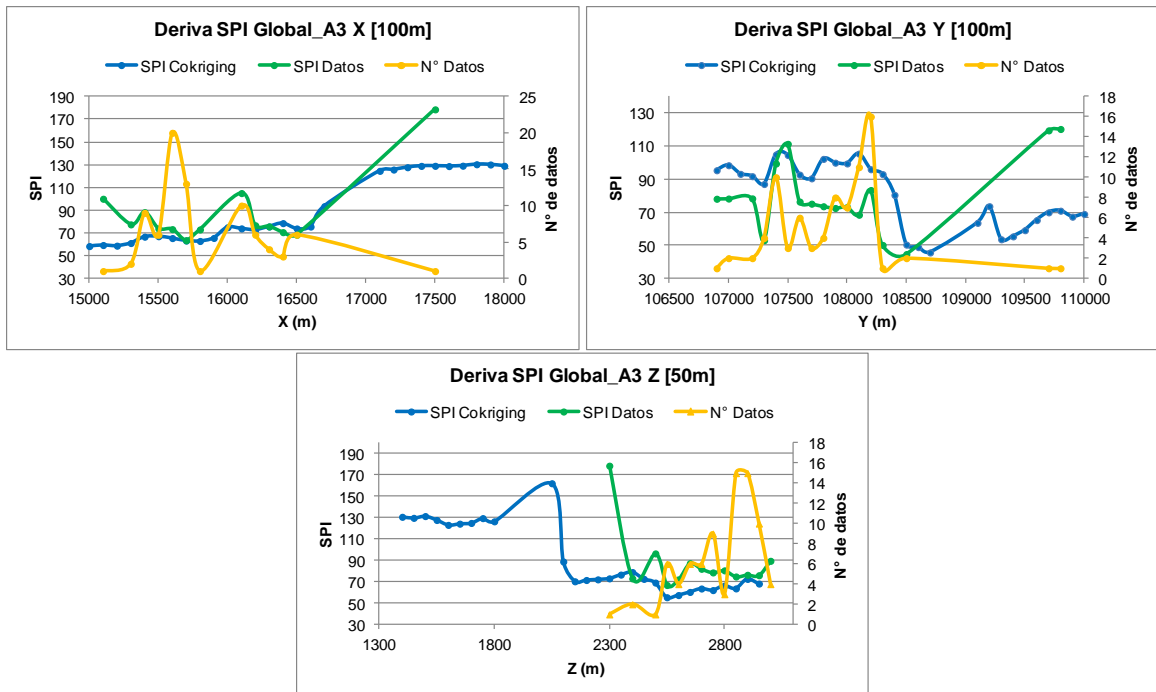


Figura A 259: Derivas SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).

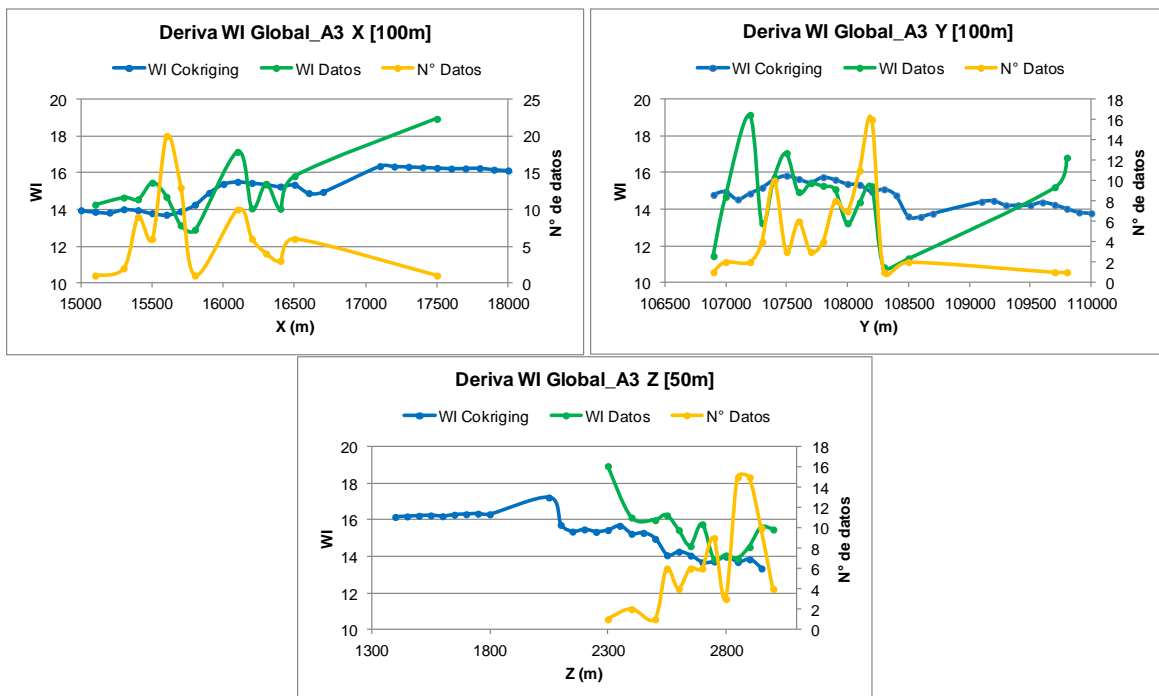


Figura A 260: Derivas BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Global – Alteración 3 (Potásica).

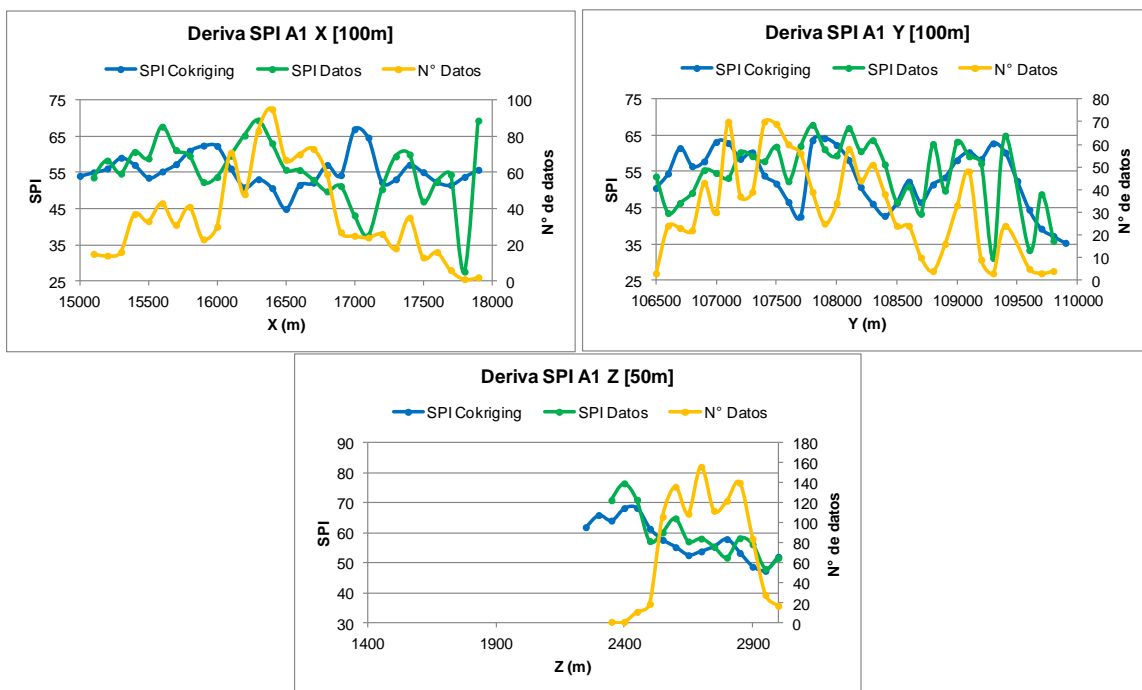


Figura A 261: Derivas SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

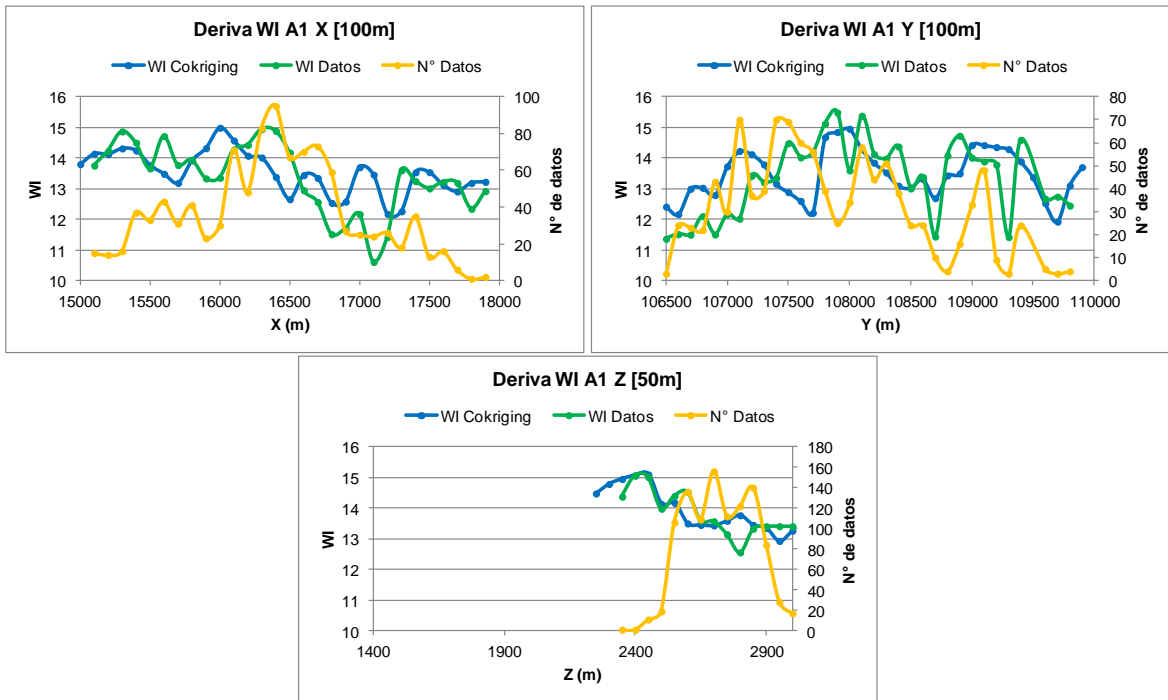


Figura A 262: Derivas BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 1 (QSC).

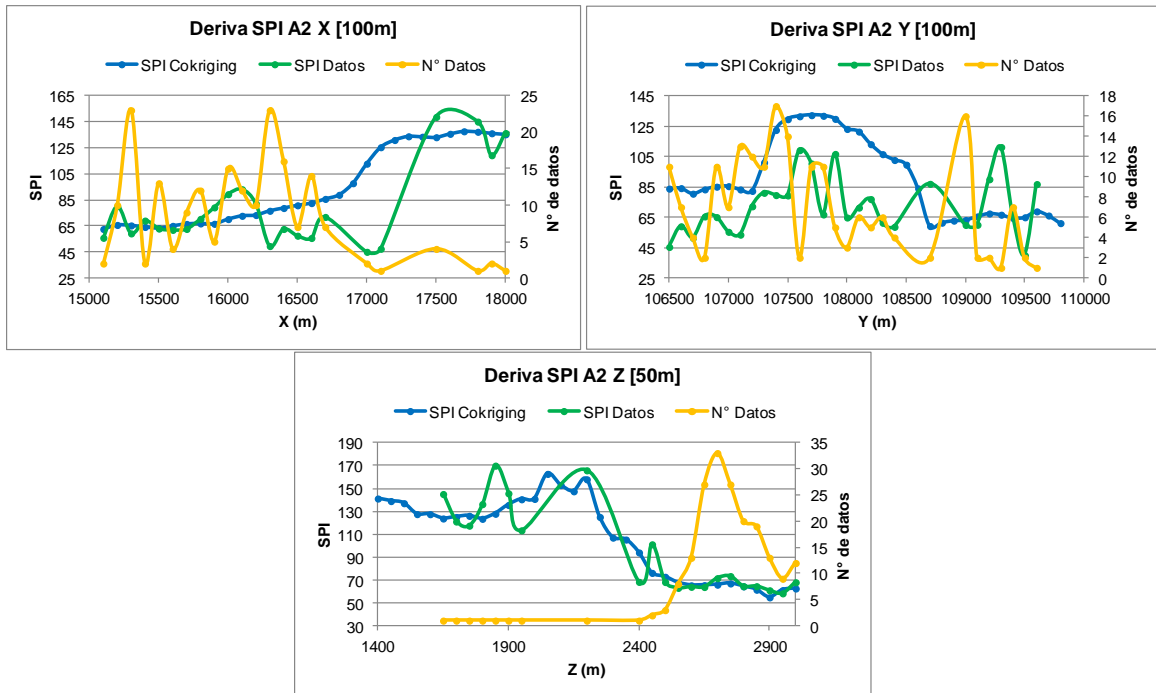


Figura A 263: Derivas SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

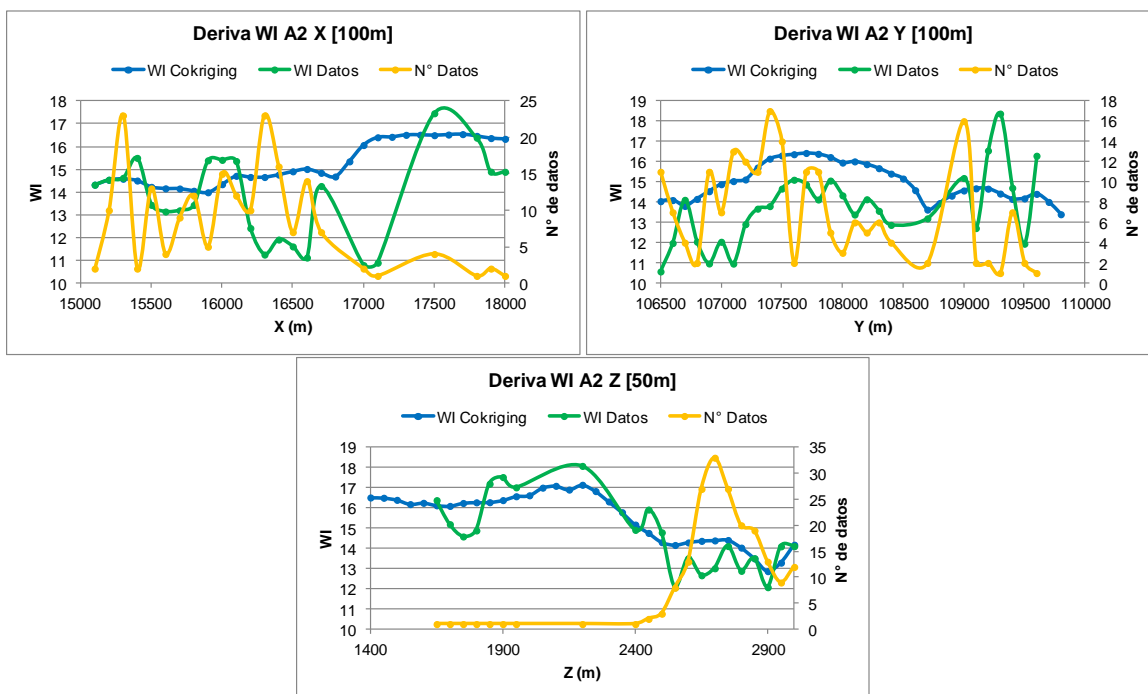


Figura A 264: Derivas BWi. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 2 (SCC).

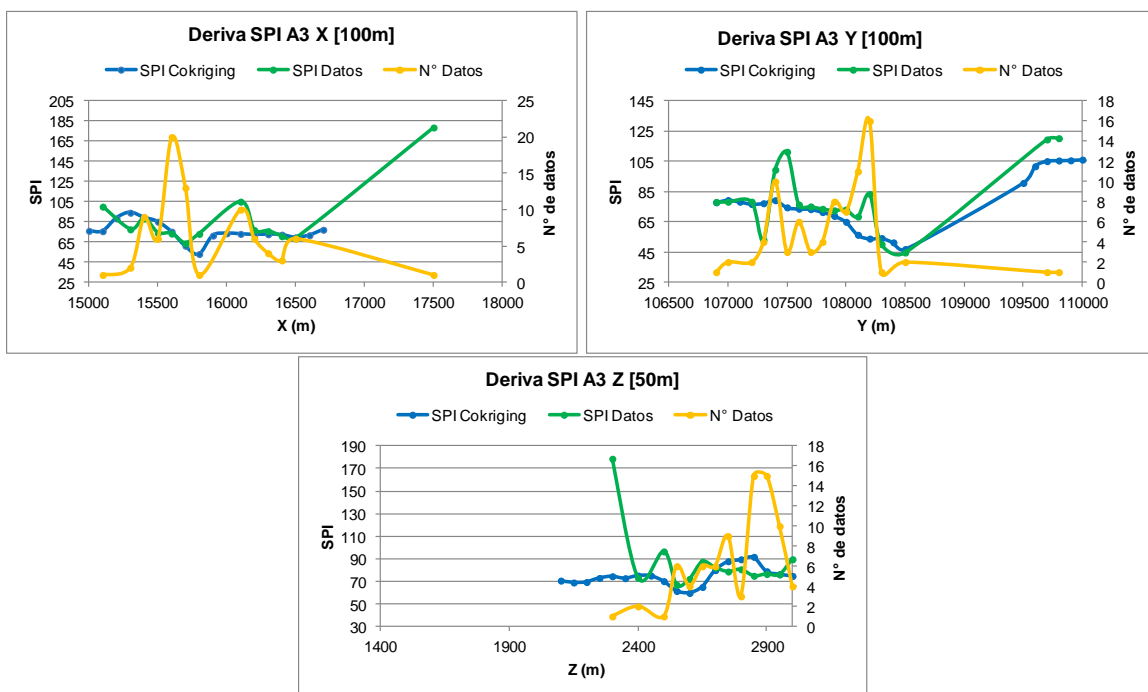


Figura A 265: Derivas SPI. $Is_{50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).

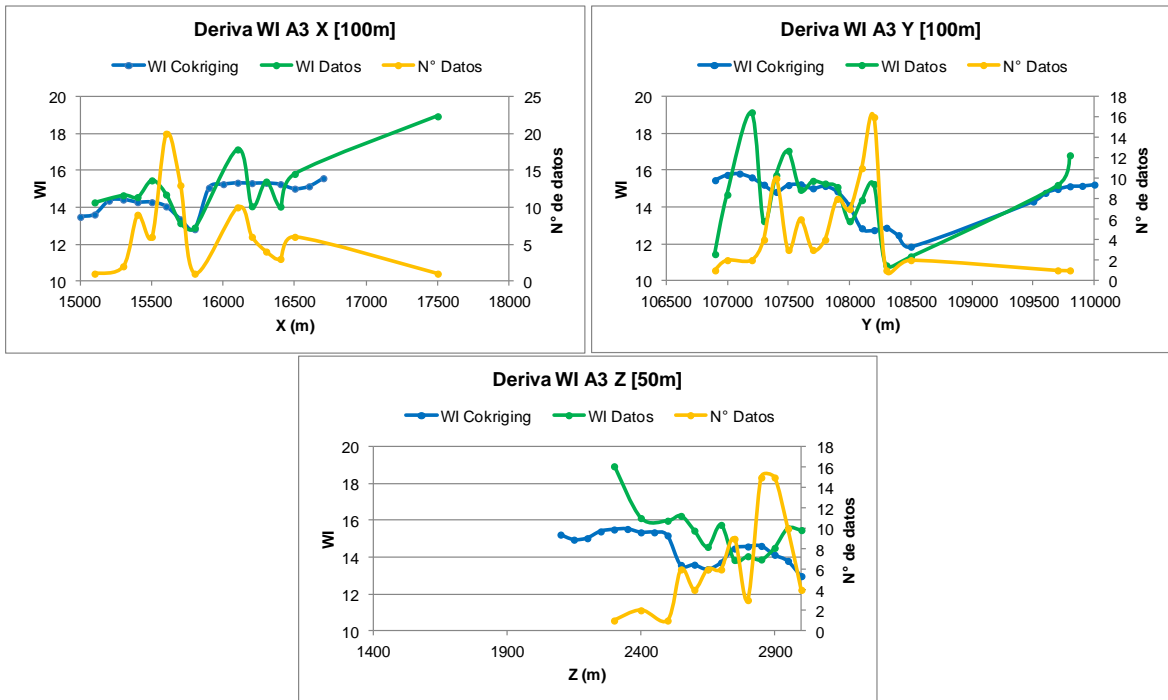


Figura A 266: Derivas BWi. $I_{s50} \geq 1,8$. Alteración 3 (Potásica).