



**UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERIA DE MINAS**

**MODELAMIENTO GEOLÓGICO ESTOCÁSTICO CON SIMULACIÓN
GEOESTADÍSTICA**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL DE MINAS

CRISTIAN MARCELO PÉREZ STRUTZ

**PROFESOR GUÍA:
JULIÁN M. ORTIZ CABRERA**

**MIEMBROS DE LA COMISIÓN
CARLOS PALACIOS MONASTERIO
EDUARDO MAGRI VARELA**

**SANTIAGO DE CHILE
OCTUBRE 2011**

RESUMEN

El modelamiento geológico es esencial para la evaluación de recursos, el diseño, la planificación minera y la definición del proceso metalúrgico a utilizar, dado que determina la extensión volumétrica y distribución espacial de unidades geológicas o geotécnicas que influyen de forma determinante sobre los procesos mencionados. Tradicionalmente, los modelos geológicos se elaboran de forma determinística, es decir, su construcción se basa en el conocimiento y experiencia de un especialista que asigna el valor de un atributo geológico a un determinado volumen, lo cual impide la cuantificación de la incertidumbre asociada al modelo generado. Por otra parte, si bien los algoritmos convencionales de simulación permiten la cuantificación de incertidumbre, las relaciones espaciales complejas y curvilíneas de las variables geológicas no pueden ser inferidas mediante estadísticas basadas en pares de puntos.

Este trabajo se centra en la aplicación del algoritmo Single Normal Equation Simulation (SNESIM) de simulación de patrones con el fin de generar modelos estocásticos de litologías del depósito Escondida Norte. Se pretende estudiar la aplicabilidad del método a un depósito de tamaño real y mejorar la caracterización de la incertidumbre respecto a la extensión volumétrica y ubicación espacial de unidades geológicas. Adicionalmente se estudia la influencia de la representatividad de la imagen de entrenamiento y de la cantidad de datos disponibles para condicionar las realizaciones sobre la calidad de los modelos obtenidos.

Se consideran cuatro casos de estudio resultantes de la combinación del uso de dos imágenes de entrenamiento distintas y de la incorporación de proporciones locales de litologías como dato de entrada a las simulaciones, con el fin de incorporar el concepto de no estacionaridad. En cada caso se utilizan 5 selecciones con número creciente de sondajes para condicionar los modelos. Los sondajes restantes son utilizados para la validación de los modelos generados.

Para cada caso, se calcula el acierto de las realizaciones sobre los datos reservados para tal efecto. Como regla general se demuestra la aplicabilidad del método a escala mina y la ventaja del uso de una imagen de entrenamiento representativa, de la cual sea posible la inferencia de las relaciones espaciales de la variable. Además es posible apreciar la influencia positiva que tiene sobre la calidad de los modelos la disponibilidad de un número significativo de datos condicionantes. Cabe destacar, que al usar el algoritmo estudiado, el impacto relativo del aumento de datos condicionantes es mayor cuando se dispone de un número reducido de ellos, por lo que la decisión de perforar nuevos sondajes debe evaluarse detenidamente considerando el costo que las campañas de exploración conllevan, especialmente si se cuenta con un modelo geológico conceptual de calidad del cual sea posible inferir estadísticas de patrones representativas.

ABSTRACT

Geological modeling is essential for resource estimation, mine design, mine planning and definition of the metallurgical process to use, as it determinates volumetric extension and spatial distribution of geological or geotechnical units which have a decisive influence on these processes. Traditionally geological models are made deterministically, i.e., its construction is based on the knowledge and experience of a specialist that assigns the geological attribute value to a given volume. The method prevents the evaluation of the uncertainty associated to the generated model. Although conventional simulation algorithms allow uncertainty quantification, it is not possible to infer complex and curvilinear spatial relations of the geological variables by statistics based on pairs of points like variograms.

This work addresses the application of the Single Normal Equation Simulation (SNESIM) algorithm of pattern simulation, to generate mine scale stochastic models of lithologies for the Escondida Norte deposit. It aims to study the applicability of the method to a mine scale deposit and improve the characterization of the uncertainty regarding the volumetric extension and spatial location of geological units. The influence of the representativeness of the training image and the amount of available conditioning data, on the obtained models is also studied.

Four case studies are considered, resulting of the combination of using two different training images and the incorporation of local lithology proportions as input to simulations, to consider nonstationarity. In each case five selections are used with increasing number of drillholes, in order to condition stochastic models. The remaining drillholes are reserved for the validation of simulated models.

For each case, the accuracy of the output over the reserved data is calculated. As a general rule, the study demonstrates the applicability of the method for mine scale geological modeling and the advantage of using a representative training image, from which it is possible to infer complex spatial relations of the variable. It is also possible to appreciate the positive influence of the availability of a significant number of conditioning data on the models quality. Remarkably, if the studied algorithm is used, the relative impact of an increasing number conditioning data is greater when there are a small number of them, so the decision of new drillings must be carefully assessed, considering the involved cost of exploration campaigns, especially if a representative conceptual geological model is available from which it is possible to infer representative pattern statistics.

A Annemarie, Hildegard y Tamara

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar quisiera agradecer a mi familia por el apoyo de todos estos años, y el cariño y educación entregados. En especial quisiera agradecer a mi madre, quien además de ser una excelente mamá, ha hecho un enorme esfuerzo para permitirme llegar a dónde estoy ahora. Quisiera, particularmente, agradecer también a mis abuelos y a mi tía Úrsula, con quienes he vivido toda mi vida y han sido fundamentales en mi desarrollo como persona.

A mi polola Tamara, quien me ha acompañado y apoyado desde hace ya más de dos años. Gracias a ti estos años han sido los más felices de mi vida, te amo mucho mi amor.

A mi amigos y compañeros del colegio, Marcel, Bernardo, Cristóbal, Sebastián, Klaus, Christian y Germán con los cuales tengo una amistad que ya perdura muchos años. En especial quisiera agradecer a mi mejor amigo Tomás Reyes, a quien conozco hace 18 años y sin el apoyo del cual, en algunos momentos difíciles, probablemente no estaría finalizando esta etapa.

A mis compañeros de la Universidad, especialmente a los mineros compañeros de generación. Gracias a ustedes, los últimos 4 años que he pasado en la facultad lo pasé excelente, tanto en actividades académicas como extra-académicas. Creo que hicimos muchas cosas como generación, especialmente el viaje a Brasil el verano pasado y que realmente aprovechamos nuestro paso por la Universidad. Aunque más de alguna vez sufrimos, ya llegamos al final de este camino. Espero que nos sigamos viendo en el futuro y nuestra amistad perdure.

A los profesores de la comisión, en especial al profesor Julián Ortiz, por tener siempre la mejor disposición y paciencia para responder las numerosas dudas con respecto a temas académicos y en particular con respecto a este trabajo de título.

A Conicyt por el proyecto Fondecyt 1090056, con el que se financió esta memoria y a Codelco por patrocinar la Cátedra de Evaluación de Yacimientos. Finalmente quisiera agradecer a Luis Soto, Omar Cortés y Marcelo Cortés de Minera Escondida por facilitar los datos con los cuales se llevó a cabo este trabajo, contestar dudas y entregar información geológica del depósito estudiado.

Muchas gracias a todos.

ÍNDICE

1.	Introducción	1
1.1.	Motivación del trabajo.....	3
1.2.	Objetivos.....	4
1.2.1.	Objetivos generales	4
1.2.2.	Objetivos específicos	4
1.3.	Alcances	5
2.	Antecedentes	6
2.1.	Simulaciones geoestadísticas.....	6
2.2.	Modelamiento geológico en minería	7
2.3.	Simulación condicional categórica convencional.....	8
2.3.1.	Simulación secuencial de indicadores.....	8
2.3.2.	Gaussiana truncada.....	9
2.3.3.	Simulación plurigaussiana	11
2.4.	Limitaciones de los métodos de simulación categórica convencional	13
2.5.	Simulación basada en estadísticas de patrones.....	14
2.5.1.	Conceptos básicos	14
2.5.1.1.	Imagen de entrenamiento.....	14
2.5.1.2.	Plantilla de búsqueda.....	15
2.5.1.3.	Árbol de búsqueda.....	15
2.5.1.4.	Función de distribución de probabilidad condicional.....	17
2.5.2.	Algoritmo Single Normal Equation Simulation (SNESIM)	20
2.5.3.	Algoritmo FILTERSIM	22
2.5.4.	Algoritmo de simulación basado en texturas CUTSIM	23
2.6.	Descripción geológica de Escondida Norte.....	25
2.6.1.	Secuencia volcánica sedimentaria.....	25
2.6.2.	Pórfido riolítico	25
2.6.3.	Pórfido feldespático	25
2.6.4.	Brechas	26
2.6.4.1.	Brechas ígneas magmáticas y de contacto.....	26
2.6.4.2.	Brechas hidrotermales	26
2.6.4.3.	Brechas tectónicas	26
2.6.5.	Gravas	26
3.	Metodología	28
3.1.	Estudio exploratorio de las bases de datos	28

3.2.	Casos de estudio y construcción de modelos	29
3.3.	Chequeos y validaciones	30
4.	Estudio exploratorio de datos.....	31
4.1.	Datos disponibles.....	31
4.1.1.	Topografía	31
4.1.2.	Modelo geológico.....	32
4.1.3.	Sondajes	34
4.2.	Selección de imágenes de entrenamiento	35
4.3.	Selección de sondajes condicionantes y de validación.....	38
4.4.	Estudio de proporciones verticales.....	40
4.5.	Estudio de proporciones locales	43
4.6.	Definición de regiones de simulación	44
4.7.	Desagrupamiento de datos condicionantes.....	46
4.8.	Definición de parámetros de simulación	48
5.	Resultados	50
5.1.	Chequeo de resultados.....	51
5.1.1.	Reproducción de proporciones globales	51
5.1.2.	Reproducción de proporciones verticales	56
5.1.2.1.	Caso de estudio N° 1.....	57
5.1.2.2.	Caso de estudio N° 2.....	58
5.1.2.3.	Caso de estudio N° 3.....	59
5.1.2.4.	Caso de estudio N° 4.....	60
5.1.3.	Reproducción de variogramas de indicadores.....	61
5.1.3.1.	Caso de estudio N° 1.....	62
5.1.3.2.	Caso de estudio N° 2.....	63
5.1.3.3.	Caso de estudio N° 3.....	64
5.1.3.4.	Caso de estudio N° 4.....	65
5.1.4.	Reproducción de patrones	66
5.1.4.1.	Caso de estudio N° 1.....	67
5.1.4.2.	Caso de estudio N° 2.....	68
5.1.4.3.	Caso de estudio N° 3.....	69
5.1.4.4.	Caso de estudio N° 4.....	70
5.2.	Análisis de resultados	71
5.2.1.	Reproducción de proporciones globales	71
5.2.2.	Reproducción de proporciones verticales	72

5.2.3.	Reproducción de la continuidad espacial de litologías	73
5.2.4.	Reproducción de patrones presentes en la IE.....	74
5.3.	Validación de resultados y comparación de casos de estudio	77
5.3.1.	Comparación de resultados según número de sondajes condicionantes	80
5.3.2.	Comparación de resultados según representatividad de la IE.....	83
5.3.3.	Sensibilidad de resultados a la incorporación de proporciones locales	85
6.	Conclusiones y recomendaciones.....	87
7.	Bibliografía	89
8.	Anexos.....	91
8.1.	Anexo I: Estadísticas básicas de datos originales.....	91
8.1.1.	Modelo geológico.....	91
8.1.2.	Sondajes	92
8.2.	Anexo II: Estadísticas de datos de validación	94
8.3.	Anexo III: Estudio de proporciones locales	95
8.4.	Anexo IV: Regiones de simulación.....	98
8.5.	Anexo V: Proporciones de litologías por región en datos desagrupados	101
8.6.	Anexo VI: Resultados de simulaciones	103
8.6.1.	Selección de sondajes N° 1.....	103
8.6.2.	Selección de sondajes N° 2.....	104
8.6.3.	Selección de sondajes N° 4.....	105
8.6.4.	Selección de sondajes N° 5.....	106
8.7.	Anexo VII: Proporciones verticales	107
8.7.1.	Caso de estudio N° 1	107
8.7.2.	Caso de estudio N° 2	108
8.7.3.	Caso de estudio N° 3	110
8.7.4.	Caso de estudio N° 4	111
8.8.	Anexo VIII: Variogramas de indicadores.....	113
8.8.1.	Caso de estudio N° 1	114
8.8.2.	Caso de estudio N° 2	115
8.8.3.	Caso de estudio N° 3	116
8.8.4.	Caso de estudio N° 4	117
8.9.	Anexo IX: Reproducción de patrones	118
8.9.1.	Caso de estudio N° 1	118
8.9.2.	Caso de estudio N° 2	120
8.9.3.	Caso de estudio N° 3	121

8.9.4. Caso de estudio N° 4	123
-----------------------------------	-----

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Ejemplo de modelo geológico elaborado de forma determinística	7
Figura 2: Efecto del variograma de la variable gaussiana en el contacto entre categorías [5].....	9
Figura 3: Truncada gaussiana con 4 categorías [5].....	10
Figura 4: Modo de truncación (bandera) y su influencia sobre los contactos de unidades en los modelos generados [5]	12
Figura 5: Patrones	14
Figura 6: Plantillas de búsqueda [11].....	15
Figura 7: Imagen de entrenamiento y plantilla de búsqueda [11].....	16
Figura 8: Árbol de búsqueda [11]	16
Figura 9: Imagen de entrenamiento (izquierda) y plantilla de búsqueda (derecha).....	17
Figura 10: Patrones guardados en árbol de búsqueda, inferidos al centrar la plantilla de búsqueda (figura 9) en el nodo indicado de la imagen de entrenamiento	18
Figura 11: Grilla de simulación con datos condicionantes (izquierda) y evento condicionante (derecha).....	18
Figura 12: Proceso de simulación mediante algoritmo SNESIM [6].....	20
Figura 13: FILTERSIM [9].....	22
Figura 14: Algoritmo CUTSIM sin condicionamiento [14]	23
Figura 15: Algoritmo CUTSIM con condicionamiento incorporado [14].....	24
Figura 16: Topografía del depósito Escondida Norte	31
Figura 17: Proporciones de litologías en modelo geológico	33
Figura 18: Proporciones de litologías en sondajes	34
Figura 19: Imagen de entrenamiento completa y sector del cual se obtuvo la selección.....	35
Figura 20: Selección de la imagen de entrenamiento.....	36
Figura 21: Proporciones en imágenes de entrenamiento.....	37
Figura 22: Proporciones de litologías en datos condicionantes por selección	39
Figura 23: Proporción de datos por cota	40
Figura 24: Proporciones verticales de litologías en IE completa.....	41
Figura 25: Proporciones verticales de litologías en IE menor	41
Figura 26: Proporciones verticales de litologías en datos de sondaje.....	42
Figura 27: Bloques con proporción local de feldespatos superior al 60 [%].....	43
Figura 28: Proporciones de litologías en regiones de simulación.....	45
Figura 29: Disposición espacial de collares de sondajes.....	46
Figura 30: Proporciones de litologías desagrupadas por selección de sondaje.....	47
Figura 31: Proporciones en modelo geológico, datos originales y datos desagrupados	48
Figura 32: Resultados de simulaciones construidas con 50% de sondajes condicionantes	50
Figura 33: Reproducción de proporciones globales, litología 0.....	51
Figura 34: Reproducción de proporciones globales, litología 1.....	52
Figura 35: Reproducción de proporciones globales, litología 2.....	52
Figura 36: Reproducción de proporciones globales, litología 3.....	53

Figura 37: Reproducción de proporciones globales, litología 4.....	53
Figura 38: Reproducción de proporciones globales, litología 5.....	54
Figura 39: Reproducción de proporciones globales, litología 6.....	54
Figura 40: Proporciones verticales, caso de estudio N° 1, selección de sondaje 1 (arriba), 5 (centro) e imagen de entrenamiento (abajo).....	57
Figura 41: Proporciones verticales, caso de estudio N° 2, selección de sondaje 1 (arriba), 5 (centro) e imagen de entrenamiento (abajo).....	58
Figura 42: Proporciones verticales, caso de estudio N° 3, selección de sondaje 1 (arriba), 5 (centro) e imagen de entrenamiento (abajo).....	59
Figura 43: Proporciones verticales, caso de estudio N° 4, selección de sondaje 1 (arriba), 5 (centro) e imagen de entrenamiento (abajo).....	60
Figura 44: Variogramas de indicadores de litologías principales, caso de estudio N° 1.....	62
Figura 45: Variogramas de indicadores de litologías principales, caso de estudio N° 2.....	63
Figura 46: Variogramas de indicadores de litologías principales, caso de estudio N° 3.....	64
Figura 47: Variogramas de indicadores de litologías principales, caso de estudio N° 4.....	65
Figura 48: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 1, selección de sondajes 1	67
Figura 49: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 1, selección de sondajes 5	67
Figura 50: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 2, selección de sondajes 1	68
Figura 51: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 2, selección de sondajes 5	68
Figura 52: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 3, selección de sondajes 1	69
Figura 53: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 3, selección de sondajes 5	69
Figura 54: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 4, selección de sondajes 1	70
Figura 55: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 4, selección de sondajes 5	70
Figura 56: Valor del coeficiente de correlación versus valor del Servosystem Factor	74
Figura 57: Coeficiente de correlación según incorporación de proporciones locales, caso de estudio 1 y 3	75
Figura 58: Coeficiente de correlación según incorporación de proporciones locales, caso de estudio 2 y 4	76
Figura 59: Desacierto por diferencia de soportes de bloques y compósitos	77
Figura 60: Acierto según porcentaje de sondajes condicionantes, caso de estudio N° 1	80
Figura 61: Acierto según porcentaje de sondajes condicionantes, caso de estudio N° 2	80
Figura 62: Acierto según porcentaje de sondajes condicionantes, caso de estudio N° 3	81
Figura 63: Acierto según porcentaje de sondajes condicionantes, caso de estudio N° 4	81
Figura 64: Aumento del acierto vs aumento del número de sondajes condicionantes.....	82
Figura 65: Acierto medio según representatividad de la IE, casos de estudio 1 y 2	83
Figura 66: Acierto medio según representatividad de la IE, casos de estudio 3 y 4.....	83
Figura 67: Acierto medio según incorporación de proporciones locales a la simulación, casos de estudio 1 y 3	85
Figura 68: Acierto medio según incorporación de proporciones locales a la simulación, casos de estudio 2 y 4	85
Figura 69: Proporciones de litologías en modelo geológico completo	92

Figura 70: Proporciones de litologías en datos de sondaje	93
Figura 71: Proporciones de litologías en compósitos de validación por selección.....	94
Figura 72: Bloques con proporción local de Pórfido Carmen superior al 60 [%].....	95
Figura 73: Bloques con proporción local de Riolita superior al 60 [%]	95
Figura 74: Bloques con proporción local de Andesita superior al 60 [%]	96
Figura 75: Bloques con proporción local de Brechas superior al 60 [%]	96
Figura 76: Bloques con proporción local de Granito superior al 60 [%]	97
Figura 77: Bloques con proporción local de Gravas superior al 60 [%].....	97
Figura 78: Región de simulación N° 1	98
Figura 79: Región de simulación N° 2	98
Figura 80: Región de simulación N° 3	99
Figura 81: Región de simulación N° 4.....	99
Figura 82: Región de simulación N° 5	100
Figura 83: Resultados de simulaciones construidas con 10% de sondajes condicionantes	103
Figura 84: Resultados de simulaciones construidas con 30% de sondajes condicionantes	104
Figura 85: Resultados de simulaciones construidas con 70% de sondajes condicionantes	105
Figura 86: Resultados de simulaciones construidas con 90% de sondajes condicionantes	106
Figura 87: Proporciones verticales, caso de estudio N° 1, selección de sondajes 2	107
Figura 88: Proporciones verticales, caso de estudio N° 1, selección de sondajes 3	107
Figura 89: Proporciones verticales, caso de estudio N° 1, selección de sondajes 4.....	108
Figura 90: Proporciones verticales, caso de estudio N° 2, selección de sondajes 2	108
Figura 91: Proporciones verticales, caso de estudio N° 2, selección de sondajes 3	109
Figura 92: Proporciones verticales, caso de estudio N° 2, selección de sondajes 4.....	109
Figura 93: Proporciones verticales, caso de estudio N° 3, selección de sondajes 2	110
Figura 94: Proporciones verticales, caso de estudio N° 3, selección de sondajes 3	110
Figura 95: Proporciones verticales, caso de estudio N° 3, selección de sondajes 4.....	111
Figura 96: Proporciones verticales, caso de estudio N° 4, selección de sondajes 2.....	111
Figura 97: Proporciones verticales, caso de estudio N° 4, selección de sondajes 3	112
Figura 98: Proporciones verticales, caso de estudio N° 4, selección de sondajes 4.....	112
Figura 99: Variogramas de indicadores de litologías con menor proporción en modelo geológico, caso de estudio N° 1	114
Figura 100: Variogramas de indicadores de litologías con menor proporción en modelo geológico, caso de estudio N° 2	115
Figura 101: Variogramas de indicadores de litologías con menor proporción en modelo geológico, caso de estudio N° 3	116
Figura 102: Variogramas de indicadores de litologías con menor proporción en modelo geológico, caso de estudio N° 4	117
Figura 103: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 1, selección de sondajes 2	118
Figura 104: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 1, selección de sondajes 3	119
Figura 105: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 1, selección de sondajes 4	119
Figura 106: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 2, selección de sondajes 2	120

Figura 107: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 2, selección de sondajes 3	120
Figura 108: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 2, selección de sondajes 4	121
Figura 109: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 3, selección de sondajes 2	121
Figura 110: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 3, selección de sondajes 3	122
Figura 111: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 3, selección de sondajes 4	122
Figura 112: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 4, selección de sondajes 2	123
Figura 113: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 4, selección de sondajes 3	123
Figura 114: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 4, selección de sondajes 4	124

INDICE DE TABLAS

Tabla 1: Selección de datos condicionantes y de validación	28
Tabla 2: Casos de estudio.....	29
Tabla 3: Características espaciales del modelo geológico	32
Tabla 4: Códigos de litologías.....	32
Tabla 5: Recodificación de litologías.....	33
Tabla 6: Proporciones de litologías en modelo geológico	33
Tabla 7: Proporciones de litologías en sondajes	34
Tabla 8: Características espaciales de la imagen de entrenamiento menor.....	36
Tabla 9 : Proporciones de litologías en imagen de entrenamiento menor	36
Tabla 10: Selecciones de sondajes	38
Tabla 11: Número de compósitos por selección	38
Tabla 12: Proporciones de litologías en datos condicionantes por selección	38
Tabla 13: Características espaciales de regiones de simulación	45
Tabla 14: Proporciones de litologías desagrupadas por selección de sondaje	47
Tabla 15: Resultados de análisis de sensibilidad, caso de estudio N° 1	49
Tabla 16: Resultados de análisis de sensibilidad, caso de estudio N° 3	49
Tabla 17: Valores de "Servosystem Factor" a utilizar para simulaciones definitivas.....	49
Tabla 18: Número de ocurrencias de patrones en imágenes de entrenamiento dada una plantilla de búsqueda de 3 x 3 x 3 nodos	66
Tabla 19: Reproducción de patrones por caso de estudio y selección de sondaje	74
Tabla 20: Validación de resultados, caso de estudio N° 1	78
Tabla 21: Validación de resultados, caso de estudio N° 2	78
Tabla 22: Validación de resultados, caso de estudio N° 3	78
Tabla 23: Validación de resultados, caso de estudio N° 4	78
Tabla 24: Características del modelo geológico conceptual completo	91
Tabla 25: Proporciones de litologías en modelo geológico completo	91
Tabla 26: Proporciones de litologías en datos de sondaje.....	92
Tabla 27: Proporciones de litologías en compósitos de validación por selección	94
Tabla 28: Proporciones regionales de litologías desagrupadas, selección de sondajes 1	101
Tabla 29: Proporciones regionales de litologías desagrupadas, selección de sondajes 2	101
Tabla 30: Proporciones regionales de litologías desagrupadas, selección de sondajes 3	102
Tabla 31: Proporciones regionales de litologías desagrupadas, selección de sondajes 4	102
Tabla 32: Proporciones regionales de litologías desagrupadas, selección de sondajes 5	102

1. INTRODUCCIÓN

La Geoestadística es una herramienta utilizada para el estudio de fenómenos regionalizados, es decir, fenómenos que se extienden en el espacio y que presentan en mayor o menor medida una organización o estructura espacial. Esta herramienta es aplicable a diversos ámbitos, como el estudio de dispersión de contaminantes, concentración de nutrientes en suelos agrícolas, entre otros. En el caso de la minería, su aplicación es útil para comprender y estudiar variables regionalizadas, como por ejemplo ley, densidad, tipo de roca, granulometría y recuperación metalúrgica. El objetivo principal es generar modelos mediante técnicas de estimación o simulación, que reproduzcan la realidad, con el mínimo error posible y que cuantifiquen la incertidumbre asociada.

Si bien la ley, que corresponde a una variable continua, de el o los elementos de interés, es fundamental para la evaluación económica de un proyecto, el estudio de unidades geológicas también lo es por diversas razones. La obtención de un buen modelo geológico permite entre otras cosas:

- Generar mejores modelos de leyes, debido al posible control geológico (litológico o de flujos mineralizantes) sobre la presencia de los minerales de interés.
- Conocer la calidad geotécnica (dureza, presencia de estructuras) de la roca, lo cual permite estimar costos de chancado y molienda o dimensionar labores mineras subterráneas o a rajo abierto.
- Predecir el tipo de proceso al cual será sometido el mineral y calcular el consumo de reactivos e insumos, lo cual se realiza frecuentemente en función del tipo de roca.

Actualmente, los modelos geológicos son construidos de forma determinística, basando su construcción en el conocimiento geológico de un especialista y fijando un valor único de algún atributo geológico a un volumen determinado, lo cual impide cuantificar la incertidumbre asociada.

Otras técnicas utilizadas para generar modelos probabilísticos son las de simulación categórica convencional. Estas técnicas interpretan la distribución real de las variables como una realización de una función aleatoria. Si bien de este modo es posible cuantificar la variabilidad e incertidumbre sobre la variable regionalizada, en estos métodos se infiere la continuidad espacial a partir de relaciones entre pares de puntos a la vez, por ejemplo mediante variogramas. Sin embargo, continuidades espaciales complejas (curvilíneas por ejemplo) son difíciles de inferir razonablemente a partir de estas estadísticas convencionales. Entre estas técnicas se pueden nombrar las siguientes:

- Simulación secuencial de indicadores.
- Gaussiana truncada.

- Modelo Plurigaussiano.

Este trabajo se basa principalmente en la aplicación de técnicas de simulación de patrones, con el fin de generar modelos geológicos estocásticos, a diferencia de los modelos determinísticos con los cuales se trabaja generalmente en la actualidad. El objetivo principal de este trabajo es evaluar la aplicabilidad de las técnicas mencionadas para construir modelos a escala mina de gran envergadura y determinar las posibles limitaciones de la metodología propuesta. La estructura del trabajo consiste en estudiar los datos disponibles para proceder a seleccionar dos imágenes de entrenamiento, de las cuales se puedan inferir los patrones de estructura espacial de la variable. Estas imágenes corresponden al modelo geológico conceptual completo, el cual se asume representativo y una selección no representativa del mismo. Esta selección se realiza para poder evaluar el impacto de la calidad de la información conceptual disponible sobre la calidad de los modelos estocásticos construidos. Por su parte, los datos de sondajes son divididos al azar y por sondaje, en sets de datos condicionantes y de validación, variando la proporción de sondajes presentes en cada una de estas dos poblaciones, lo cual permite sensibilizar las simulaciones a la cantidad de información condicionante utilizada. Adicionalmente, y con el fin de evaluar el comportamiento del método frente a la incorporación del concepto de no estacionaridad a las simulaciones y por ende frente al manejo de la variabilidad local, se divide el dominio a simular en regiones homogéneas con respecto a las proporciones de litologías presentes en ellas. Una vez seleccionadas las imágenes de entrenamiento, los datos condicionantes y las regiones de simulación, se procede a simular mediante el algoritmo de simulación de patrones SNESIM (Single Normal Equation Simulation), con el fin de generar realizaciones estocásticas condicionadas a la información de sondajes. Finalmente se validan los modelos obtenidos, utilizando los datos de sondajes de validación reservados para este fin.

Los datos utilizados corresponden al modelo geológico conceptual actual de Escondida Norte y a datos de sondajes provenientes de diversas campañas realizadas en el mismo depósito.

Este trabajo se enmarca dentro del proyecto Fondecyt 1090056 llamado “Multiple Point Geostatistics for the Evaluation of Uncertainty in Geological Attributes and Grades”.

1.1. Motivación del trabajo

Hoy en día, los modelos geológicos se elaboran generalmente de forma determinística, es decir, corresponden a modelos interpretados que suponen fronteras duras entre las unidades geológicas, asumiendo de este modo un conocimiento perfecto con respecto a la ubicación y extensión de las mismas. Además se asigna el valor de una sola unidad o categoría a cada sector del yacimiento. El mayor problema asociado a esta metodología, es que no permite medir la incertidumbre, es decir, no es posible conocer la probabilidad de que un determinado punto o bloque posea efectivamente el valor del atributo que le fue asignado.

La principal motivación del presente trabajo, consiste en evaluar el desempeño del algoritmo de simulación de patrones SNESIM en un caso real, con el fin de mejorar la caracterización de la incertidumbre respecto a la extensión volumétrica y ubicación espacial de unidades geológicas. Se sabe que las estructuras geológicas generalmente son complejas y distan de estar delimitadas por fronteras duras como generalmente lo sugieren los modelos determinísticos. Por lo tanto, es de esperar que la generación de modelos estocásticos por medio de estadísticas de patrones incorpore el concepto de incertidumbre al modelamiento geológico y los resultados sean más realistas que los obtenidos mediante el uso de algoritmos convencionales basados en estadísticas obtenidas de pares de puntos, reproduciendo de mejor forma la variabilidad espacial de las categorías.

Cabe destacar que en el presente estudio no se realiza una comparación del desempeño del algoritmo SNESIM con respecto al desempeño de algún método convencional de simulación categórica.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivos generales

El objetivo general de este trabajo comprende principalmente evaluar la aplicación de técnicas de simulación de patrones al modelamiento geológico de un depósito de tamaño real de gran envergadura y obtener mediante el uso de estas técnicas, modelos geológicos estocásticos que permitan estudiar el efecto de la incertidumbre sobre los volúmenes de las unidades geológicas presentes.

1.2.2. Objetivos específicos

Adicionalmente, se estudiarán las consecuencias de incorporar a la construcción de modelos el concepto de no estacionaridad. Esto se realizará mediante el uso de proporciones locales de litologías al momento de simular.

Se sensibilizarán ciertos parámetros de simulación y se evaluará la influencia que tiene la variación de ellos sobre la calidad de los modelos construidos. Entre estos parámetros se puede contar la cantidad de datos condicionantes utilizados para la construcción de los modelos y la representatividad de las características espaciales de la variable en estudio por parte de la imagen de entrenamiento.

1.3. Alcances

Se estudiará la aplicación de técnicas de simulación de patrones, en particular del algoritmo SNESIM, para el modelamiento de litologías en el depósito Escondida Norte. Se construirán modelos estocásticos por medio de este algoritmo, basando el modelo en la interpretación geológica actual. Se verificará la aplicabilidad de estas técnicas y se estudiarán las consecuencias de la incertidumbre volumétrica sobre las unidades geológicas. Cabe mencionar que no se cuestionará o validará el modelo geológico conceptual de Escondida Norte, el cual se asume correcto y conocido. Además se asume que el modelo geológico conceptual captura la variabilidad en la distribución de unidades geológicas y que representa correctamente los contactos entre unidades, en cuanto a su regularidad.

Se sensibilizarán parámetros de simulación como por ejemplo, el número de datos condicionantes utilizados, la representatividad de la información conceptual y la incorporación como parámetro de entrada de la variabilidad local de proporciones de litologías.

La incorporación del concepto de anisotropías a la construcción de los modelos se encuentra fuera de los alcances de este trabajo.

2. ANTECEDENTES

En el presente capítulo se pretende describir el estado del arte de la simulación de variables categóricas y entregar un respaldo teórico con respecto a las técnicas de simulación convencionales y de patrones.

2.1. Simulaciones geoestadísticas

Las simulaciones geoestadísticas son utilizadas para construir una variable regionalizada ficticia que reproduzca la variabilidad y estructura espacial de una variable regionalizada real [4]. Para ello, se interpreta la variable regionalizada real como una realización de una función aleatoria. Las simulaciones se obtienen como realizaciones de esta función en el espacio. De este modo es posible construir escenarios que reproducen la variabilidad espacial real, a diferencia de los métodos de estimación, los cuales, si bien estiman en promedio correctamente, suavizan los valores extremos y ocultan información relevante para realizar ciertos análisis de importancia. Una simulación que simplemente reproduce la variabilidad espacial de una variable regionalizada, conociendo la distribución espacial de una función aleatoria, se conoce como simulación no-condicional. En el caso de tener datos reales conocidos (por ejemplo sondajes), contenidos dentro del espacio que se pretende simular, se desea generalmente que los modelos respeten y reproduzcan estos valores. En estos casos se habla de simulación condicional, las cuales se pueden describir como una realización de una función aleatoria, que respeta su estructura espacial y que reproduce ciertos valores conocidos en las posiciones correspondientes.

Con respecto a la variable a simular, ésta puede ser de 3 tipos: una variable continua, como por ejemplo una ley de un elemento, una variable categórica, como por ejemplo litologías o un objeto como conjunto y con una morfología en el espacio determinada.

En este estudio en particular, se construirán modelos geológicos de litologías condicionados a la información de sondajes, es decir, se realizarán simulaciones categóricas condicionales. Sin embargo, a diferencia de los métodos convencionales, la inferencia de la estructura espacial de la variable no se hará a partir de estadísticas basadas en pares de puntos, como por ejemplo el variograma, sino que a partir de múltiples puntos, como se explica en los próximos capítulos.

2.2. Modelamiento geológico en minería

Un modelo geológico corresponde a una representación matemática o conceptual de un fenómeno, a partir de datos de entrada obtenidos usualmente de sondajes, con el fin de predecir los resultados del fenómeno en lugares dónde éstos se desconocen. Por lo tanto, mediante el modelamiento geológico se pretende generalmente interpretar la ubicación, forma y volumen de las unidades geológicas. La información que define estas unidades proviene generalmente de variables categóricas como por ejemplo alteración, mineralogía, litología, ente otras.

En la actualidad, estos modelos son elaborados principalmente por personas expertas, las cuales interpretan la ubicación y límites de las unidades geológicas en base a información de datos de sondajes y a sus conocimientos del depósito. Este procedimiento de interpretación se realiza usualmente para cada planta y perfil necesario, interpolando posteriormente los resultados y generando de esta forma la representación de la unidad geológica en el espacio. Por lo tanto y principalmente debido a la interpolación aplicada, los resultados obtenidos son unidades geológicas con límites suaves (ver figura 1) que distan de ser semejantes a los límites que se observan en la realidad. Por otra parte, la principal desventaja de estos modelos generados de forma determinística, es que no permiten algún tipo de cuantificación de incertidumbre con respecto a sus resultados.

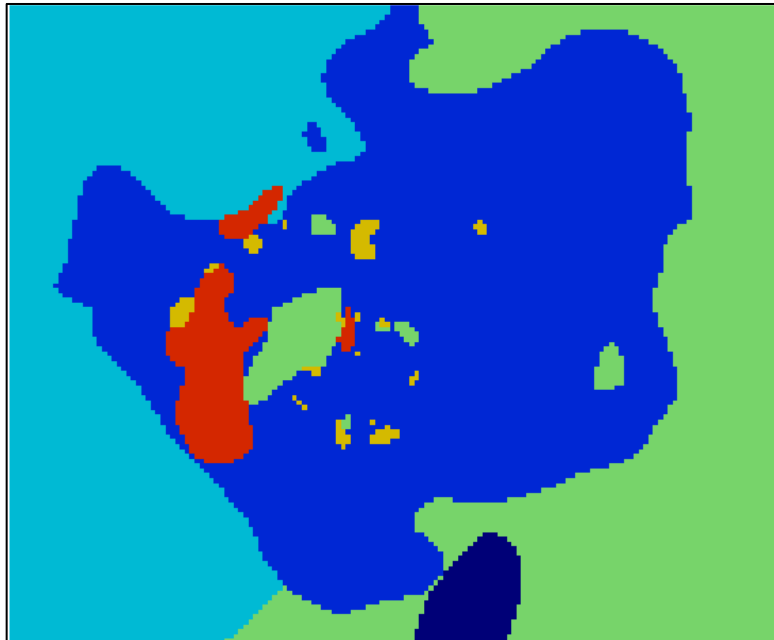


Figura 1: Ejemplo de modelo geológico elaborado de forma determinística

2.3. Simulación condicional categórica convencional

Existen técnicas de simulación convencional para simular variables categóricas o continuas. El presente trabajo se centra en el modelamiento geológico de litologías por lo que se presenta a continuación la base teórica de técnicas centradas en la simulación de variables categóricas.

2.3.1. Simulación secuencial de indicadores

La simulación secuencial de indicadores es un método extensamente usado para generar modelos de variables categóricas [6]. Mediante este método se pretende calcular la probabilidad de que una determinada categoría esté presente en un determinado punto del espacio.

La metodología consiste en codificar las muestras con un vector de indicadores, considerando que las categorías no pueden coexistir en el mismo lugar. La variable codificada queda expresada como:

$$I(S(x), S_k) = \begin{cases} 1, & \text{si } S(x) = S_k \\ 0, & \text{en caso contrario} \end{cases}, \quad k = 1, \dots, K.$$

Dónde K es el número de categorías, S(x) es el valor de la categoría en un punto del espacio x y S_k es el valor de una categoría k.

Posteriormente, los nodos de la grilla de simulación son visitados en orden aleatorio. En cada uno de estos nodos el algoritmo busca los datos condicionantes cercanos (dentro de una vecindad) y evalúa la probabilidad de ocurrencia en ese punto de cada categoría por medio de Kriging de Indicadores. De este modo se obtiene la distribución de probabilidad condicional respectiva. Luego, una categoría es escogida por simulación de Monte Carlo. El valor simulado se guarda como información condicionante para simular posteriores nodos, los cuales se continúan visitando en orden aleatorio, repitiendo en cada uno el procedimiento descrito.

Este algoritmo permite además incorporar información de datos secundarios o “información blanda”, ejecutando en ese caso un Co – Kriging en lugar de un Kriging Simple para construir la distribución de probabilidad condicional previa a la simulación.

2.3.2. Gaussiana truncada

Se define una variable categórica truncando una función aleatoria continua $Y(x)$, de distribución espacial multigaussiana:

$$I(x; y) = \begin{cases} 1 & \text{si } Y(x) \leq y \\ 2 & \text{si } Y(x) > y \end{cases}$$

Por lo tanto se obtiene en primer lugar una realización de la función aleatoria, a la cual se aplican cortes, definiendo de ese modo, mediante intervalos, las categorías a simular. Los intervalos “y”, definen las proporciones ocupadas por cada categoría. En el caso general, la unidad “1” ocuparía la proporción del espacio igual a $G(y)$, dónde G es la función de distribución de una Gaussiana estándar.

El variograma de la función aleatoria Gaussiana controla la regularidad de contacto entre las unidades geológicas. En el caso de ser parabólico se tendrán contactos suaves, mientras que para variogramas menos regulares (lineales por ejemplo), se obtendrán contactos erráticos (ver figura 2). Existe además una relación entre el variograma de la función aleatoria gaussiana y el variograma de la variable indicador [5].

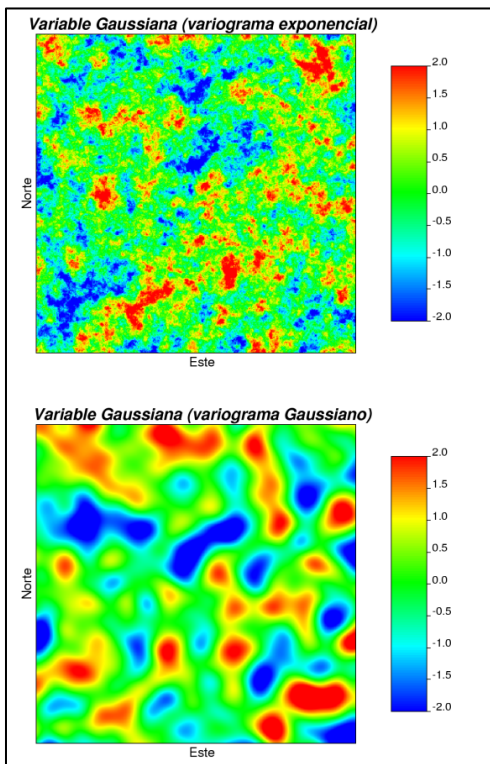


Figura 2: Efecto del variograma de la variable gaussiana en el contacto entre categorías [5]

El condicionamiento a los datos de los modelos simulados constituye un problema, debido a que no existe una relación única entre los datos categóricos y los valores gaussianos. Para simular las funciones gaussianas consistentemente con la información categórica en los sitios de muestreo, se utiliza un método iterativo conocido como muestreador de Gibbs. En cada iteración, se selecciona un punto dado y se busca modificar los valores de las funciones aleatorias gaussianas en el sitio, dados los valores de las funciones aleatorias gaussianas en todos los sitios restantes y las condiciones impuestas por el dato categórico en el sitio seleccionado [5].

El método de gaussiana truncada es extendible a casos con n categorías, agregando más umbrales $(y_1, y_2, \dots, y_{n-1})$ y definiendo el número de truncaciones de acuerdo a estos umbrales cómo se ve en la siguiente ecuación:

$$I(x; y_1, y_2) = \begin{cases} 1 & \text{si } Y(x) < y_1 \\ 2 & \text{si } Y(x) \geq y_1 \text{ e } Y(x) < y_2 \\ 3 & \text{si } Y(x) \geq y_2 \end{cases}$$

Sin embargo, se genera un problema de jerarquización de categorías, generando modelos cómo el que se observa en la figura 3. Este problema provoca que sólo puedan construirse modelos con contactos entre categorías separadas por un umbral, es decir, para pasar de la categoría n a la categoría $n+2$, es necesario pasar por la categoría $n+1$. Con el fin de solucionar este problema, se desarrolla la técnica de simulación plurigaussiana.

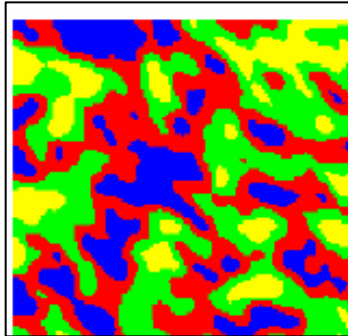


Figura 3: Truncada gaussiana con 4 categorías [5]

2.3.3. Simulación plurigaussiana

Con el fin de otorgar una mayor flexibilidad a la definición de las unidades geológicas, se introduce la idea de truncar más de una función aleatoria gaussiana mediante el uso de varios umbrales:

$$I(x; y_1, y_2) = \begin{cases} 1 & \text{si } Y_1(x) < y_1 \\ 2 & \text{si } Y_1(x) \geq y_1 \text{ e } Y_2(x) < y_2 \\ 3 & \text{si } Y_1(x) \geq y_1 \text{ e } Y_2(x) \geq y_2 \end{cases}$$

De este modo se obtiene una mayor flexibilidad debido a que el usuario tiene varios parámetros libres para lograr el modelamiento deseado entre los cuales se puede nombrar el número y valor de umbrales, cantidad de funciones aleatorias gaussianas utilizadas, los variogramas de estas funciones tanto simples como cruzados, entre otros.

En este caso, al igual que en el caso de la técnica de la simulación gaussiana truncada, el variograma de la o las variables gaussianas influye en la regularidad de los contactos entre categorías. El modelo de truncación o bandera (ver figura 4), define los tipos de contactos y los umbrales determinan la proporción ocupada por cada categoría en el espacio. Si bien al emplear esta técnica de simulación se puede utilizar un número indefinido de funciones aleatorias gaussianas, en la práctica, generalmente se utilizan 2, debido a que este número determina las dimensiones de la bandera de truncación. Para números mayores, especialmente superiores a 3, tiende a ser imposible imaginar los tipos de contactos que se estarían modelando.

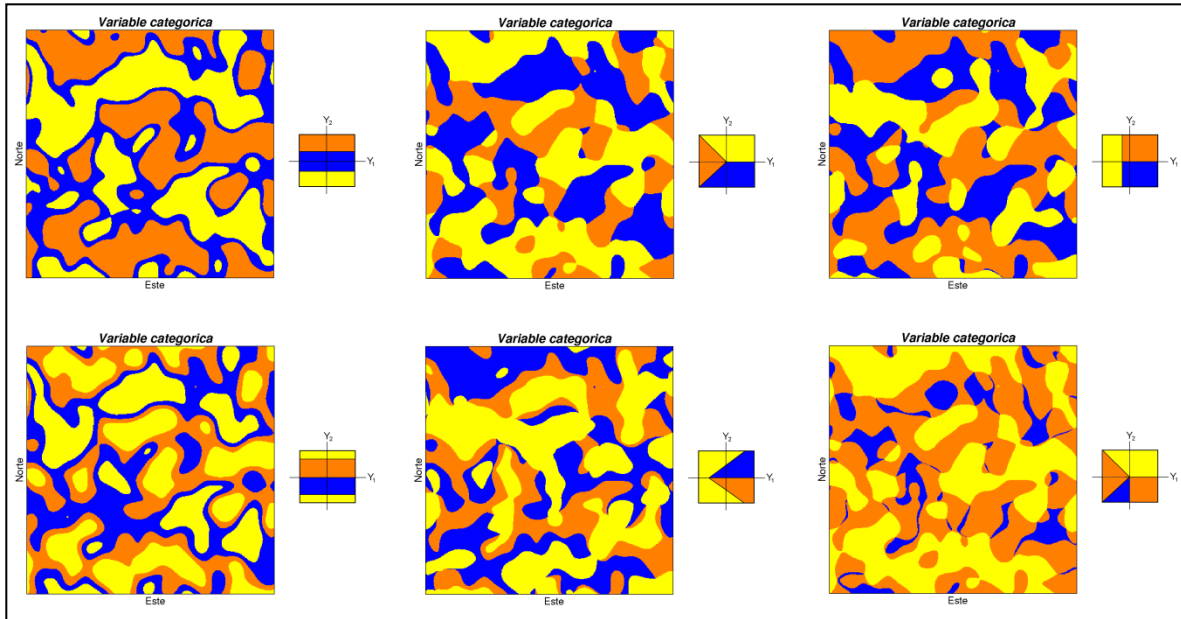


Figura 4: Modo de truncación (bandera) y su influencia sobre los contactos de unidades en los modelos generados [5]

Las etapas de simulación plurigaussiana se resumen a continuación [5]:

- Se infieren los parámetros del modelo (bandera, umbrales, variogramas de las variables gaussianas) a partir de los datos categóricos.
- Se simulan las funciones aleatorias gaussianas en los sitios de muestreo, condicionadas por los datos categóricos.
- Se simulan las funciones aleatorias gaussianas en el resto del espacio, condicionadas por sus valores en los sitios de muestreo, para lo cual se utiliza el método secuencial o de bandas rotantes por ejemplo. Finalmente se aplican las truncaciones para obtener las unidades geológicas simuladas.

2.4. Limitaciones de los métodos de simulación categórica convencional

Si bien los métodos descritos son de uso relativamente simple, permiten definir y jerarquizar los contactos entre unidades geológicas (método Plurigaussiano) y generan resultados consistentes y que respetan datos condicionantes. Sin embargo, existen algunas limitaciones, las cuales se nombran a continuación:

- El variograma es una herramienta que caracteriza las relaciones entre pares de puntos, no otorga información con respecto a los contactos entre categorías. En el modelo Plurigaussiano, el modelo de truncación o bandera impuesto se obtiene generalmente a partir del conocimiento de un especialista y no de inferencia estadística a partir de los datos.

- Los variogramas no se basan en relaciones complejas entre múltiples puntos, lo que imposibilita la descripción de propiedades geométricas complejas de la variable [14].

- Estructuras curvilíneas requieren de estadísticas de múltiples puntos más que de tradicionales variogramas. Geometrías complejas se representan pobremente por medio de simulaciones gaussianas truncadas [2].

- Finalmente, la conectividad y relaciones jerárquicas entre categorías, pueden ser difícilmente reproducidas por modelos que infieran la continuidad y relaciones espaciales de la variable a partir de estadísticos basados en pares de puntos como lo es el variograma.

Debido a las limitaciones anteriores, se introducen técnicas de simulación de patrones, las cuales han mostrado caracterizar de buena forma datos con estructuras espaciales complejas.

2.5. Simulación basada en estadísticas de patrones

Antes de describir las técnicas disponibles, es menester definir lo que es un patrón. Se trata de un conjunto de píxeles o puntos (nodos), cada uno con valor(es) de una o más variables definido(s), ordenados espacialmente de tal forma que se puedan diferenciar de otros patrones con ordenamiento distinto. En la figura 5 se pueden distinguir 3 patrones distintos de igual tamaño.

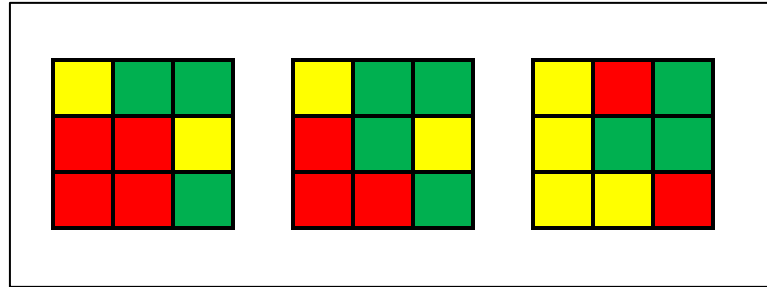


Figura 5: Patrones

A continuación se describe la teoría general y conceptos básicos. Posteriormente se muestran 3 algoritmos de simulación de patrones, los cuales buscan reproducir las ocurrencias de patrones, respetando la información de datos condicionantes.

2.5.1. Conceptos básicos

2.5.1.1. Imagen de entrenamiento

Debido a que la probabilidad de encontrar un número considerable de repeticiones de patrones, requeridas para construir un modelo robusto, es baja al utilizar datos puntuales como se hace generalmente, se introduce el concepto de imagen de entrenamiento. Esta imagen, representa el fenómeno geológico que genera la estructura espacial de la variable y a partir de ella se realiza la inferencia. Generalmente, para el modelamiento de variables litológicas, esta imagen corresponde al modelo geológico conceptual. Entre las principales dificultades que se presentan al inferir estadísticas a partir de una imagen de entrenamiento, es que ésta debe ser estadísticamente representativa del sector a modelar y que al realizar esta inferencia se asume estacionariedad.

2.5.1.2. *Plantilla de búsqueda*

La plantilla de búsqueda se define como un conjunto de nodos con posiciones relativas h_1, \dots, h_n , donde h_i corresponde a un vector. Para un nodo de referencia u , la plantilla de búsqueda es el conjunto de nodos descrito por la siguiente ecuación:

$$\tau_n(u) = \{u + h_1, \dots, u + h_N\}$$

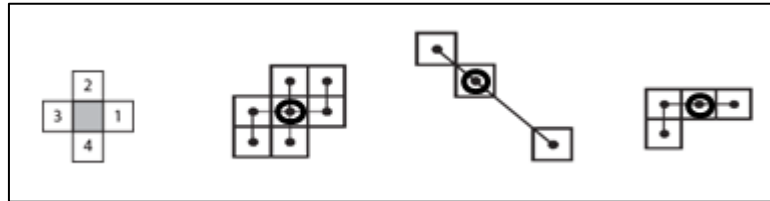


Figura 6: Plantillas de búsqueda [11]

En la figura 6 se aprecian diversas plantillas de búsqueda. Cabe destacar que el tamaño de la plantilla a utilizar está condicionando por diversos factores. Entre estos factores se pueden contar, la disponibilidad de memoria RAM, ya que una plantilla de grandes dimensiones demanda fuertemente este recurso y el tamaño de la imagen de entrenamiento, el cual limita el tamaño de la plantilla de búsqueda utilizable. Además se debe tener en cuenta que patrones de gran tamaño tienden a tener una menor cantidad de repeticiones dentro de la imagen de entrenamiento, con lo cual el modelo pierde robustez.

2.5.1.3. *Árbol de búsqueda*

Con el fin de evitar realizar la inferencia nuevamente al simular cada nuevo nodo, se utiliza una estructura dinámica, llamada árbol de búsqueda, en el cual se almacenan las estadísticas inicialmente inferidas. La profundidad de este árbol es igual al tamaño de la plantilla de búsqueda. Cada celda se subdivide en un número de subceldas igual a la cantidad de categorías presentes. Por ejemplo para una imagen de entrenamiento con 2 categorías y una plantilla de búsqueda formada por el nodo central y cuatro nodos circundantes, como los que se aprecian en la figura 7, se construye un árbol de búsqueda como el cómo se ve en figura 8.

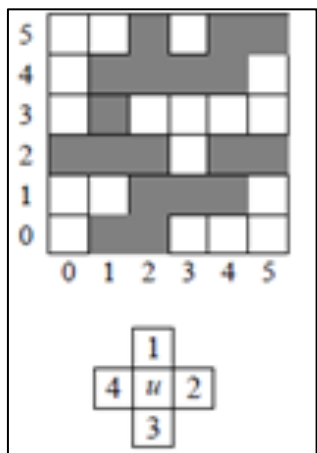


Figura 7: Imagen de entrenamiento y plantilla de búsqueda [11]

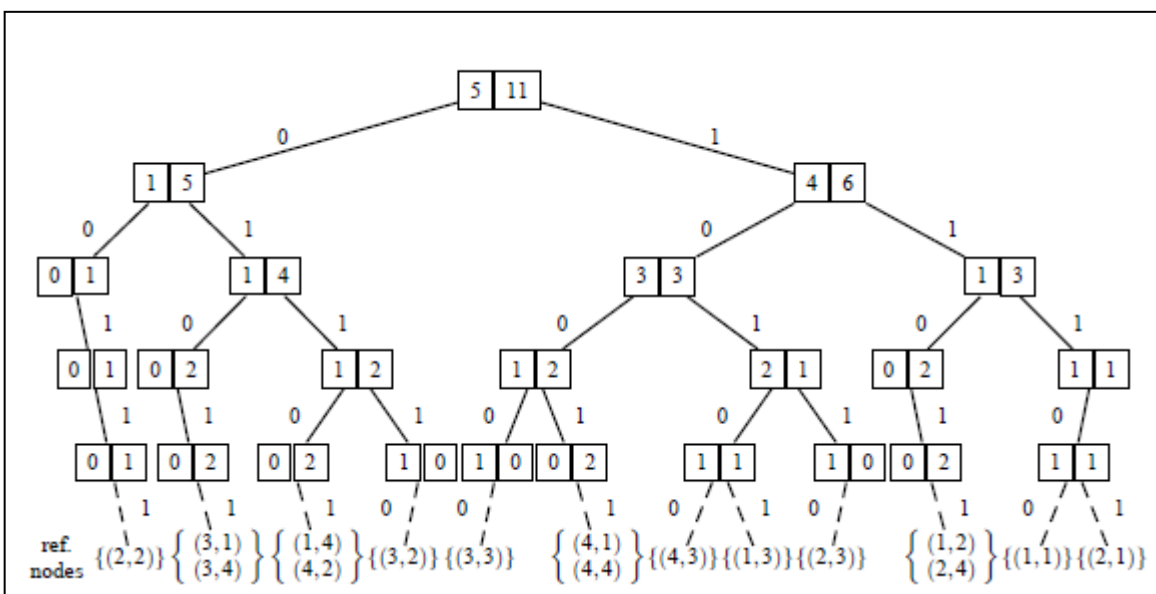


Figura 8: Árbol de búsqueda [11]

Alternativamente se ha propuesto guardar las estadísticas de patrones inferidas en listas a un costo mayor de CPU, pero menor requerimiento de memoria RAM o utilizar un método de inferencia directa [11]. En el presente trabajo no se aborda mayormente el tema de almacenamiento de las estadísticas de patrones inferidas.

2.5.1.4. Función de distribución de probabilidad condicional

El algoritmo secuencial SNESIM, simula mediante el método de Monte Carlo, el valor del atributo en estudio de un nodo a la vez. Los nodos son visitados siguiendo un camino aleatorio (ver más detalles del algoritmo SNESIM en capítulo 2.5.2.). Sin embargo, para poder realizar la simulación de Monte Carlo, es necesario conocer la función de distribución de probabilidad condicional correspondiente. Por lo tanto, la estimación en cada nodo de la distribución de probabilidad, dada una configuración espacial de datos condicionantes, es de vital importancia para los resultados de la simulación.

En el caso de este algoritmo, se utiliza la plantilla de búsqueda definida para obtener la función de distribución de probabilidad. Para ello, se ubica el centro de la plantilla, de tamaño J , en el nodo U a simular y se asignan N valores de datos condicionantes (los cuales pueden ser datos duros de sondajes o nodos previamente simulados, ubicados dentro de la plantilla) a los nodos de la plantilla. Cabe destacar que el número de nodos desinformados dentro de la plantilla es igual a $N-J$ y no está limitado por el algoritmo. Una vez obtenidos los datos condicionantes correspondientes, se procede a buscar en el árbol de búsqueda, los patrones que contengan la misma configuración espacial que el evento condicionante. De este modo es posible encontrar las distintas proporciones de valores del atributo en estudio que toma el nodo central en la imagen de entrenamiento, dado un cierto evento condicionante. Además, es posible definir un número mínimo de réplicas del evento condicionante en el árbol de búsqueda. En caso de no obtener el número mínimo requerido, se elimina el nodo condicionante más lejano ubicado en la plantilla y se repite el procedimiento hasta alcanzar las réplicas necesarias.

A modo de ejemplo se muestra el caso de una variable categórica que puede tomar los valores “negro” o “amarillo”. En la figura 9 se muestra la imagen de entrenamiento y la plantilla a partir de las cuales se construye el árbol de búsqueda.

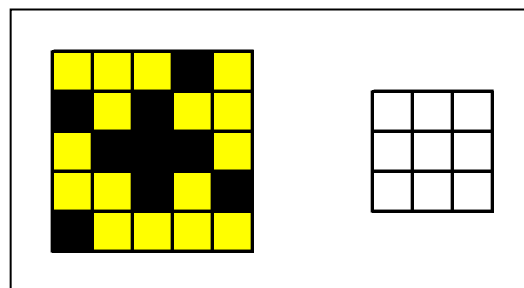


Figura 9: Imagen de entrenamiento (izquierda) y plantilla de búsqueda (derecha)

El nodo central de la plantilla definida se ubica en todos los nodos de la IE, de tal forma que quede contenida completamente en ella. Los patrones guardados en el árbol se muestran en figura 10 y se indica el nodo central del cual provienen.

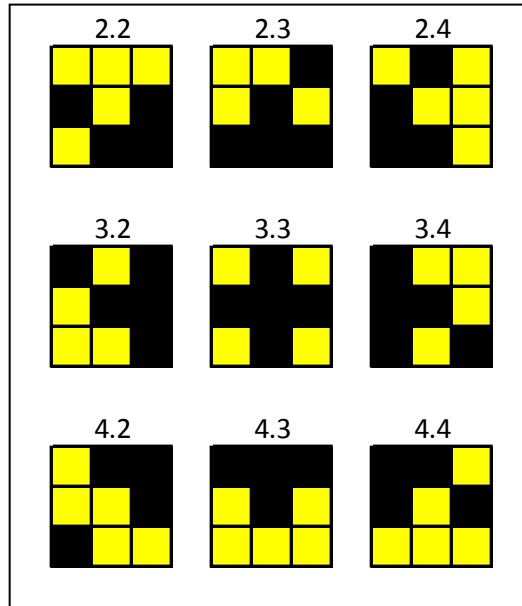


Figura 10: Patrones guardados en árbol de búsqueda, inferidos al centrar la plantilla de búsqueda (figura 9) en el nodo indicado de la imagen de entrenamiento

En figura 11 es posible apreciar la grilla a simular con algunos nodos informados, los cuales serán utilizados como datos condicionantes para la simulación. Además es posible ver el nodo U a simular y los datos condicionantes que quedan ubicados en la plantilla de búsqueda si esta fuera centrada en dicho nodo.

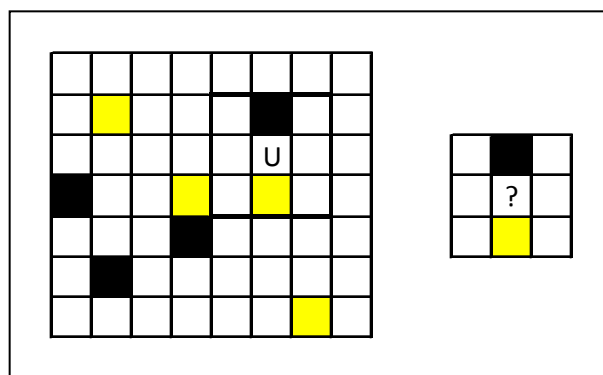


Figura 11: Grilla de simulación con datos condicionantes (izquierda) y evento condicionante (derecha)

Por lo tanto, en este caso en particular, se tiene una plantilla de búsqueda con $J=8$ (el nodo central no se cuenta), y un nodo a simular U , el cual tiene en su vecindad $N=2$ datos condicionantes que definen el evento condicionante. Se puede observar en figura 10 que dicho evento condicionante ocurre en los casos 4.2, 4.3 y 4.4, es decir tiene 3 ocurrencias en el árbol de búsqueda y por lo tanto en la imagen de entrenamiento. En los casos 4.2 y 4.4 el nodo central toma el valor “amarillo”, mientras que en el caso 4.3 toma el valor “negro”. Por lo tanto, dada la imagen de entrenamiento, la plantilla de búsqueda y los datos condicionantes, el nodo U tiene una probabilidad condicional de tomar el valor “amarillo” igual a dos tercios y el valor “negro” igual a un tercio. Dicha probabilidad condicional se puede denotar como:

$$P(Z(u) = k | dat_j(u))$$

Donde $Z(u)$ es la variable regionalizada categórica, k es un posible valor que puede tomar la variable (en este caso amarillo o negro) y $dat_j(u)$ es el evento condicionante centrado en el nodo U dada una plantilla de búsqueda de tamaño J . Por lo tanto se tiene que:

$$\sum_{k=1}^K [P(Z(u) = k | dat_j(u))] = 1$$

Donde K es el número de valores distintos que puede tomar la variable categórica, en este caso 2.

Si el algoritmo SNESIM generara modelos estocásticos utilizando la función de distribución de probabilidad condicional tal como se acaba de definir, dichos modelos reproducirían las proporciones de categorías presentes en la imagen de entrenamiento. Sin embargo, puede ser de interés del usuario, que el algoritmo reproduzca proporciones distintas de categorías, como por ejemplo las de los datos condicionantes. Para ello se introduce un factor de corrección llamado “Servosystem Factor”. Dicho factor corrige la función de distribución de probabilidad condicional de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$P^*(Z(u) = k | dat_j(u)) = P(Z(u) = k | dat_j(u)) + \frac{w}{1-w} * (P_k^t - P_k^c)$$

Dónde P^* corresponde a la función de distribución de probabilidad corregida, w es el valor del “Servosystem Factor”, P_k^c es la proporción de la categoría k simulada y P_k^t es la proporción objetivo de la categoría k . Por lo tanto, si $w = 0$, no habrá corrección por parte del “Servosystem Factor”, mientras que si $w = 1$, la corrección impuesta por el factor será máxima.

2.5.2. Algoritmo Single Normal Equation Simulation (SNESIM)

Este algoritmo corresponde a uno secuencial, en el cual se infieren inicialmente las estadísticas de patrones de la imagen de entrenamiento, las cuales son almacenadas en un árbol de búsqueda. Este algoritmo está diseñado para simular variables categóricas, simulando 1 nodo a la vez. Las etapas de simulación se describen a continuación y se resumen en la figura 12:

- La información condicionante se asigna al nodo más cercano de la grilla de simulación
- Se define un camino aleatorio para visitar todos los nodos no informados.
- Se define una vecindad de búsqueda y se considera la información condicionante (datos de sondaje o nodos simulados anteriormente por ejemplo) contenida en esta vecindad.
- A partir del árbol de búsqueda se construye la distribución de probabilidad condicional para el punto a simular.
- Mediante el método de Monte Carlo se simula un valor. El nodo simulado es considerado como información condicionante para la simulación de nodos posteriores.

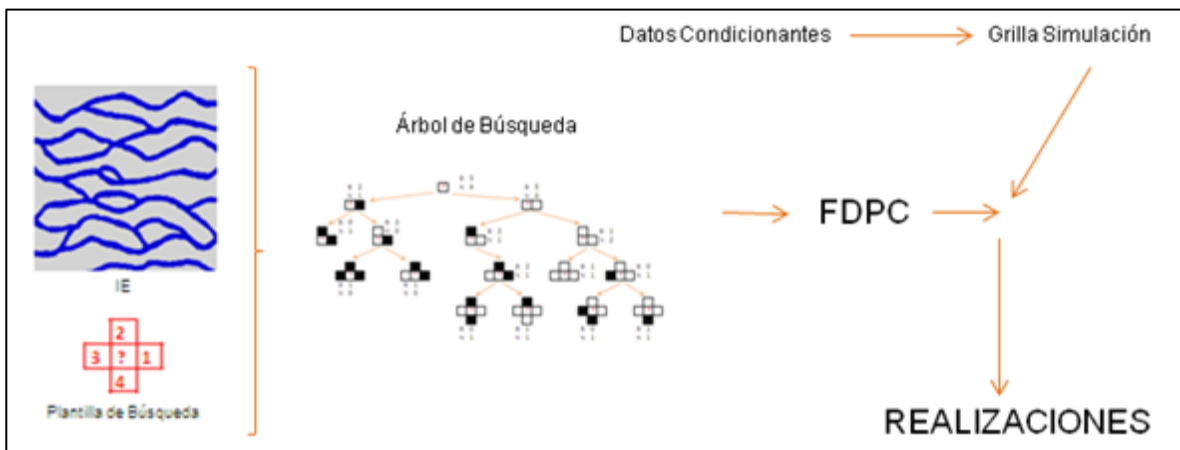


Figura 12: Proceso de simulación mediante algoritmo SNESIM [6]

Este algoritmo permite construir de forma relativamente rápida, ya que escanea sólo una vez la imagen de entrenamiento, realizaciones de distribuciones de variables categóricas, condicionadas a datos y consistentes con la información de la imagen de entrenamiento. Para realizar una buena inferencia se requiere de una imagen grande. Un problema se genera al tener proporciones distintas de categorías en la imagen de

entrenamiento y en los datos condicionantes, lo cual puede ser manipulado mediante el factor “Servosystem”, presente en la implementación del algoritmo en el programa SGEMS, el cual permite forzar al algoritmo a reproducir estadísticas ya sea de la imagen o de los datos condicionantes. Un valor bajo de este factor, el cual puede tomar valores entre 0 y 1, obliga al algoritmo a reproducir las proporciones presentes en la imagen de entrenamiento, mientras que un valor alto impone la reproducción de las proporciones presentes en los datos condicionantes utilizados.

2.5.3. Algoritmo FILTERSIM

El algoritmo FILTERSIM es capaz de simular variables categóricas y continuas, simulando sets de nodos a la vez. Para reducir la alta demanda de memoria RAM requerida por SNESIM al utilizar plantillas de búsqueda de gran tamaño, este algoritmo agrupa patrones similares en “prototipos” de patrones, caracterizados por un patrón medio. Con el fin de realizar este agrupamiento, el algoritmo utiliza un set de filtros. Se utilizan plantillas de búsqueda rectangulares o cuadradas, las cuales se caracterizan por su nodo central U_0 y los vectores H_i que van desde este nodo central al resto de los nodos de la plantilla. En cada pixel de la imagen de entrenamiento, los filtros (sets de “ponderadores” asociados a la plantilla de búsqueda) son aplicados, reduciendo la dimensión de la plantilla de búsqueda al número de filtros aplicados. Los valores obtenidos se asignan al nodo central, reduciendo de este modo la demanda de memoria RAM.

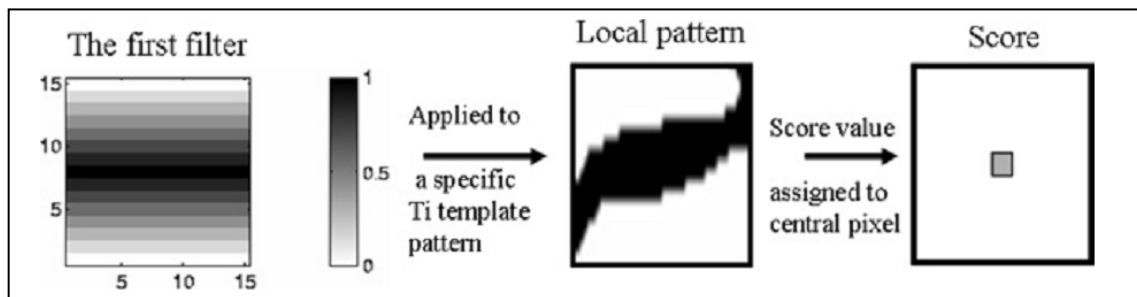


Figura 13: FILTERSIM [9]

Luego, las etapas de simulación son las siguientes:

- Se visita cada nodo de la grilla siguiendo un camino aleatorio.
- Se obtiene la configuración espacial de los datos condicionantes, utilizando la misma plantilla de búsqueda que la utilizada para escanear la imagen de entrenamiento.
- Para este algoritmo existen 3 tipos de datos condicionantes a los cuales se les asigna ponderadores distintos. Entre estos datos se pueden contar en orden de preponderancia, los datos condicionantes originales, los nodos simulados previamente pertenecientes al sector cercano al nodo central en la plantilla de búsqueda y los nodos simulados previamente pertenecientes a sectores más alejados al nodo central en la plantilla de búsqueda.
- Se calcula la “distancia”, utilizando los ponderadores antes mencionados, entre la información condicionante y los prototipos guardados.

-Se identifica el prototipo más cercano y se pega en la grilla de simulación. Los nodos cercanos al centro del prototipo pegado no son nuevamente visitados, mientras que los nodos “externos” de este prototipo si son posteriormente re-simulados.

2.5.4. Algoritmo de simulación basado en texturas CUTSIM

Al igual que SNESIM, este algoritmo simula un nodo a la vez e infiere la estructura espacial de la variable a partir de una imagen de entrenamiento. El algoritmo consiste en inicializar la simulación imponiendo valores a la plantilla de búsqueda por medio de ruido aleatorio. Una vez realizado esto, los siguientes nodos son visitados en orden, utilizando como información condicionante los valores previamente simulados. Inicialmente, la información condicionante proviene de la zona inicializada con ruido aleatorio. La figura 14 es útil para aclarar la aplicación del algoritmo.

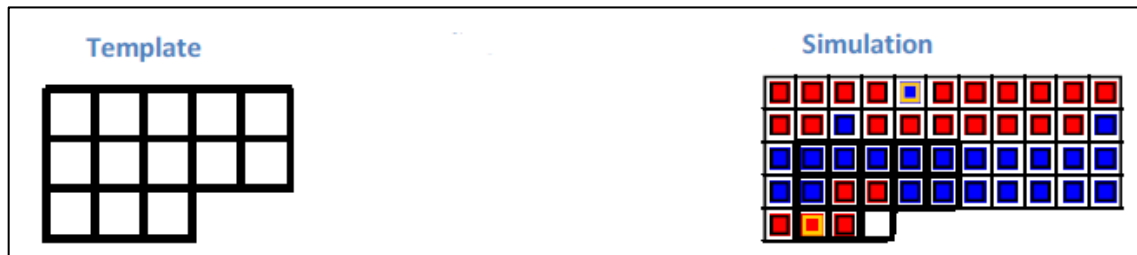


Figura 14: Algoritmo CUTSIM sin condicionamiento [14]

Sin embargo, el algoritmo descrito, no respetaría eventualmente información condicionante dura, como lo son por ejemplo los datos de sondajes. Con el fin de incorporar el condicionamiento, se agrega una plantilla de búsqueda que chequea la presencia de nodos con información condicionante, en la dirección hacia la cual se realizará la simulación. Esta información condicionante es utilizada para modificar la distribución de probabilidad condicional obtenida a partir de la imagen de entrenamiento y la plantilla de búsqueda original. El algoritmo completo se muestra en la figura 15.

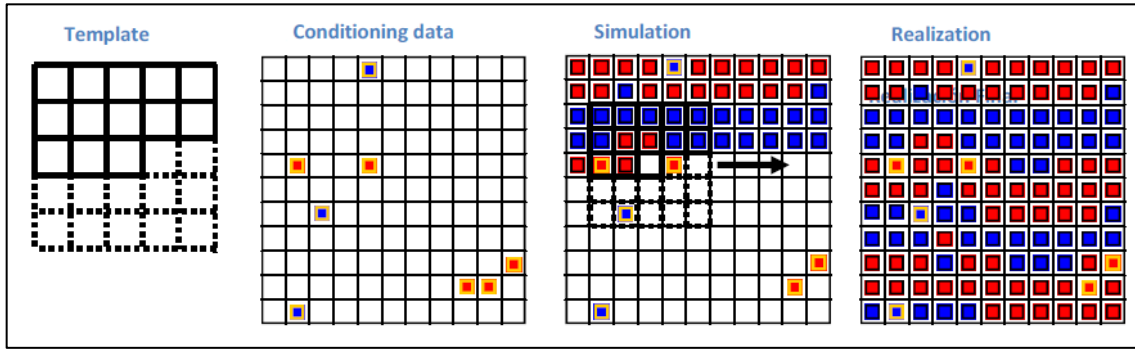


Figura 15: Algoritmo CUTSIM con condicionamiento incorporado [14]

El algoritmo CUTSIM permite obtener modelos de forma relativamente rápida, considerando incluso plantillas de búsqueda grandes [14].

2.6. Descripción geológica de Escondida Norte

A continuación se describen las unidades litológicas definidas en Escondida Norte. Entre estas unidades se puede contar una secuencia volcánica sedimentaria compuesta principalmente por andesitas, complejos porfídicos de composiciones riolíticas y feldespáticas, brechas y gravas.

2.6.1. *Secuencia volcánica sedimentaria*

Se agrupan en esta unidad litológica una gran variedad de rocas de origen volcánico, dentro de las cuales es posible reconocer andesitas afaníticas, microporfídicas, porfídicas, entre otras. Esta unidad representa la principal roca de caja del yacimiento. En la zona se reconocen dos grandes unidades de rocas volcánicas. En el sector este del yacimiento se reconoce un paquete de rocas compuestas por lavas andesíticas, tobas, areniscas volcánicas y aglomerados andesíticos. Esta unidad se pone en contacto por intrusión al oeste con el pórfido riolítico. Al oeste de dicho pórfido riolítico aparecen lavas andesíticas e ignimbritas dacíticas de edad Cretácico Superior – Eoceno. El contacto de estas volcanitas con el pórfido riolítico es mediante una falla NS. Finalmente cabe mencionar que esta unidad es correlacionable con las andesitas que corresponden a la roca de caja del depósito Escondida.

2.6.2. *Pórfido riolítico*

El sector oeste del yacimiento está limitado por el alto topográfico formado por rocas porfídicas de composición riolítica llamado Cordón de Cerro Zaldívar, el cual tiene orientación NS. Éste se ha interpretado genéticamente como un domo riolítico con raíz intrusiva, con un adelgazamiento en profundidad del cuerpo.

Dataciones hechas por Minera Escondida entregan a esta unidad una edad de 294 ± 2.4 Ma, lo cual corresponde al período Pérmico Inferior [10]. Este pórfido riolítico se encuentra en contacto con la unidad de rocas volcánicas como se explica en el punto anterior y además es intruido por el pórfido feldespático.

2.6.3. *Pórfido feldespático*

Esta unidad incluye intrusivos de composiciones monzodioríticas y granodioríticos con texturas porfíricas. Aflora en el sector centro-este del yacimiento con dimensiones aproximadas de 3 Km. por 1 Km y orientación NE. En las zonas de contacto desarrolla cuerpos de brechas ígneas. La unidad es correlacionable composicional y cronológicamente

con el Complejo Intrusivo Feldespático de Escondida y con el pórfido Llamo de Zaldívar. La edad radiométrica U/Pb es de 37.5 ± 0.5 Ma lo que corresponde al período Eoceno [10].

2.6.4. Brechas

Hoy en día en Escondida y Escondida Norte se diferencian tres tipos principales de brechas: ígneas, hidrotermales y tectónicas. La mineralización que presentan estas unidades es muy variable, presentando desde una ausencia total de leyes hasta leyes de interés económico. Los tres tipos principales de brechas se describen a continuación:

2.6.4.1. Brechas ígneas magmáticas y de contacto

Estas brechas se caracterizan por presentar clastos monomícticos y polimícticos inmersos en una matriz ígnea de composición felsosídica. Se dividen en:

- Brechas generadas por la intrusión del pórfido riolítico en la secuencia volcánica sedimentaria ubicada al este del depósito. Estas brechas muestran potencias de hasta 250 metros y desarrollos verticales inferiores a los 200 metros.

- Brechas generadas por el pórfido feldespático al intruir al pórfido riolítico y a la secuencia volcánica sedimentaria. Tienen potencias de hasta 400 metros y desarrollos verticales de 450 metros.

2.6.4.2. Brechas hidrotermales

Este tipo de brechas muestra textura fragmental, con relleno y matriz de origen hidrotermal. El color de esta litología varía de gris oscuro a blanco. Tiene poco desarrollo en Escondida Norte.

2.6.4.3. Brechas tectónicas

Este tipo de brechas presenta ocurrencia escasa en Escondida Norte, generalmente restringida a zonas de fallas.

2.6.5. Gravas

Las gravas que se observan en Escondida Norte se constituyen principalmente por fragmentos de pórfido riolítico y en proporciones más bajas de pórfido feldespático y andesita. Los datos de sondaje disponibles muestran que hacia el este del pit, las gravas

aparecen en forma continua entre las cotas 3210 [msnsm] y 3240 [msnsm], presentando una potencia media de aproximadamente 27 metros, alcanzando en algunos puntos profundidades mayores a 90 metros.

En general no se presentan mineralizaciones económicas asociadas a este tipo de litología. En algunos sectores hacia el sureste y sur del depósito presentan trazas de oxidados de cobre cementadas con limonitas, aunque no se han reconocido cuerpos exóticos relacionados a las gravas [10].

3. METODOLOGÍA

A continuación se describe la metodología que se utiliza para desarrollar este trabajo. La aplicación secuencial de los pasos descritos lleva a obtener modelos geológicos probabilísticos de Escondida Norte.

3.1. Estudio exploratorio de las bases de datos

Inicialmente se realiza un estudio exploratorio de los datos del modelo geológico conceptual y de los sondajes disponibles. Esto se lleva a cabo para conocer las estadísticas básicas (número de datos y de categorías, proporciones de cada categoría, agrupamiento de los datos de sondajes, etc.) de ambas bases de datos. Con el fin de incorporar el concepto de proporciones locales a las simulaciones, se lleva a cabo un estudio de derivas y se obtiene un modelo de proporciones tanto globales como locales. Estos modelos se utilizan para reconocer regiones homogéneas, con respecto a las proporciones de litologías presentes en ellas, contenidas dentro del volumen completo a simular.

Con la información anterior, se definen dos imágenes de entrenamiento, las cuales corresponden al modelo geológico completo y a una selección menor y no representativa de él. De este modo es posible evaluar la influencia de la representatividad de la imagen de entrenamiento sobre los resultados.

Una vez definidas las imágenes de entrenamiento, deben seleccionarse los datos requeridos para condicionar y validar los modelos. Para estos fines se utilizan los datos de sondajes, los cuales son seleccionados y divididos al azar en “sondajes condicionantes” y “sondajes de validación”. Esta selección aleatoria es realizada por sondaje, no por compósito individual y se utilizan las siguientes proporciones del total de sondajes:

Selección	Sondajes condicionantes	Sondajes de validación
1	10%	90%
2	30%	70%
3	50%	50%
4	70%	30%
5	90%	10%

Tabla 1: Selección de datos condicionantes y de validación

Para finalizar el estudio exploratorio, se analiza la ubicación de los sondajes y las proporciones de litologías presentes en ellos para determinar la necesidad de realizar un

desagrupamiento, el cual se realiza en caso de ser requerido por medio del método poligonal.

3.2. Casos de estudio y construcción de modelos

La construcción de modelos se realiza mediante el algoritmo SNESIM. Para esto, se utiliza el software de código abierto SGEMS, desarrollado por la Universidad de Stanford. Se utilizan como datos de entrada las imágenes de entrenamiento seleccionadas, los datos de los “sondajes condicionantes” y las proporciones de litologías correspondientes a las de los datos condicionantes desagrupados. Las simulaciones sin considerar proporciones locales se realizan sobre el volumen completo, mientras que las simulaciones que consideran estas proporciones, se realizan sobre las regiones homogéneas determinadas en el estudio exploratorio de proporciones locales (*capítulo 4.5*). En estos casos, se simula secuencialmente por región, condicionando las realizaciones no sólo a los datos condicionantes, sino que también a los valores simulados previamente en otras regiones. Esto se realiza con el fin de obtener modelos con continuidad espacial de litologías entre regiones. Por consiguiente se obtienen los siguientes 4 casos de estudio:

Sin considerar proporciones locales	Considerando proporciones locales
Caso de estudio: 1 Imagen: modelo geológico completo Selección de sondajes condicionantes: 1,2,3,4,5	Caso de estudio: 3 Imagen: modelo geológico completo Selección de sondajes condicionantes: 1,2,3,4,5
Caso de estudio: 2 Imagen: selección menor de modelo geológico Selección de sondajes condicionantes: 1,2,3,4,5	Caso de estudio: 4 Imagen: selección menor de modelo geológico Selección de sondajes condicionantes: 1,2,3,4,5

Tabla 2: Casos de estudio

Cómo se puede apreciar en tabla 2, en cada caso se construyen modelos utilizando las cinco selecciones de datos condicionantes. Por lo tanto se obtiene un total de 20 sub-casos de estudio. Para cada uno de estos sub-casos se realizarán 50 simulaciones.

3.3. Chequeos y validaciones

Una vez construidos los modelos estocásticos, se procede a chequear y validar los resultados obtenidos en cada caso y sub-caso de estudio definido.

En primer lugar se calculan las proporciones globales y verticales de litologías obtenidas en los modelos y se comparan con las proporciones de la imagen de entrenamiento utilizada. Con el fin de verificar la reproducción de las continuidades espaciales de las litologías se calculan, despliegan y comparan variogramas de indicadores de la imagen de entrenamiento y de las realizaciones. Finalmente se verifica la reproducción de estadísticas multi-punto. Esto último se realiza contabilizando y comparando la frecuencia de ocurrencia de patrones.

Para validar los modelos se utilizan los sondajes de validación y se calcula el porcentaje de acierto obtenido sobre ellos. Este porcentaje de acierto se utiliza para comparar los resultados de los distintos casos de estudio y realizar los análisis de sensibilidad con respecto a los parámetros de simulación antes mencionados.

4. ESTUDIO EXPLORATORIO DE DATOS

El objetivo del estudio exploratorio de datos es analizar los datos disponibles que se utilizan para realizar este trabajo, con el fin de determinar sus estadísticas básicas y tomar ciertas decisiones de importancia para la construcción posterior de los modelos. Es importante mencionar que la base de datos original con la cual se contó no corresponde a la analizada en este capítulo. Debido a restricciones de software, se tuvo que acotar el dominio a simular entre las cotas 2675 y 3305 [msnm]. Las estadísticas básicas de los datos originales se adjuntan en anexos sección 8.1.

4.1. Datos disponibles

Se cuenta básicamente con tres tipos de archivos. Estos son, la topografía del sector del depósito Escondida Norte, el modelo geológico conceptual actual y los datos de diversas campañas de sondajes.

4.1.1. Topografía

En la figura 16 se muestra la topografía del sector. Las dimensiones del rajo son de aproximadamente 1700 [m] de ancho en dirección este – oeste, 1900 [m] de largo en dirección norte – sur y 600 [m] de profundidad.

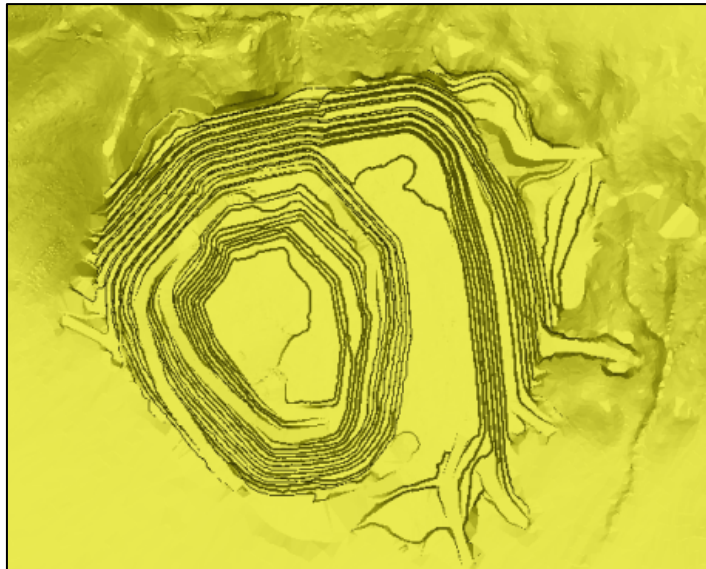


Figura 16: Topografía del depósito Escondida Norte

4.1.2. Modelo geológico

El modelo geológico con el cual se cuenta, corresponde a un modelo de bloques de 25 x 25 x 15 metros. Las características de este modelo de bloques se adjuntan en tabla 3.

Dirección	Coordenada de origen	Tamaño de bloques	Número de bloques
X	16825	25	159
Y	112225	25	131
Z	2682.5	15	42
Total:			768382

Tabla 3: Características espaciales del modelo geológico

En este caso, la coordenada X corresponde al este, mientras que la coordenada Y corresponde al norte. El número total de bloques mostrado en tabla 3, corresponde exclusivamente a bloques ubicados bajo la topografía. Además, el modelo cubre un volumen muy superior al ocupado por el rajo, el cual contiene aproximadamente 200.000 bloques.

Se cuenta con información de 3 variables geológicas categóricas: litología, alteración y mineralogía. Este trabajo se centrará en generar modelos estocásticos de litologías. Los códigos originales de litologías se muestran en tabla 4.

Código	Litología
1	Pórfido Feldespático
2	Pórfido Riolítico
3	Andesita
4	Brechas
6	Gravas
7	Pórfido Granítico
8	Pórfido Carmen

Tabla 4: Códigos de litologías

Debido a que el software utilizado para realizar este trabajo requiere de una codificación de variables categóricas correlativa e iniciada en cero, se realiza la recodificación de datos presentada en la tabla 5, la cual se utiliza durante el resto del estudio, tanto al mencionar datos del modelo geológico como datos de sondajes.

Código Original	Recodificación	Litología
1	1	Feldespato
2	2	Riolita
3	3	Andesita
4	4	Brechas
6	6	Gravas
7	5	Granito
8	0	Pórfido Carmen

Tabla 5: Recodificación de litologías

Las proporciones de litologías presentes en el modelo geológico se muestran en la figura 17 y tabla 6.

Litología	Proporción
0	1.03%
1	23.80%
2	35.64%
3	31.68%
4	1.85%
5	1.50%
6	4.50%

Tabla 6: Proporciones de litologías en modelo geológico

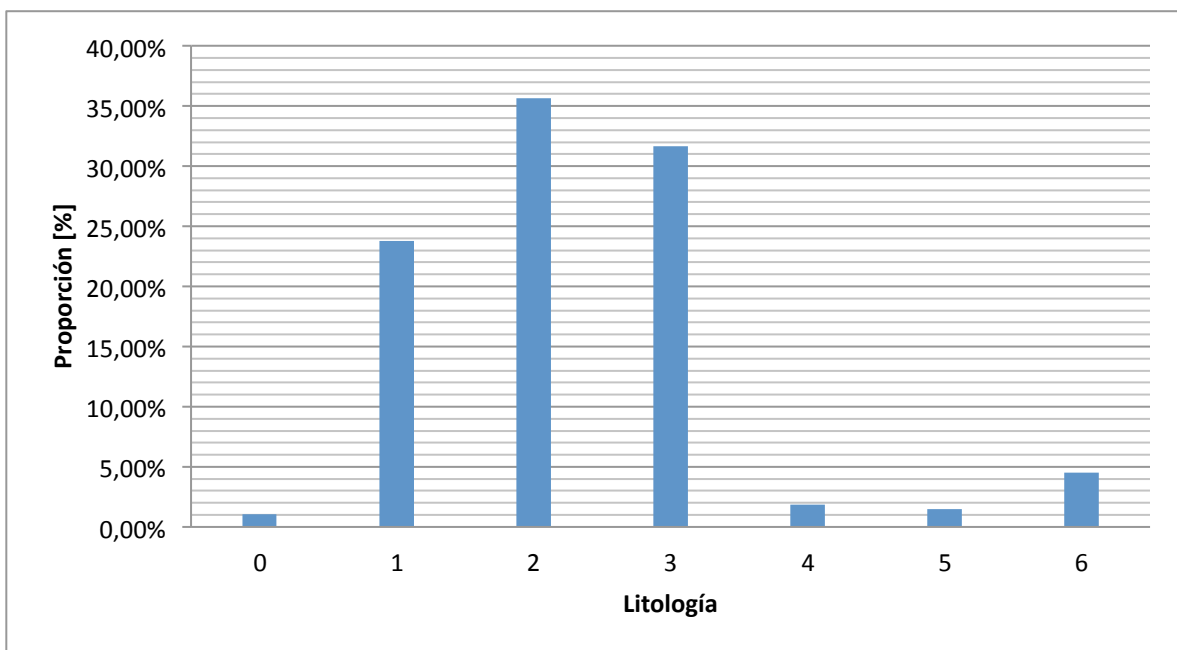


Figura 17: Proporciones de litologías en modelo geológico

4.1.3. Sondajes

Se cuenta con la información de sondajes obtenidos en diversas campañas. Los compósitos contienen la información de las mismas variables geológicas categóricas que el modelo conceptual, es decir, litología, alteración y mineralogía. En total se tienen 103.365 compósitos provenientes de 1.780 sondajes. La longitud de los compósitos varía entre los 0.01 [m] y los 5 [m]. Sin embargo, un 91.32 [%] de los compósitos tiene un largo de 5 [m], por lo que no se requerirá de una nueva composición en intervalos de longitud regulares. Las proporciones de categorías de la variable litología presentes en los datos de sondaje se muestran en tabla 7 y figura 18.

Litología	Proporción
0	0.50%
1	36.35%
2	27.86%
3	23.45%
4	7.37%
5	2.21%
6	2.19%
-99	0.07%

Tabla 7: Proporciones de litologías en sondajes

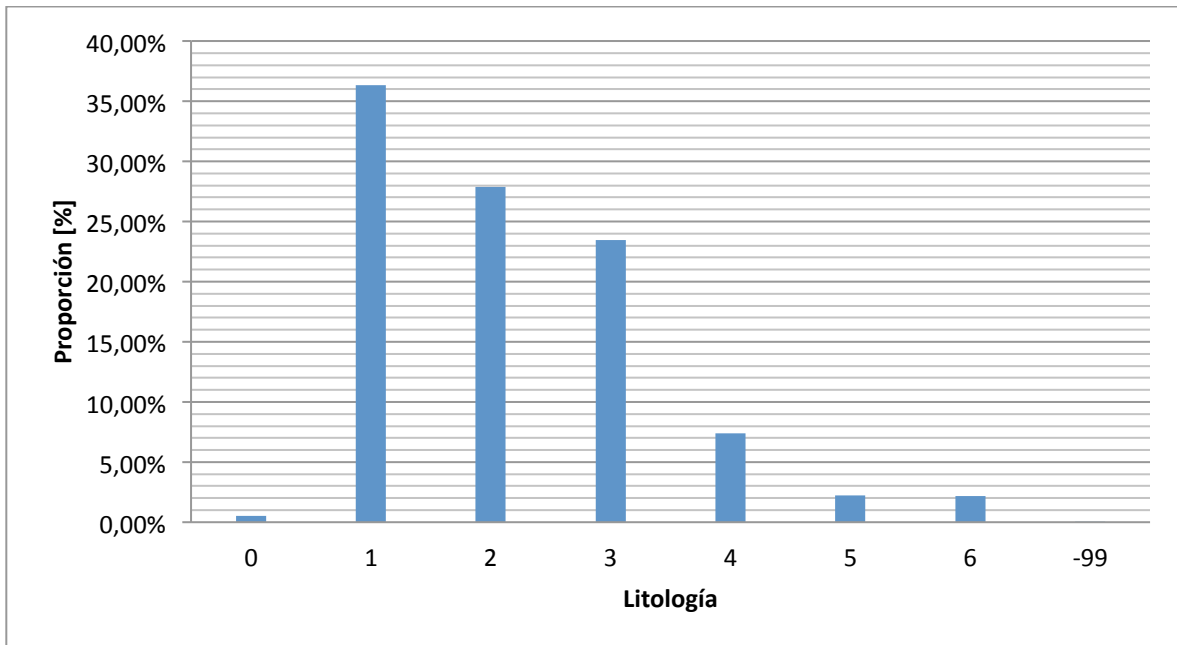


Figura 18: Proporciones de litologías en sondajes

Se puede apreciar que las proporciones de litologías en datos de sondaje varían con respecto a las proporciones de los datos del modelo geológico. Esto se debe principalmente, a que los sondajes se encuentran agrupados en la zona donde se ubica el rajo. Por lo tanto, antes de proceder a simular, se deberán desagrupar éstos, mediante algún método pertinente (ver detalles en capítulo 4.7). Por otra parte, existe una pequeña proporción de compósitos que no contienen información de la variable litología. Éstos últimos son codificados con el valor -99 y no son utilizados en lo que resta del estudio.

4.2. Selección de imágenes de entrenamiento

Evaluar la importancia de la representatividad de la imagen de entrenamiento utilizada para inferir las estadísticas de patrones, sobre la calidad de los resultados obtenidos, se encuentra dentro de los objetivos de este trabajo. Es por esto que se decide utilizar 2 imágenes de entrenamiento diferentes.

La primera de estas imágenes corresponde al modelo geológico completo descrito en el capítulo 4.1. Las estadísticas básicas tanto espaciales como de proporciones de litologías presentes en ella se pueden ver en aquel capítulo. En la figura 19 es posible apreciar una vista isométrica de esta imagen de entrenamiento completa.

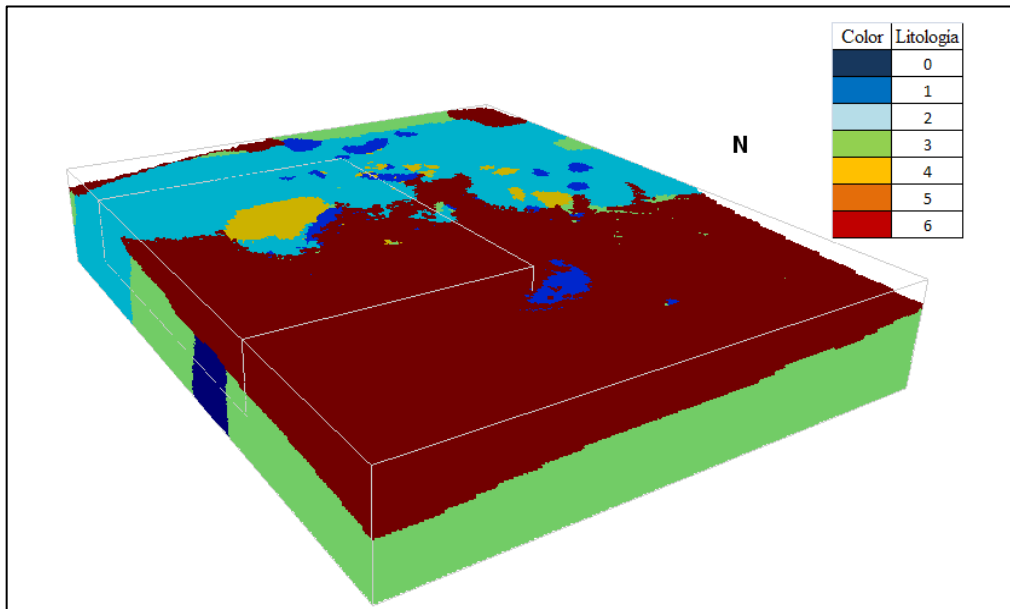


Figura 19: Imagen de entrenamiento completa y sector del cual se obtuvo la selección

Se pretende que la segunda imagen de entrenamiento corresponda a una selección menor y no representativa de la anterior. Sin embargo para realizar esta selección se debe considerar la restricción de que el volumen elegido contenga las 7 litologías presentes en el modelo conceptual y en los sondajes. Se puede apreciar en la figura 19 que el Pórfido Carmen (litología 0) se ubica exclusivamente en el sector sur del depósito (mayores detalles

con respecto a la ubicación de las unidades geológicas se muestran en el capítulo 4.5), por lo que se está forzado a seleccionar la segunda imagen de entrenamiento desde ese sector. En la figura 20 se muestra una vista isométrica de esta imagen y en tablas 8 y 9 se detallan las estadísticas básicas de ella.

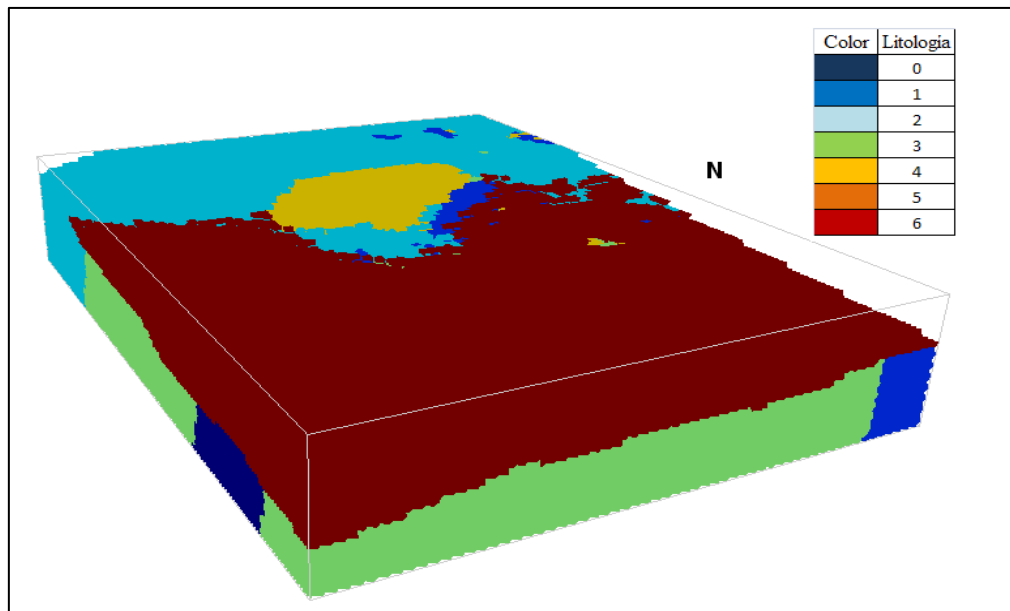


Figura 20: Selección de la imagen de entrenamiento

Dirección	Coordenada de origen	Tamaño de bloques	Número de bloques
X	17500	25	85
Y	112225	25	65
Z	2922.5	15	26
Total:			112588

Tabla 8: Características espaciales de la imagen de entrenamiento menor

Litología	Proporción
0	2.46%
1	18.77%
2	36.49%
3	27.41%
4	4.63%
5	2.54%
6	7.71%

Tabla 9 : Proporciones de litologías en imagen de entrenamiento menor

A modo de comparación, se despliegan los histogramas de las proporciones de litologías presentes en ambas imágenes de entrenamiento en figura 21. Si bien existen diferencias, la similitud que se aprecia entre ambos se explica principalmente por la restricción a la que estuvo sujeta la selección del volumen menor.

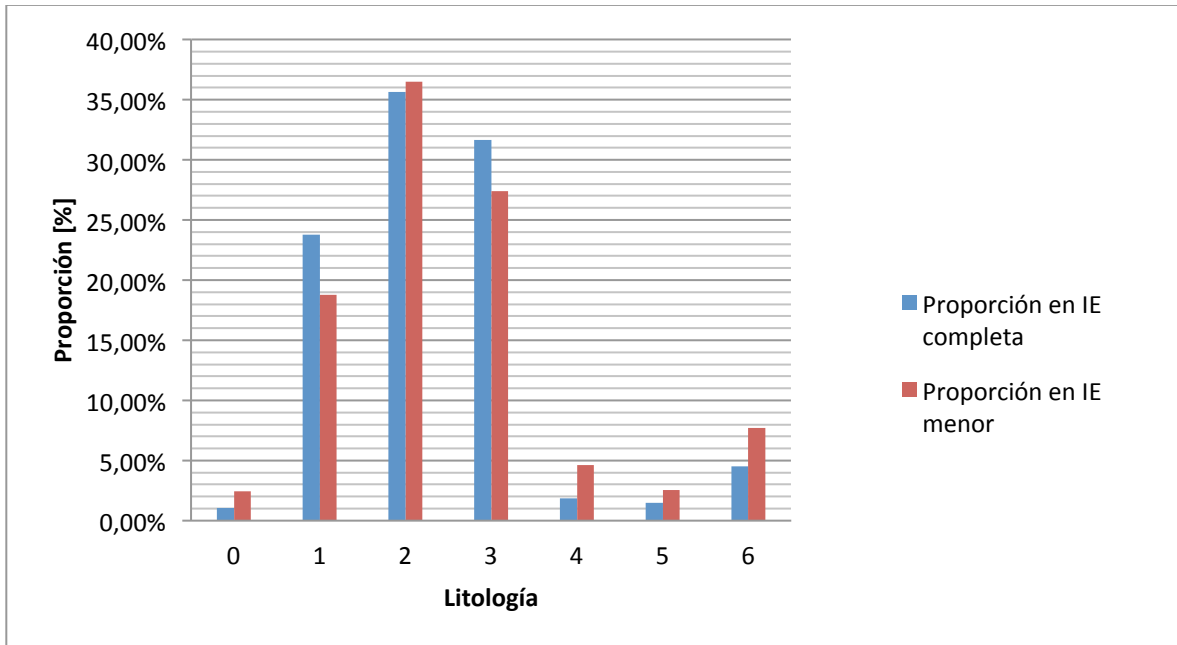


Figura 21: Proporciones en imágenes de entrenamiento

4.3. Selección de sondajes condicionantes y de validación

Con el fin de estudiar los efectos del uso de una menor o mayor cantidad de datos condicionantes para construir los modelos estocásticos, se realizan 5 selecciones de sondajes. En cada una de estas selecciones se divide el total de 1.780 sondajes disponibles aleatoriamente en 2 grupos, compuestos por los sondajes utilizados para condicionar las simulaciones y los sondajes utilizados para la validación de éstas. El porcentaje de sondajes perteneciente a cada uno de estos grupos se varía en cada selección. Se utilizan las siguientes proporciones:

Selección	Sondajes condicionantes	Sondajes de validación
1	10%	90%
2	30%	70%
3	50%	50%
4	70%	30%
5	90%	10%

Tabla 10: Selecciones de sondajes

El número de compósitos presentes en cada grupo de sondajes seleccionado se resume en tabla 11.

Selección	Compósitos Condicionantes	Compósitos de validación
1	10403	92962
2	31241	72124
3	51506	51859
4	72829	30536
5	92709	10656

Tabla 11: Número de compósitos por selección

Las proporciones de litologías en las distintas selecciones de datos condicionantes se resumen en la tabla 12 y en la figura 22. Por otra parte, las estadísticas de los datos de validación se presentan en anexos sección 8.2

Selección	Litología						
	0	1	2	3	4	5	6
1	0.15%	40.85%	24.99%	23.85%	6.20%	1.74%	2.21%
2	0.29%	37.61%	27.37%	23.81%	6.75%	1.89%	2.28%
3	0.77%	36.01%	27.07%	23.61%	7.92%	2.54%	2.08%
4	0.25%	36.52%	27.89%	23.49%	7.53%	2.18%	2.14%
5	0.56%	36.06%	27.98%	23.71%	7.31%	2.21%	2.16%

Tabla 12: Proporciones de litologías en datos condicionantes por selección

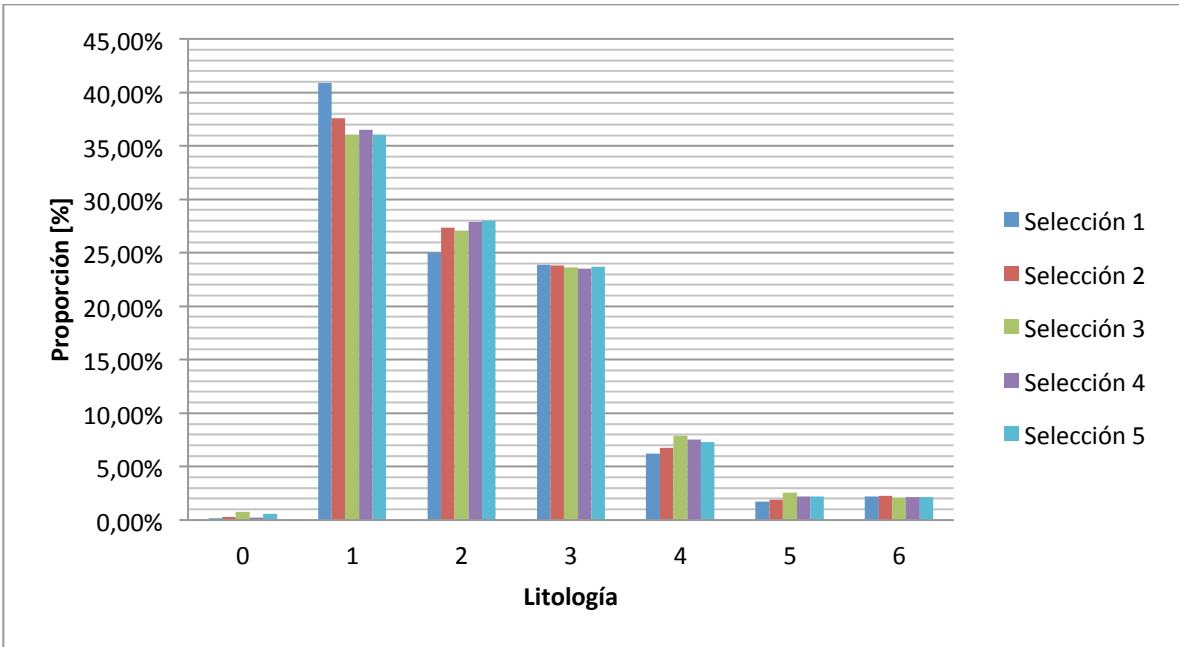


Figura 22: Proporciones de litologías en datos condicionantes por selección

4.4. Estudio de proporciones verticales

Se procede con el estudio del comportamiento de la proporción de litologías con respecto a la cota en ambas imágenes de entrenamiento definidas y en los datos de entrada. Para ello, se estudia inicialmente la proporción del total de la cantidad de datos (en el caso de los sondajes) y bloques (en el caso de las imágenes de entrenamiento) presentes por cota. Los resultados se resumen en la figura 23.

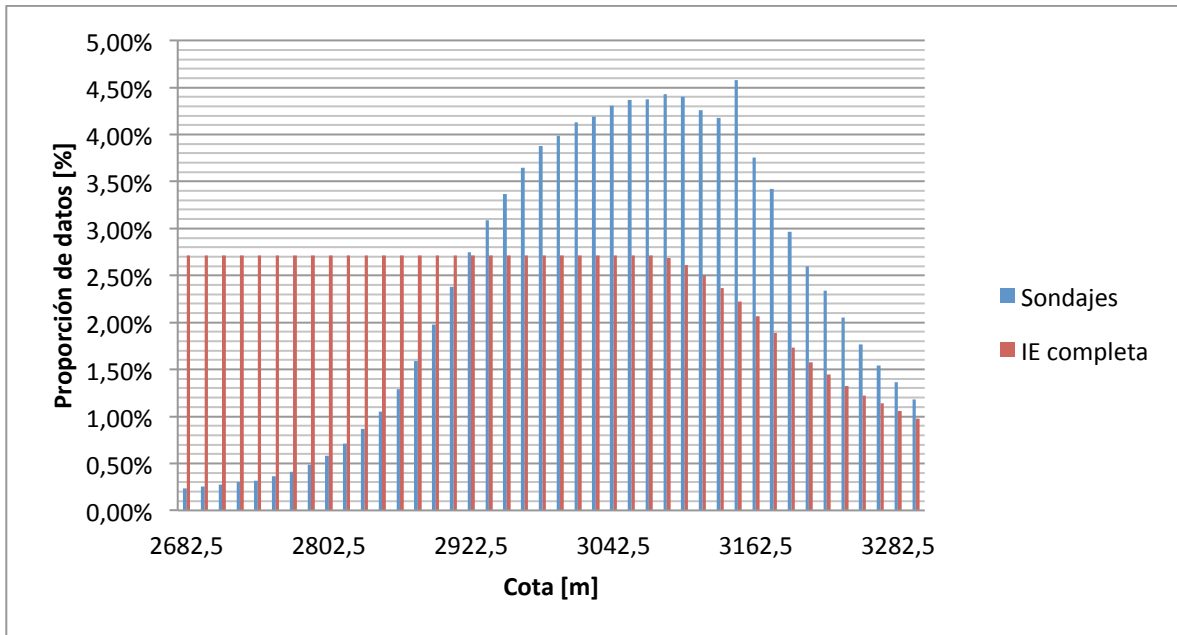


Figura 23: Proporción de datos por cota

Como es de esperar en el caso de los sondajes, las cotas profundas presentan una baja cantidad de datos con respecto al total de compósitos disponibles, debido al número reducido de sondajes profundos perforados. A su vez, las cotas someras presentan una leve disminución en la proporción de datos de sondaje presentes, debido a que el volumen considerado comienza a ser ocupado por aire. Esta misma razón explica la disminución de bloques de la imagen de entrenamiento presentes en dichas cotas.

Una vez estudiada la disposición vertical de los datos y bloques, se analizan las proporciones verticales de litologías. Los resultados se resumen en las figuras 24, 25 y 26, para el análisis realizado en la imagen de entrenamiento, la selección de ella y los datos de sondaje respectivamente.

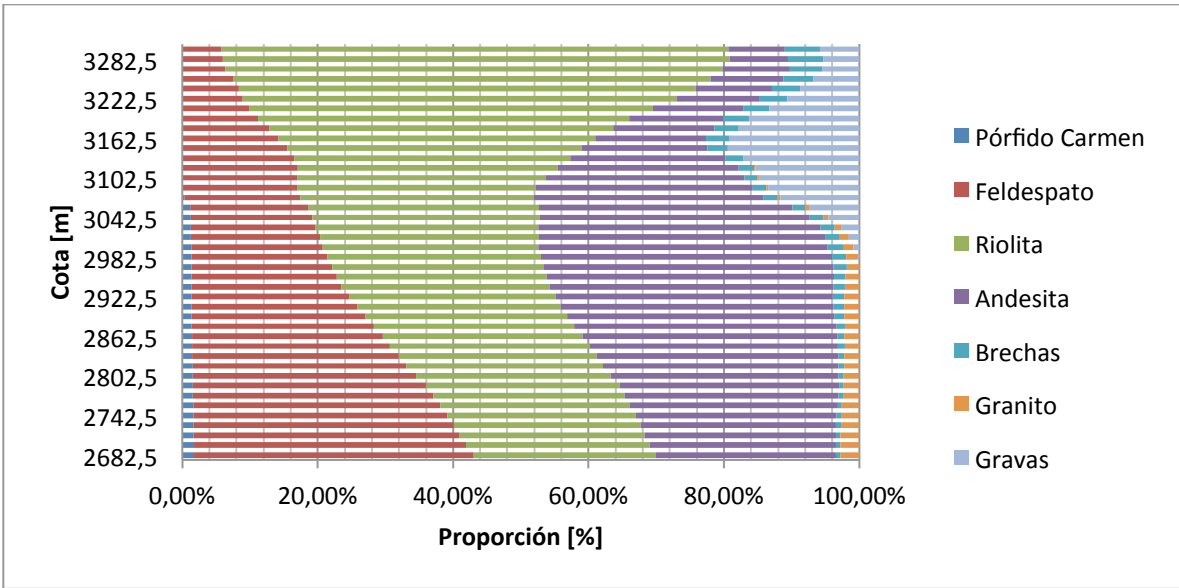


Figura 24: Proporciones verticales de litologías en IE completa

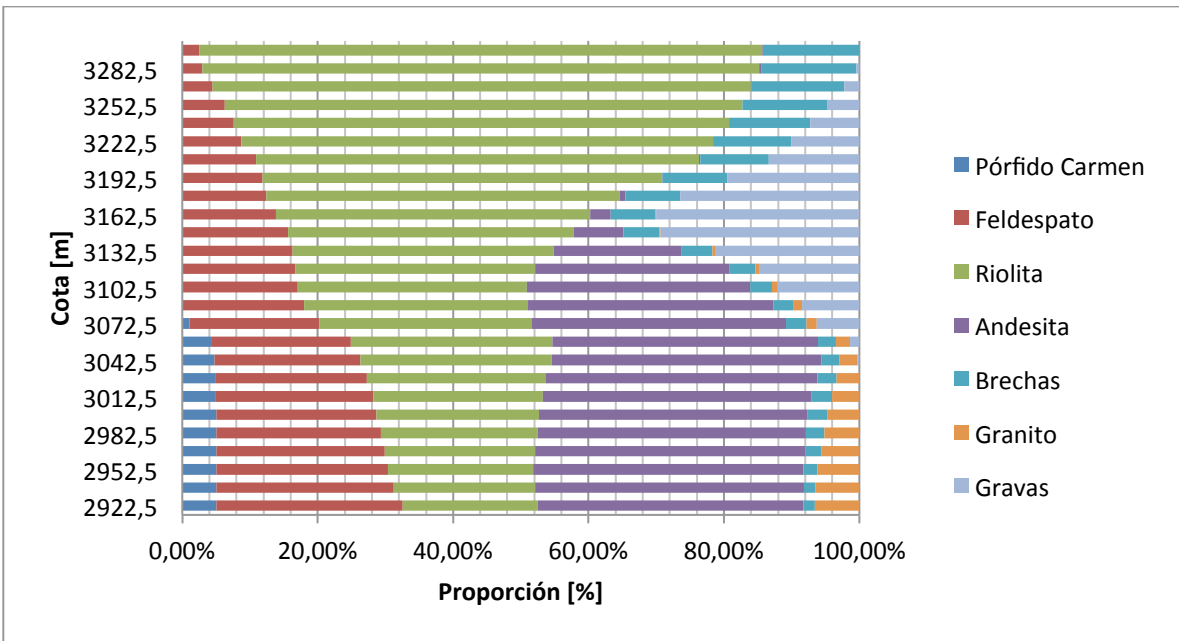


Figura 25: Proporciones verticales de litologías en IE menor

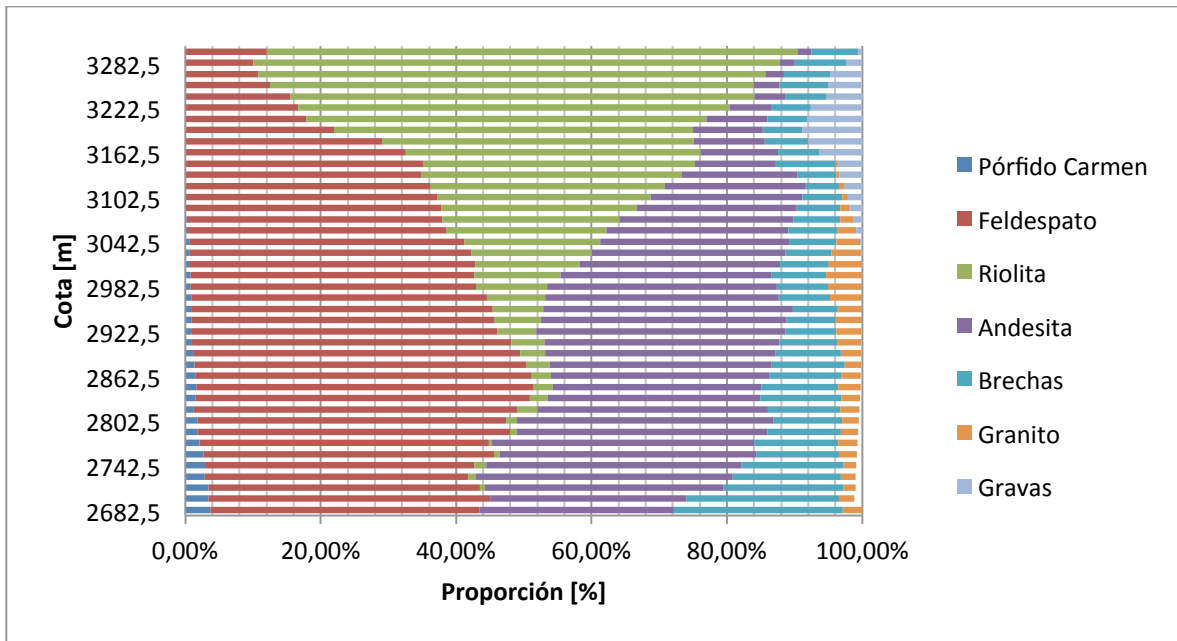


Figura 26: Proporciones verticales de litologías en datos de sondaje

Se puede apreciar, para el caso de la imagen de entrenamiento completa, que las gravas se encuentran ubicadas en los sectores someros del yacimiento, desapareciendo prácticamente para cotas inferiores a los 3.000 [msnm], mientras que exclusivamente bajo aquella cota aparece el granito y el Pórfido Carmen. Además, a esa altura, se aprecia un cambio de litología predominante de riolita a andesita (predominan en cotas más someras y profundas respectivamente).

Por otra parte, se pueden ver diferencias notorias entre las proporciones verticales del modelo geológico y de los datos de sondaje. El agrupamiento de sondajes (ver capítulo 4.7) explica principalmente las diferencias porcentuales que se pueden apreciar entre modelo y datos a una cota dada (especialmente en las más informadas). Sin embargo, otras características de los datos que no son reflejadas por el modelo (cómo por ejemplo la presencia de granito en datos someros o alta presencia de brechas en datos profundos), pueden deberse a las fronteras suaves y determinísticas de éste, que no permiten la inclusión, en proporciones realistas, de unidades geológicas con presencia errática en el espacio, como la que muestran las brechas en este caso particular.

4.5. Estudio de proporciones locales

En el presente capítulo se realiza el estudio de las proporciones locales de litologías. Esto se realiza mediante el lenguaje de programación MATLAB. Para una cierta vecindad dada, simétrica con respecto a su origen, se calcula la proporción de litologías presentes en ella. De este modo, a cada bloque del modelo geológico, le es asignado un vector con los valores de las proporciones locales de cada una de las litologías estudiadas, es decir, 7 valores. Mediante este procedimiento, es posible identificar zonas de predominancia de ciertas litologías, facilitando de este modo, la detección de zonas homogéneas presentes en el sector a simular. Por ejemplo, en figura 27 se pueden apreciar aquellos bloques del dominio que tienen una proporción local, es decir contenida dentro de una vecindad de $3 \times 3 \times 3$ bloques, de pórfido feldespático superior al 60 [%]. Las figuras que muestran bloques con proporciones locales superiores al 60 [%] de otras litologías se adjuntan en anexos 8.3.

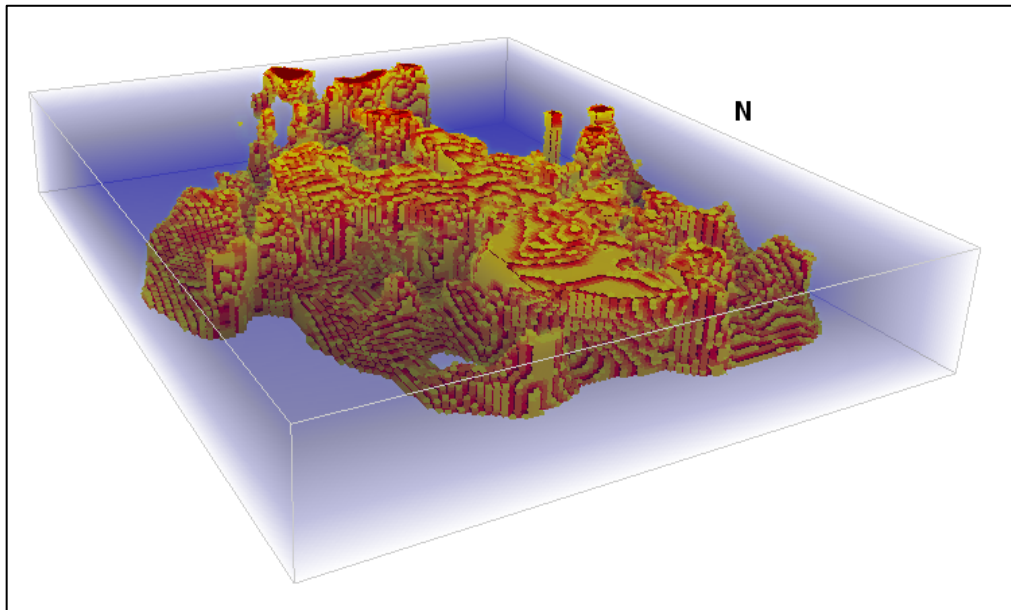


Figura 27: Bloques con proporción local de feldespato superior al 60 [%]

De este estudio se pueden identificar las características espaciales de litologías que se explican a continuación. El Pórfido Carmen se ubica bajo los 3.000 [msnm] y exclusivamente en el sector sur del depósito, mientras que el Pórfido Feldespático se encuentra distribuido homogéneamente en el centro del depósito, aumentando levemente su presencia en profundidad. Por otra parte, el Pórfido Riolítico aparece en el oeste del yacimiento, siendo su presencia relativamente constante con respecto a la cota. En el caso de la Andesita, ésta se ubica en 2 zonas, hacia el oeste con baja presencia en cotas someras (sobre los 2.900 [msnm]) y hacia el este, predominantemente en cotas profundas. Ambas zonas se encuentran separadas por un sector con ausencia total de esta litología. Las Gravavas aparecen como cuerpos mantiformes en superficie, presentando una acentuada continuidad

en la dirección horizontal. Finalmente, tanto el Pórfido Granítico como las Brechas, son litologías con presencias menores, diseminadas en el sector central del yacimiento. El Pórfido Granítico se encuentra exclusivamente bajo los 3.050 [msnm], mientras que las Brechas, debido a su forma de conos invertidos, presentan una presencia levemente mayor cerca de superficie.

4.6. Definición de regiones de simulación

Con la información obtenida en los capítulos 4.4 y 4.5, es posible identificar zonas, contenidas en el volumen a simular, dentro de las cuales, el comportamiento de las proporciones de litologías es relativamente homogéneo. Estas zonas o regiones serán utilizadas para incorporar proporciones locales como dato de entrada para la construcción de modelos estocásticos. Si bien, mediante el estudio realizado en el capítulo anterior, es posible asignar a cada bloque información de proporciones contenidas en una vecindad móvil y que por lo tanto representan características más acotadas al entorno cercano de un bloque dado, que lo que representan las proporciones de una región de tamaño bastante superior a dicha vecindad. Sin embargo, debido a limitaciones relacionadas con la implementación del algoritmo que se utiliza para construir los modelos, resulta imposible utilizar esta información como dato de entrada para construir la función de distribución de probabilidad condicional necesaria para simular el valor de litología del bloque. Como alternativa, se propone el uso de estas regiones homogéneas para incorporar proporciones locales a la construcción de la función de distribución de probabilidad condicional. En estos casos se simula secuencialmente por región, utilizando como datos condicionantes valores simulados previamente en otras regiones, además de los datos de sondajes contenidos en la región, respectiva. Como dato de entrada de proporciones locales se utilizan las proporciones de sondajes desagrupados en la región (véase anexo 8.5).

Se definen 5 regiones homogéneas contenidas en el volumen total a simular; 2 regiones “someras” y 3 regiones “profundas”. El límite entre zonas someras y profundas viene dado por la cota 3.005 [msnm], mientras que el límite entre regiones someras (regiones 1 y 2) viene dado por la coordenada 18937.5 [este]. Por su parte 2 de las regiones profundas (regiones 4 y 5) limitan entre sí en la coordenada 18687.5 [este] y ambas con la tercera región profunda (región 3) en la coordenada 112837.5 [norte]. Las características espaciales de estas regiones se resumen en tabla 13, mientras que sus distribuciones de litologías se muestran en figura 28. Figuras isométricas de cada región definida se adjuntan en anexos 8.4.

Región	Dirección	Coordenada de origen	Nº de bloques
Región 1	X	16825	85
	Y	112225	131
	Z	3012.5	20
	Total región 1:		204605
Región 2	X	18950	74
	Y	112225	131
	Z	3012.5	20
	Total región 2:		105539
Región 3	X	16825	159
	Y	112225	25
	Z	2682.5	22
	Total región 3:		87450
Región 4	X	16825	75
	Y	112850	106
	Z	2682.5	22
	Total región 4:		174900
Región 5	X	18700	84
	Y	112850	106
	Z	2682.5	22
	Total región 5:		195888

Tabla 13: Características espaciales de regiones de simulación

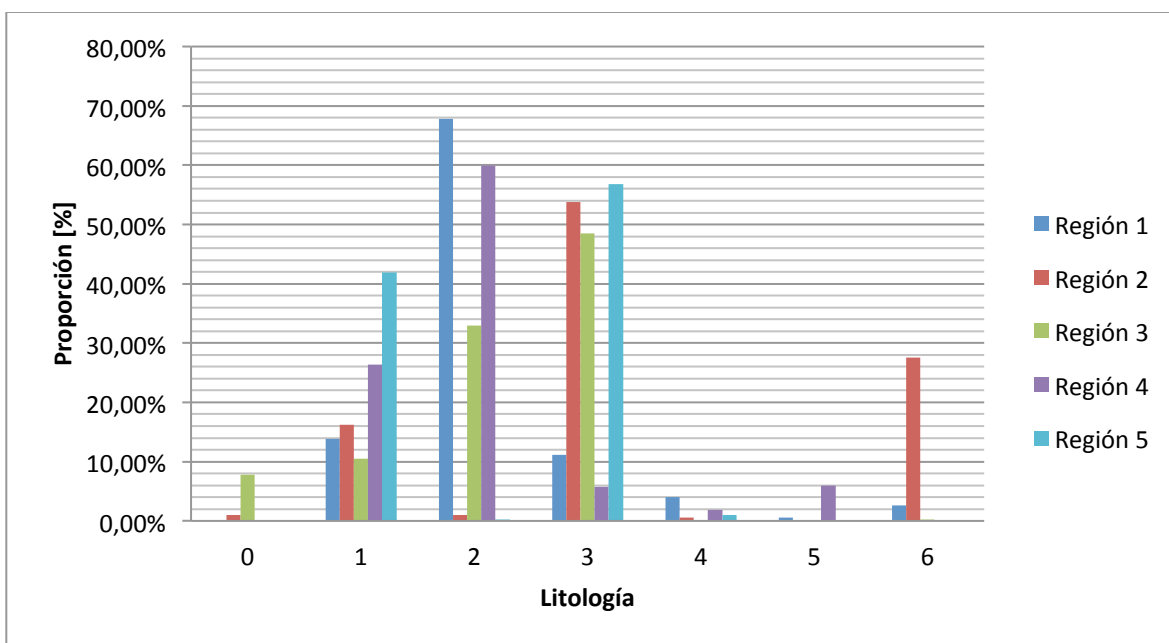


Figura 28: Proporciones de litologías en regiones de simulación

4.7. Desagrupamiento de datos condicionantes

Tal como se indica en capítulos anteriores, existen diferencias importantes entre las proporciones de litologías del modelo geológico y de los datos condicionantes. Esto se explica en parte, por el agrupamiento de sondajes en la zona donde se ubica el rajo, lo cual provoca que la distribución de litologías de los compósitos no sea representativa. Este agrupamiento espacial, generado por irregularidades en la malla de muestreo se puede apreciar en la figura 29.

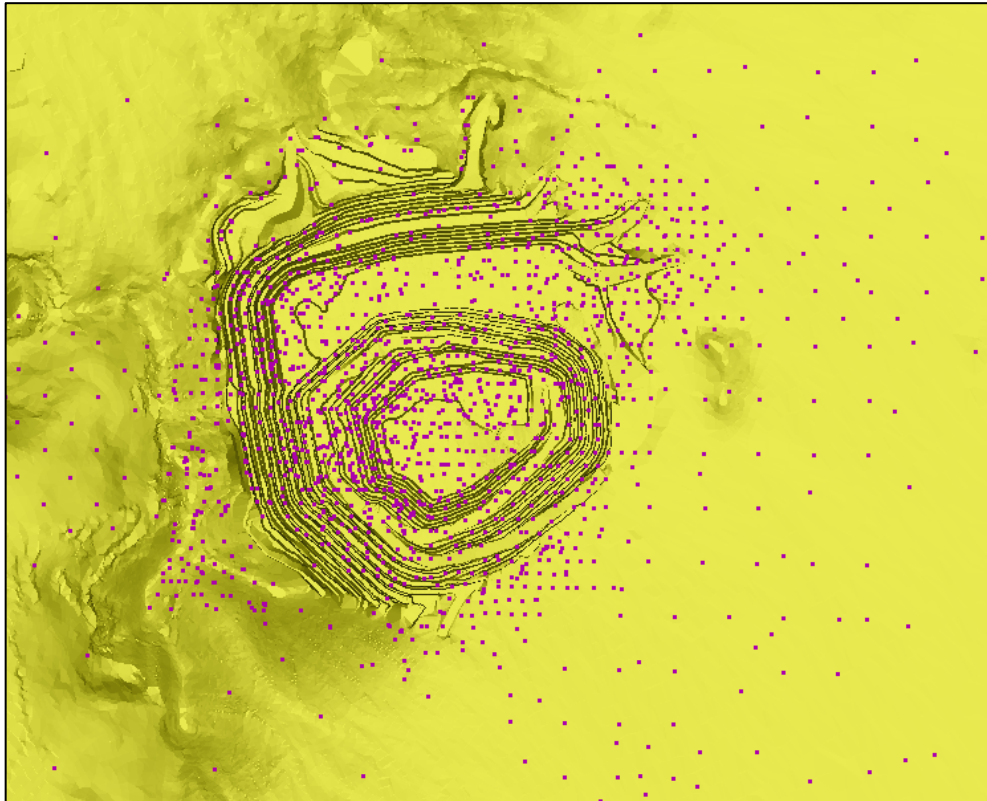


Figura 29: Disposición espacial de collares de sondajes

Para corregir los efectos del agrupamiento y obtener una distribución de litologías representativa de los datos de sondajes, se realiza un desagrupamiento poligonal. Este desagrupamiento se implementa, asignando a cada bloque de un modelo de dimensiones idénticas a las del modelo geológico conceptual, el valor de litología del dato de sondaje más cercano. De esta forma se obtiene el volumen representado por cada dato de sondaje y se corrige el sesgo espacial existente asignando a cada dato un peso proporcional a este volumen. Esta metodología de desagrupamiento es aplicada a las 5 selecciones de datos condicionantes obteniendo las distribuciones de litologías que se pueden ver en tabla 14 y en la figura 30.

Selección de Sondaje	Litología						
	0	1	2	3	4	5	6
1	0.33%	22.37%	36.46%	32.38%	3.65%	1.46%	3.35%
2	0.57%	19.68%	35.73%	35.61%	3.38%	1.39%	3.64%
3	1.10%	22.36%	26.69%	39.03%	5.33%	1.75%	3.74%
4	0.54%	20.30%	29.89%	40.33%	3.42%	1.63%	3.89%
5	1.00%	19.49%	28.53%	41.94%	3.27%	1.81%	3.97%

Tabla 14: Proporciones de litologías desagrupadas por selección de sondaje

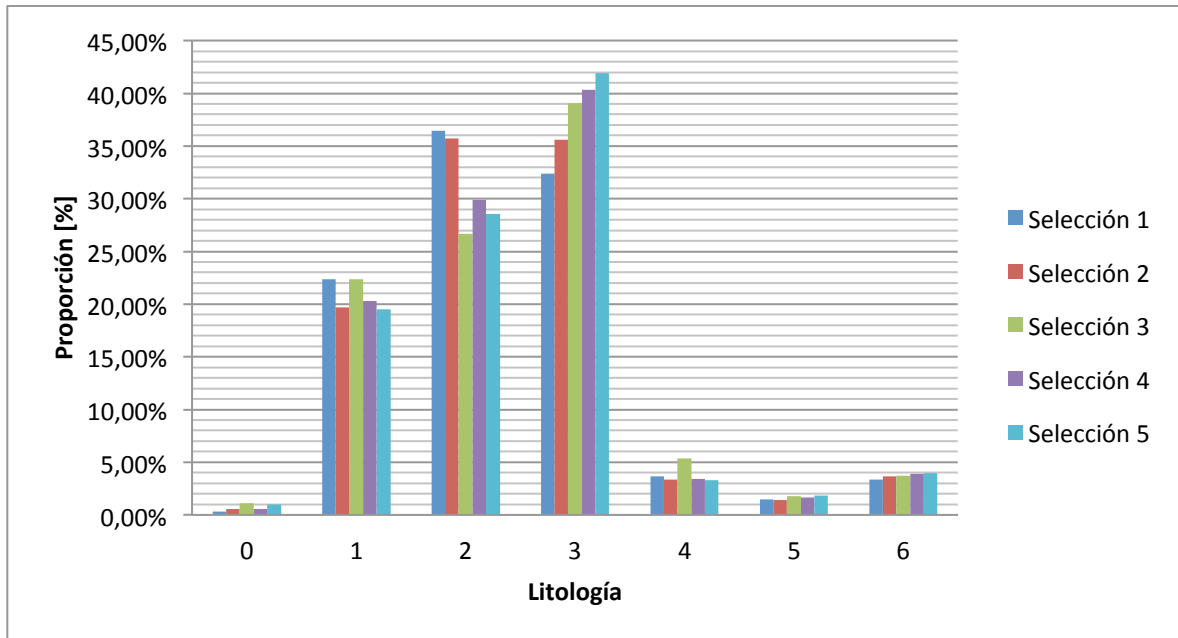


Figura 30: Proporciones de litologías desagrupadas por selección de sondaje

Estas proporciones de datos condicionantes desagrupados son utilizadas como parámetro de entrada para las simulaciones. Para los casos en que se realizan simulaciones por regiones, se utiliza la proporción de datos condicionantes desagrupados sobre un volumen equivalente al de la región respectiva. Las proporciones de los datos desagrupados por región y selección de sondaje se adjuntan en anexos 8.5. Además, cabe destacar, que tal como se esperaba, las proporciones de los datos desagrupados se ajustan mejor a las proporciones del modelo geológico que las proporciones de los datos originales sin desagrupar. Para visualizar este efecto, se muestra en figura 31 el promedio de proporciones de datos desagrupados, calculado sobre los resultados de los 5 desagrupamientos realizados (uno por cada selección de sondajes), junto a las proporciones del modelo geológico y de los datos originales sin desagrupar.

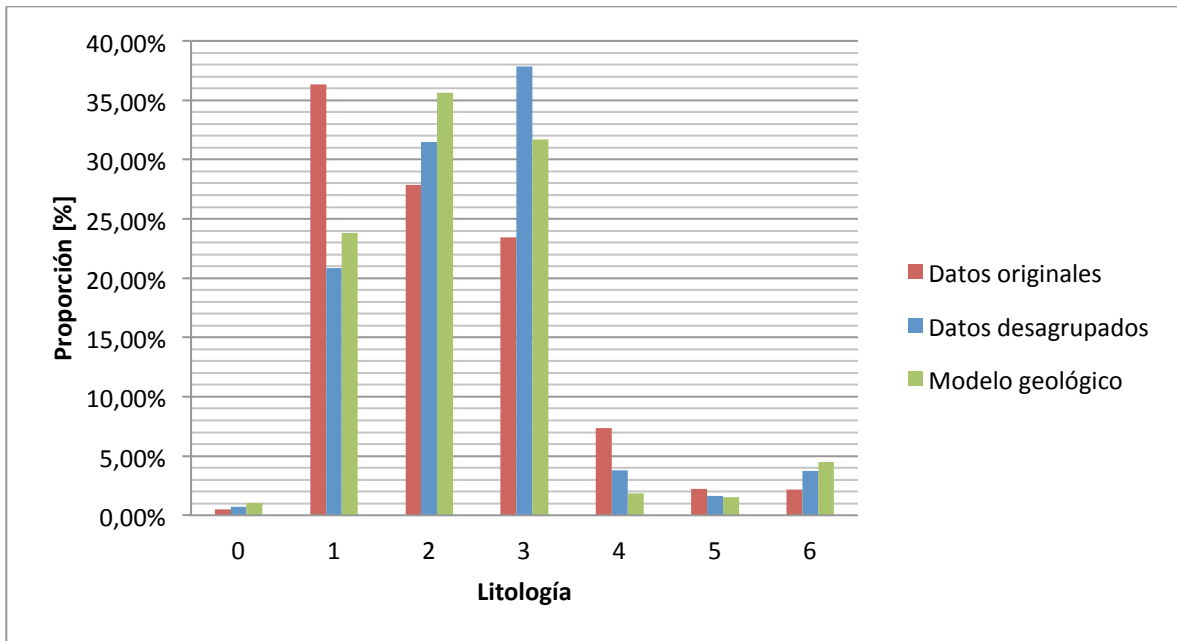


Figura 31: Proporciones en modelo geológico, datos originales y datos desagrupados

4.8. Definición de parámetros de simulación

Finalmente, antes de proceder a realizar las simulaciones definitivas, se define el valor del “Servosystem Factor” que se utilizará en cada caso de estudio. Para ello, se realiza un análisis de sensibilidad y se encuentra el valor de este factor que maximice la reproducción de los datos de validación por parte de los modelos construidos. Cabe mencionar, que este factor toma valores entre 0 y 1. Si el valor es cercano a cero, se impone la reproducción por parte del algoritmo SNESIM de las proporciones de la imagen de entrenamiento, mientras que un valor cercano a 1 impone la reproducción de las proporciones de los datos desagrupados.

Para realizar el análisis de sensibilidad, se procede como se explica a continuación. En primer lugar se definen 5 valores de sensibilización de “Servosystem Factor”. Estos valores son 0.1, 0.3, 0.5, 0.7 y 0.9. Para cada sub-caso de estudio, definido por la selección de datos condicionantes, de los casos de estudio 1 y 2 se construyen 5 realizaciones con cada valor de sensibilización como dato de entrada y se calcula el porcentaje de acierto promedio obtenido sobre los datos de validación. El valor de “Servosystem Factor” con el cual se obtiene el mayor porcentaje de acierto es el que se utiliza posteriormente para construir los modelos definitivos. Debido a que los casos de estudio 3 y 4 son idénticos, en cuanto a datos de entrada, a los casos de estudio 1 y 2 respectivamente, se utilizan los mismos valores de este factor y no se realiza este análisis nuevamente. Los resultados obtenidos se resumen en tablas 15 y 16. En rojo se destacan los valores óptimos del Servosystem Factor para cada selección de sondajes.

Selección de Sondaje	"Servosystem Factor"				
	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	58.57%	60.61%	59.02%	57.96%	55.24%
2	68.03%	67.38%	67.28%	66.60%	65.43%
3	69.03%	69.19%	69.77%	68.96%	67.87%
4	70.25%	70.61%	70.86%	71.77%	71.13%
5	71.72%	71.98%	71.25%	71.77%	70.38%

Tabla 15: Resultados de análisis de sensibilidad, caso de estudio N° 1

Selección de Sondaje	"Servosystem Factor"				
	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
1	57.81%	57.48%	59.51%	57.42%	55.32%
2	64.04%	64.32%	64.55%	64.87%	64.54%
3	67.97%	68.03%	68.10%	68.95%	67.50%
4	69.95%	70.92%	70.84%	70.26%	70.35%
5	71.51%	71.21%	70.88%	71.03%	70.37%

Tabla 16: Resultados de análisis de sensibilidad, caso de estudio N° 3

Los valores de este factor que se utilizan en definitiva para la construcción de los modelos litológicos, se resumen en la siguiente tabla, divididos por caso de estudio y selección de sondajes.

Selección de Sondaje	Casos de estudio 1 y 3	Casos de estudio 2 y 4
1	0.3	0.5
2	0.1	0.7
3	0.5	0.7
4	0.7	0.3
5	0.3	0.1

Tabla 17: Valores de "Servosystem Factor" a utilizar para simulaciones definitivas

5. RESULTADOS

En este capítulo, se presentan los resultados de las simulaciones y las verificaciones realizadas para cada caso de estudio. Dichos resultados son finalmente validados y comparados en términos de porcentaje de acierto obtenido sobre los datos de sondajes reservados para la validación.

A modo de verificación de resultados se estudia la reproducción de proporciones globales y verticales de litologías, la reproducción de la continuidad en el espacio de las mismas, lo cual se realiza por medio de variogramas de indicadores, y la reproducción, por parte de los modelos estocásticos, de los patrones presentes en la imagen de entrenamiento. Estos chequeos se realizan por caso de estudio y selección de sondaje y se comparan con los de la imagen de entrenamiento o datos condicionantes respectivos.

En la figura 32 se pueden apreciar 4 realizaciones, 1 de cada caso de estudio, seleccionadas al azar, obtenidas con el uso de un 50% de sondajes para el condicionamiento (selección de sondajes N°3). En anexos 8.6 se adjuntan isométricos de realizaciones obtenidas con las restantes selecciones de sondajes.

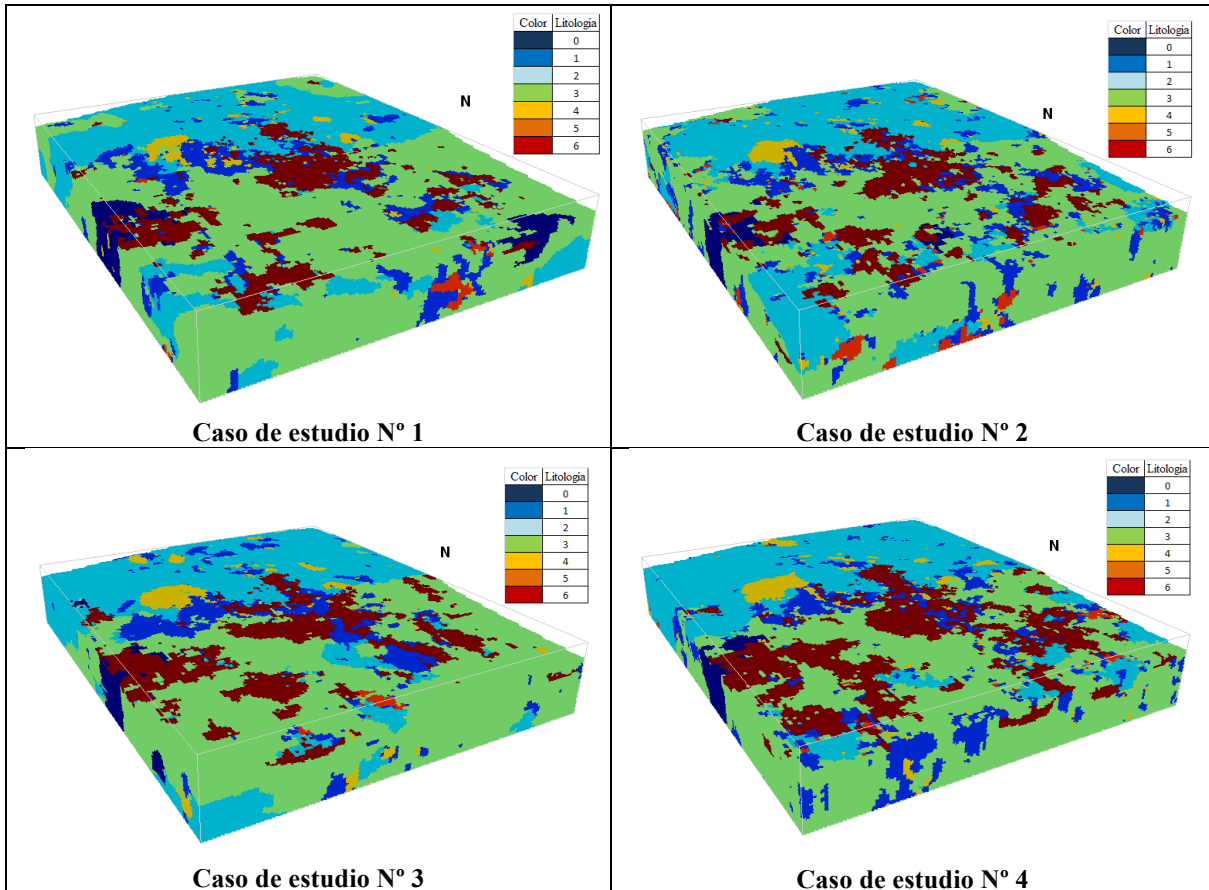


Figura 32: Resultados de simulaciones construidas con 50% de sondajes condicionantes

5.1. Chequeo de resultados

5.1.1. Reproducción de proporciones globales

Se verifica la reproducción de las proporciones globales de litologías, por parte de los modelos estocásticos. Para ello se comparan las proporciones de los resultados obtenidos, con las proporciones de los datos desagrupados y de la imagen de entrenamiento. Para facilitar la visualización de este chequeo por parte del lector, se muestran en las siguientes figuras las proporciones de los resultados (proporciones de las 50 realizaciones) representadas por diagramas de caja, las proporciones de los datos desagrupados representadas por puntos verdes y las proporciones de la imagen de entrenamiento, representadas por puntos rojos. Los distintos gráficos se dividen por litología, mientras que el ordenamiento dentro de cada gráfico es el que se explica a continuación. Los 20 sub-casos de estudio se dividen en 5 grupos de 4, donde cada grupo corresponde a los resultados obtenidos con una misma selección de sondajes. Se ordenan de izquierda a derecha desde la selección 1 a la selección 5. Finalmente, cada grupo contiene 4 diagramas de caja, ordenados según caso de estudio, de izquierda a derecha desde el caso 1 al caso 4.

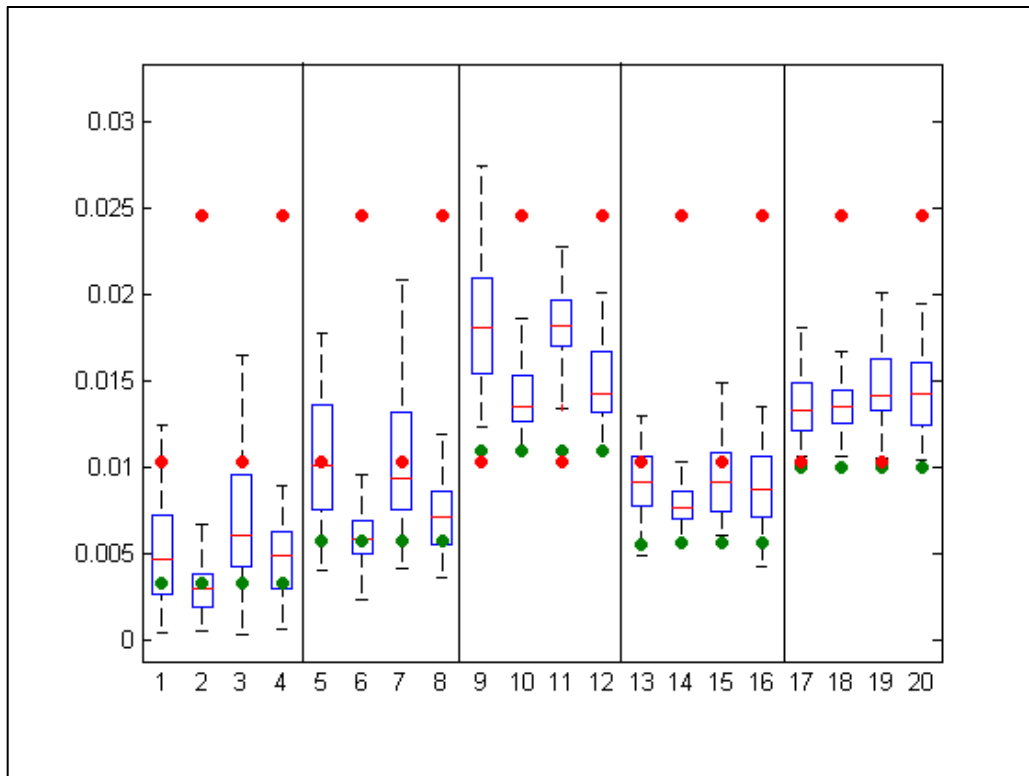


Figura 33: Reproducción de proporciones globales, litología 0

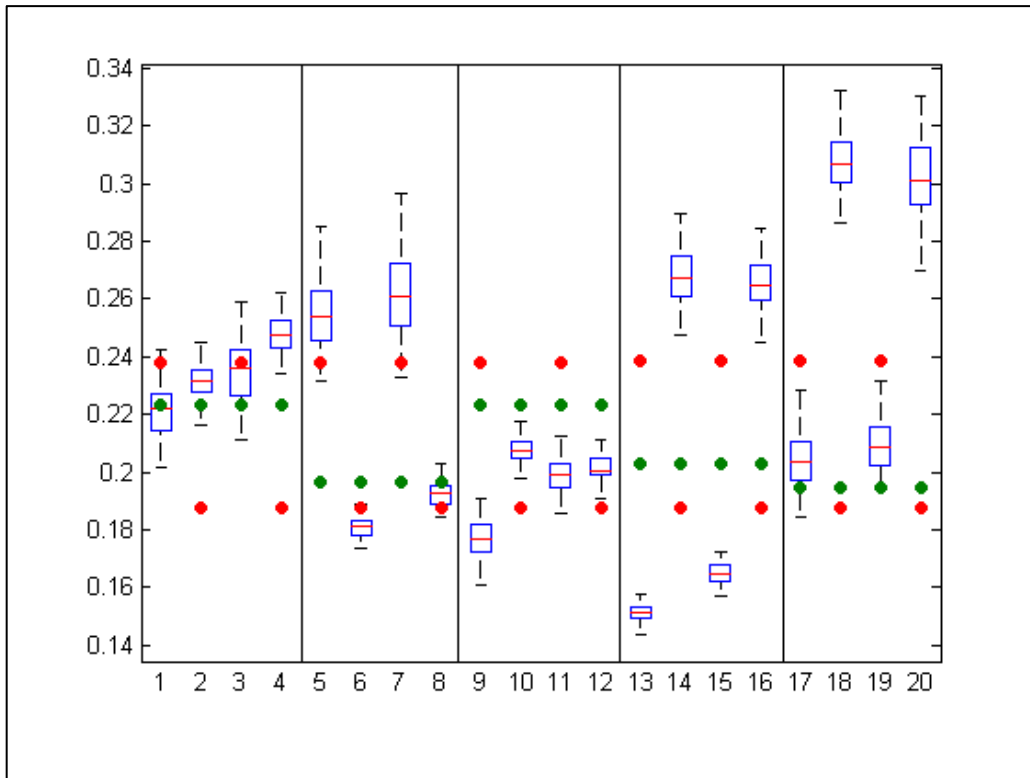


Figura 34: Reproducción de proporciones globales, litología 1

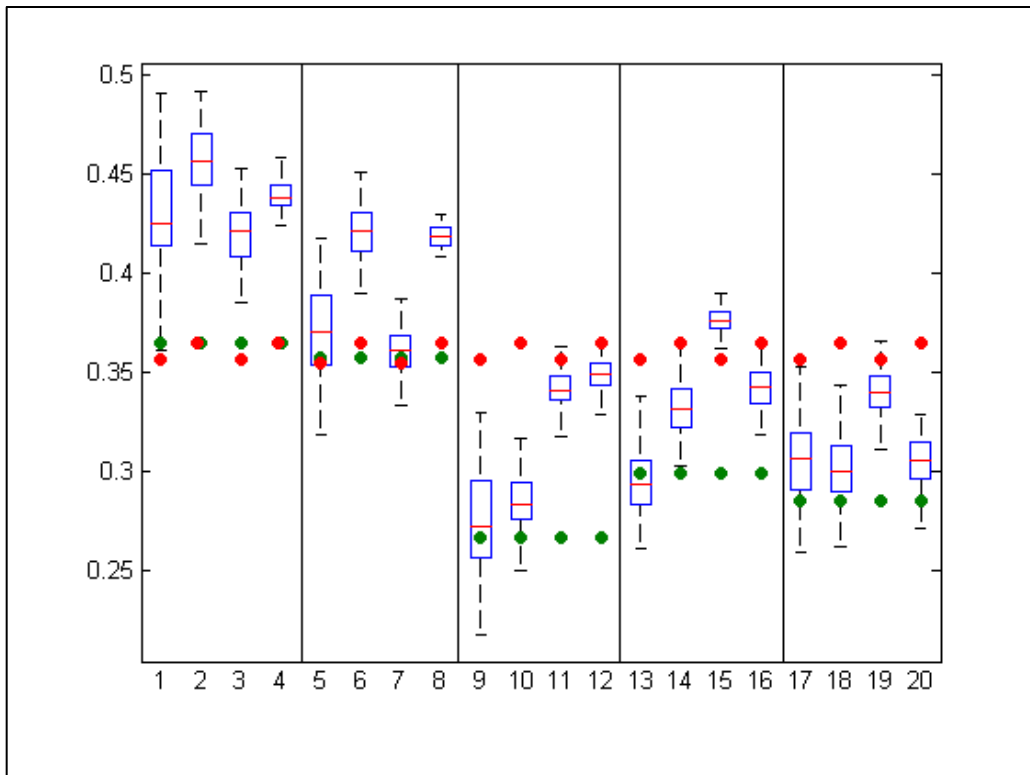


Figura 35: Reproducción de proporciones globales, litología 2

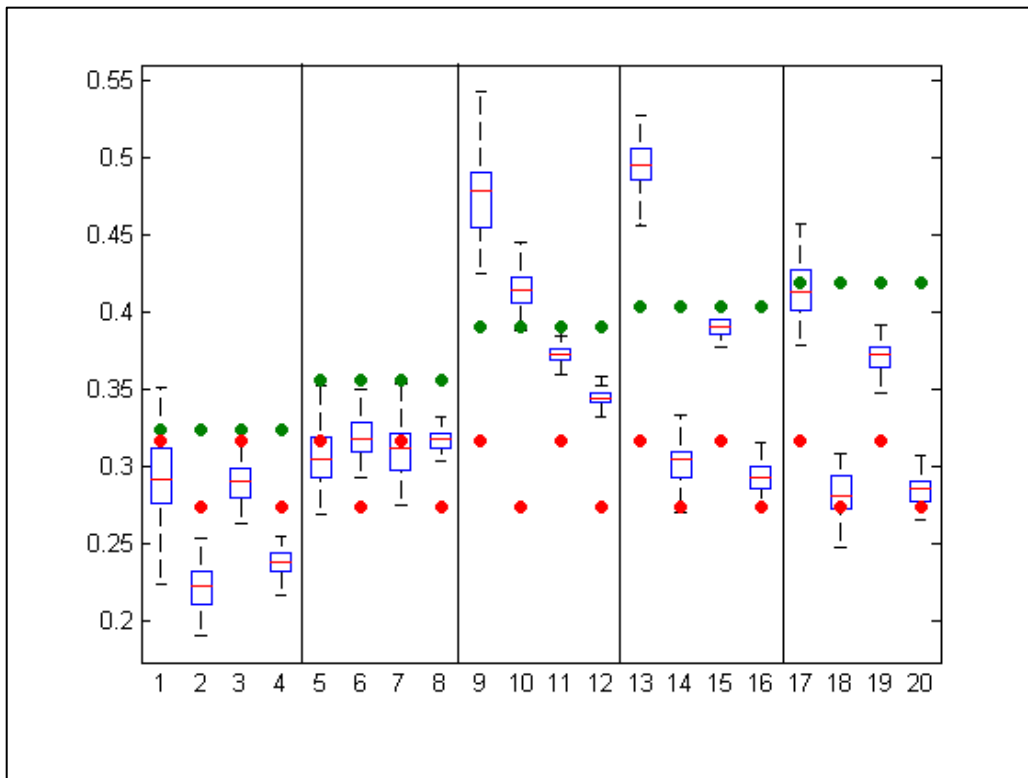


Figura 36: Reproducción de proporciones globales, litología 3

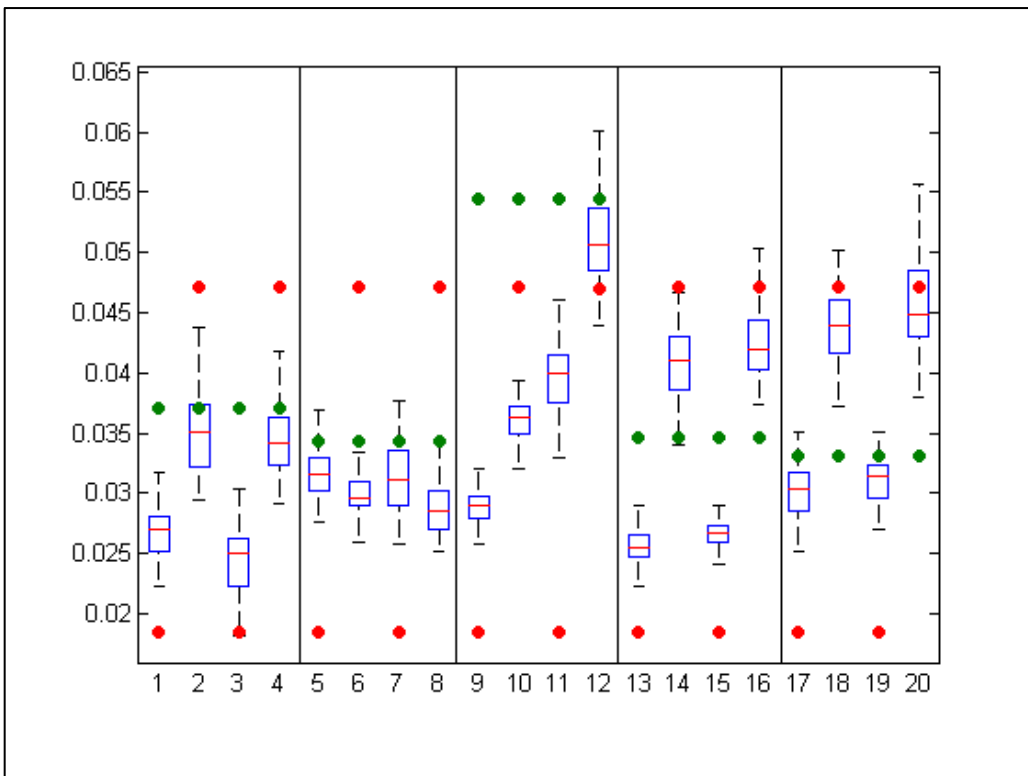


Figura 37: Reproducción de proporciones globales, litología 4

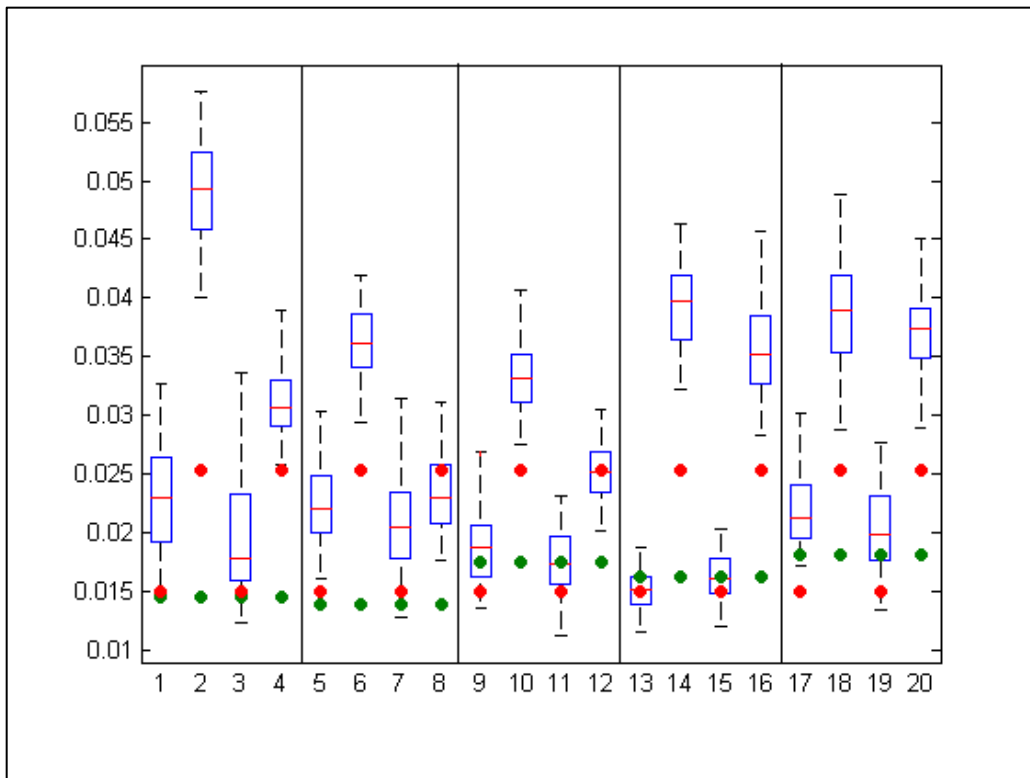


Figura 38: Reproducción de proporciones globales, litología 5

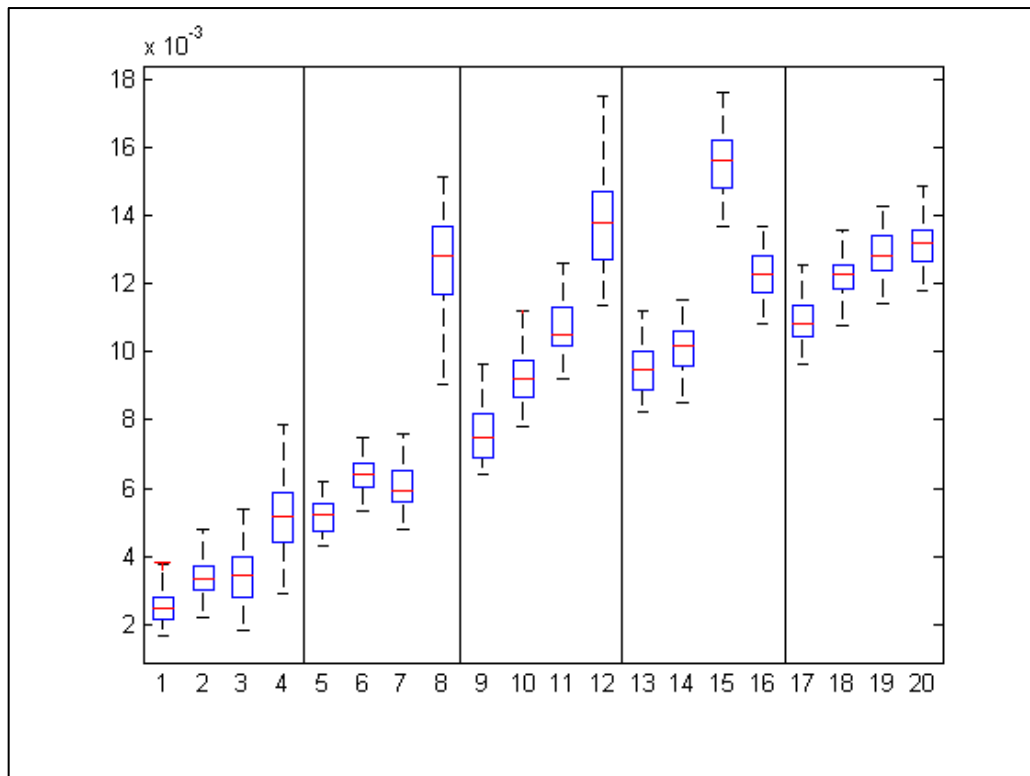


Figura 39: Reproducción de proporciones globales, litología 6

Cabe destacar, que en todos los casos de estudio, se subestima de forma importante la proporción general de la litología 6. En la figura respectiva no se muestran los valores de las proporciones generales de dicha litología en las imágenes de entrenamiento ni en los datos condicionantes desagrupados debido a problemas de escala, los cuales impedirían la correcta apreciación de los diagramas de caja mostrados. Los valores mencionados pueden ser observados en las tablas 6, 7 y 9 con el fin de poder realizar la comparación.

5.1.2. Reproducción de proporciones verticales

Con el fin de verificar la reproducción, por parte de los modelos estocásticos, de las proporciones de litologías por cota presentes en las imágenes de entrenamiento, se grafican estas proporciones banco por banco y se comparan con las proporciones verticales de la imagen de entrenamiento utilizada en el caso de estudio respectivo. A continuación se muestra esta comparación para los 4 casos de estudio realizados. En cada caso se grafica el promedio de proporciones verticales (promedio calculado banco por banco) de las 50 realizaciones construidas, con el uso de un 10 y 90 [%] de sondajes condicionantes (selecciones de sondaje 1 y 5 respectivamente). En anexos sección 8.7 se adjuntan los gráficos correspondientes al chequeo de reproducción de proporciones verticales de los modelos construidos con las restantes selecciones de sondajes.

5.1.2.1. Caso de estudio N° 1

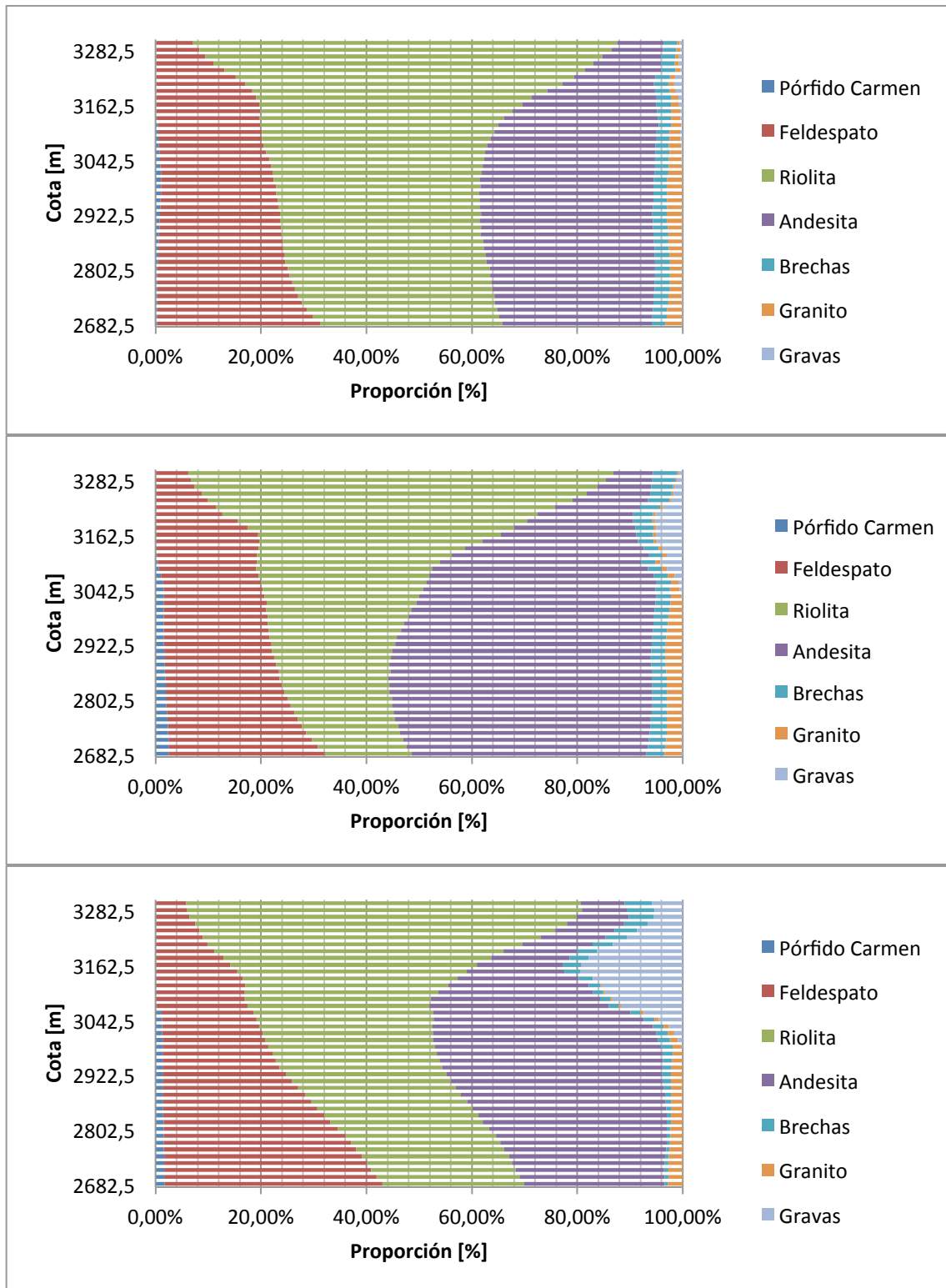


Figura 40: Proporciones verticales, caso de estudio N° 1, selección de sondaje 1 (arriba), 5 (centro) e imagen de entrenamiento (abajo)

5.1.2.2. Caso de estudio N° 2

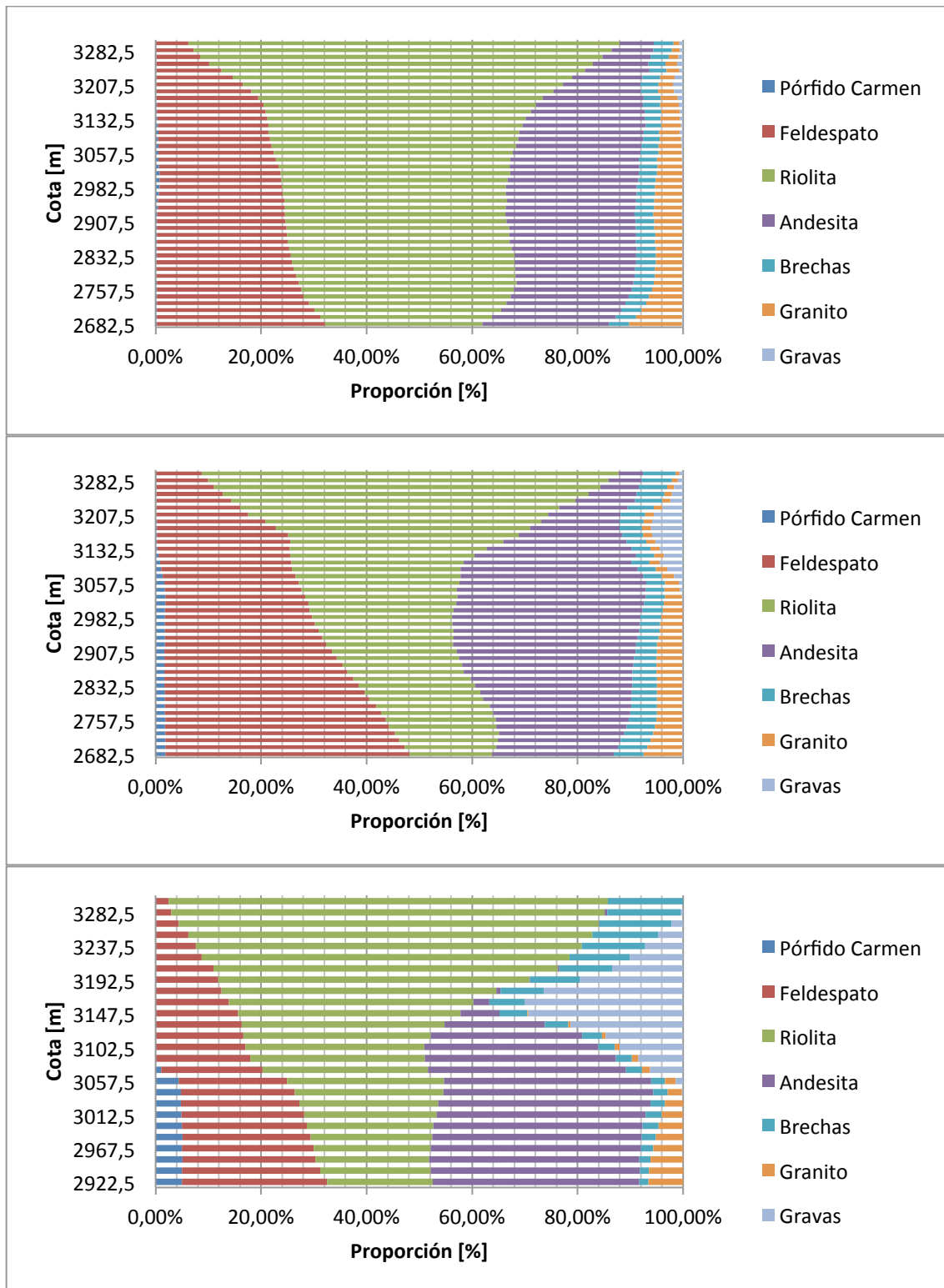


Figura 41: Proporciones verticales, caso de estudio N° 2, selección de sondaje 1 (arriba), 5 (centro) e imagen de entrenamiento (abajo)

5.1.2.3. Caso de estudio N° 3

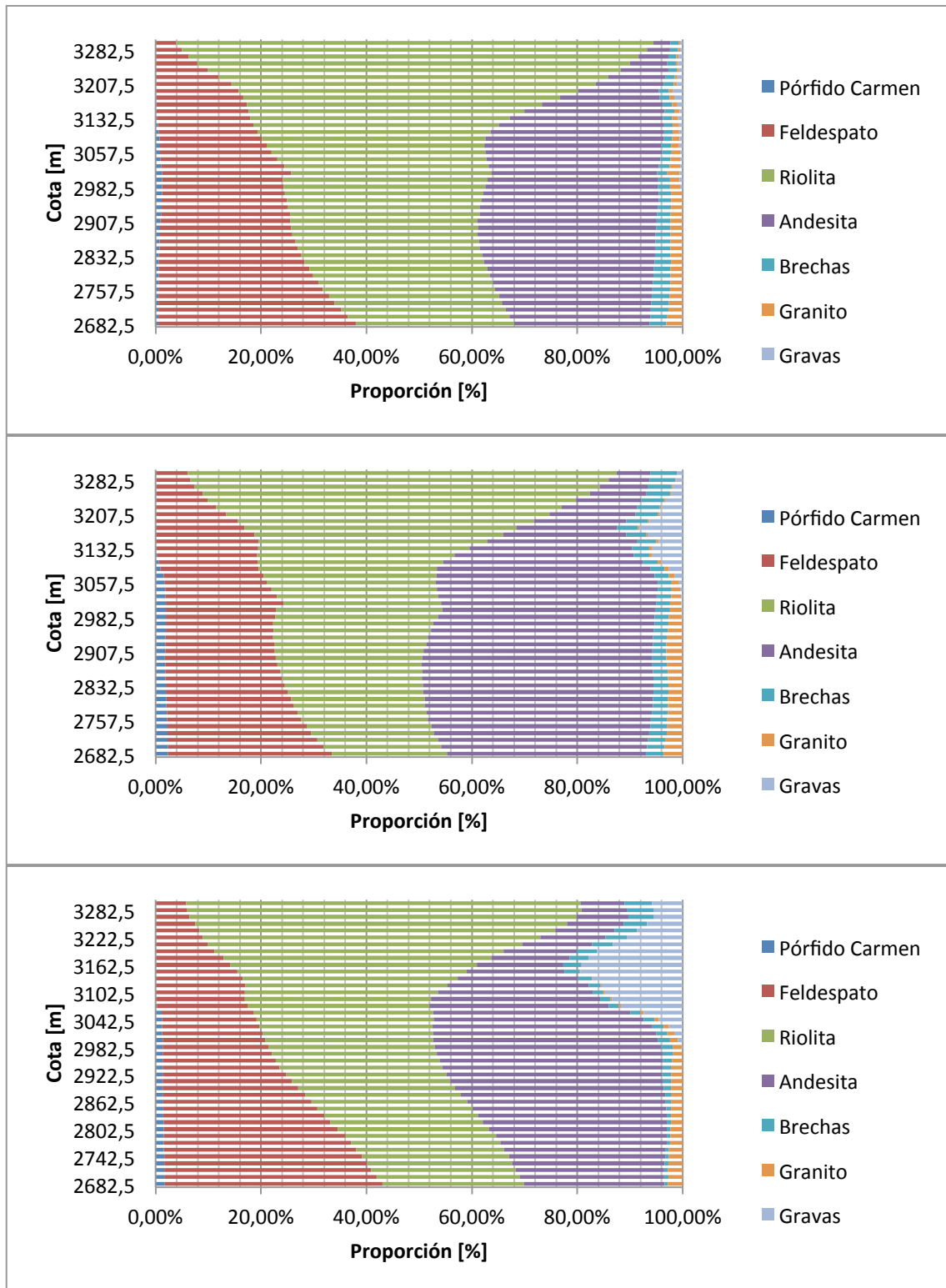


Figura 42: Proporciones verticales, caso de estudio N° 3, selección de sondaje 1 (arriba), 5 (centro) e imagen de entrenamiento (abajo)

5.1.2.4. Caso de estudio N° 4

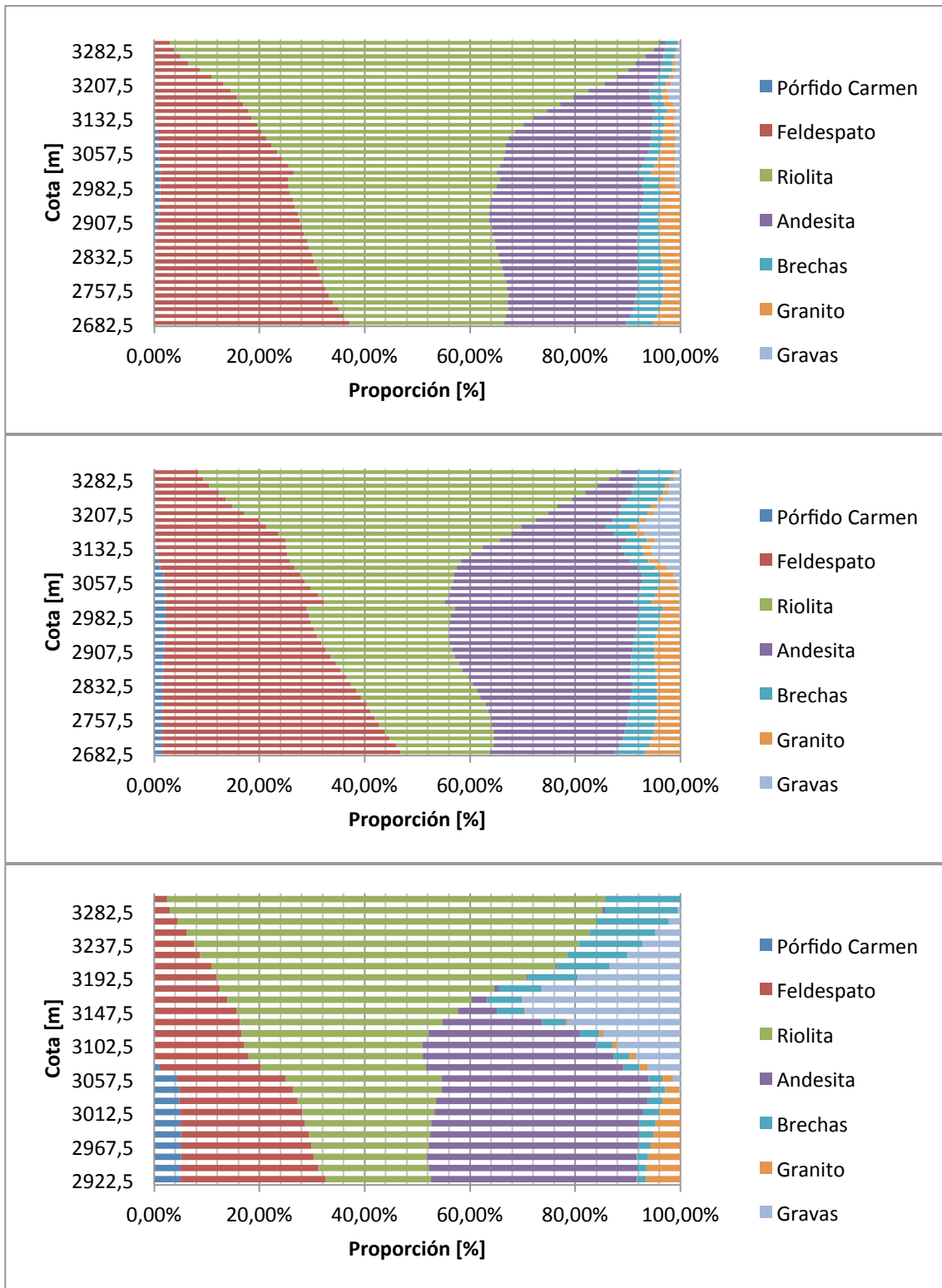


Figura 43: Proporciones verticales, caso de estudio N° 4, selección de sondaje 1 (arriba), 5 (centro) e imagen de entrenamiento (abajo)

5.1.3. Reproducción de variogramas de indicadores

Con el fin de verificar la reproducción de la continuidad espacial que presentan las litologías en las imágenes de entrenamiento, se calculan variogramas de indicadores de los modelos estocásticos construidos. Para realizar esta comparación, se grafican en una misma figura, los variogramas de indicador, de una determinada litología, de 15 realizaciones seleccionadas al azar (graficados en verde), el variograma de indicador calculado de la imagen de entrenamiento utilizada para la construcción de los modelos (graficado en rojo) y el variograma calculado de los bloques del modelo de roca desagrupado, modelo que presenta continuidades espaciales similares y proporciones de litologías idénticas a las de los datos de sondajes utilizados para condicionar las simulaciones respectivas (graficado en azul).

El análisis se divide por caso de estudio. Para cada caso se muestran los variogramas de las 3 litologías predominantes, litologías codificadas con valores 1, 2 y 3, correspondientes a Pórfido Feldespático, Pórfido Riolítico y Andesita respectivamente., divididos por selección de sondaje. En anexos sección 8.8, se adjuntan los variogramas de las 4 litologías restantes. Cabe mencionar, que en todos los casos, estos variogramas fueron calculados en dirección Este – Oeste, utilizando pasos de largo dado por el tamaño de los bloques

5.1.3.1. Caso de estudio N° 1

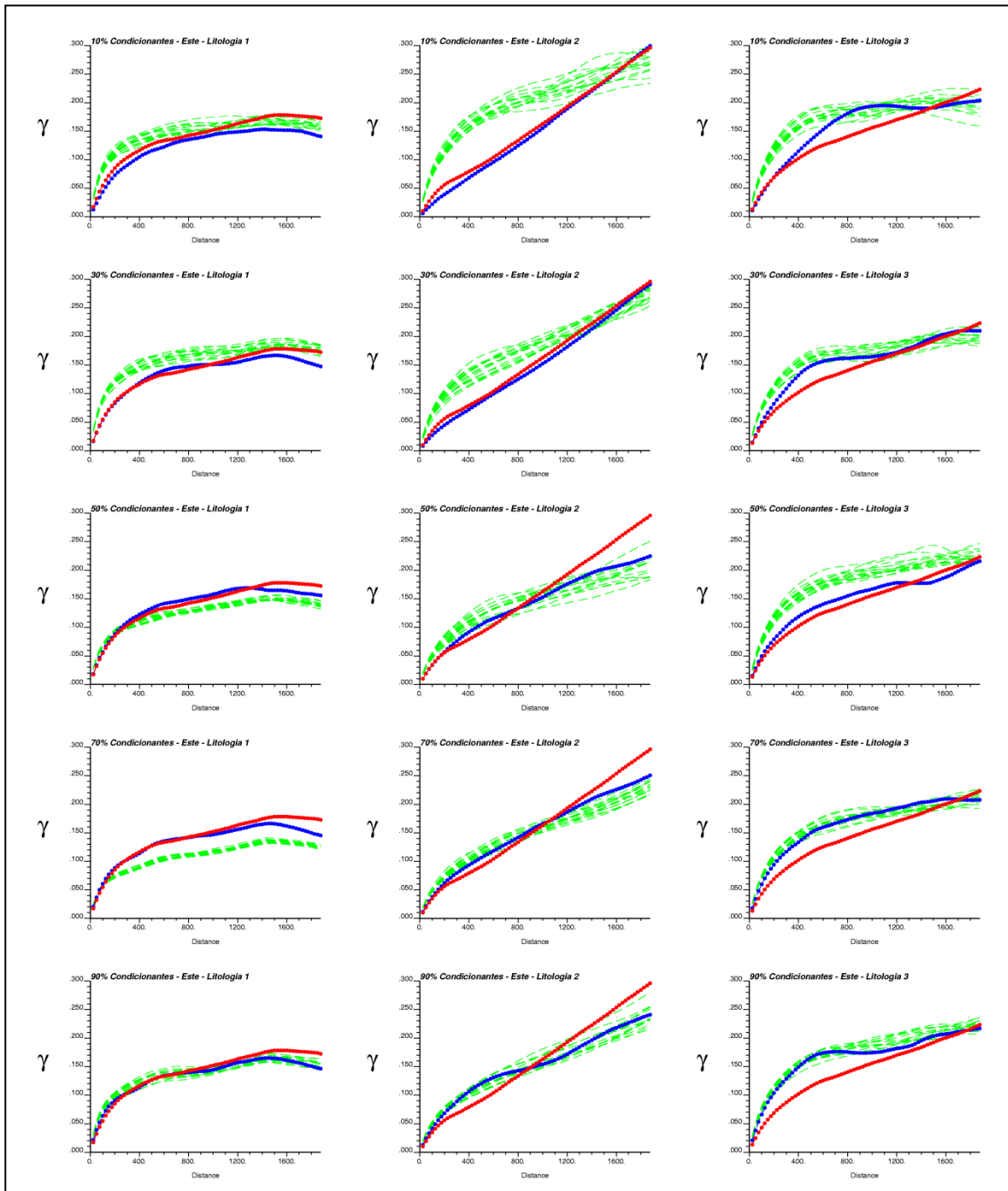


Figura 44: Variogramas de indicadores de litologías principales, caso de estudio N° 1

5.1.3.2. Caso de estudio N° 2

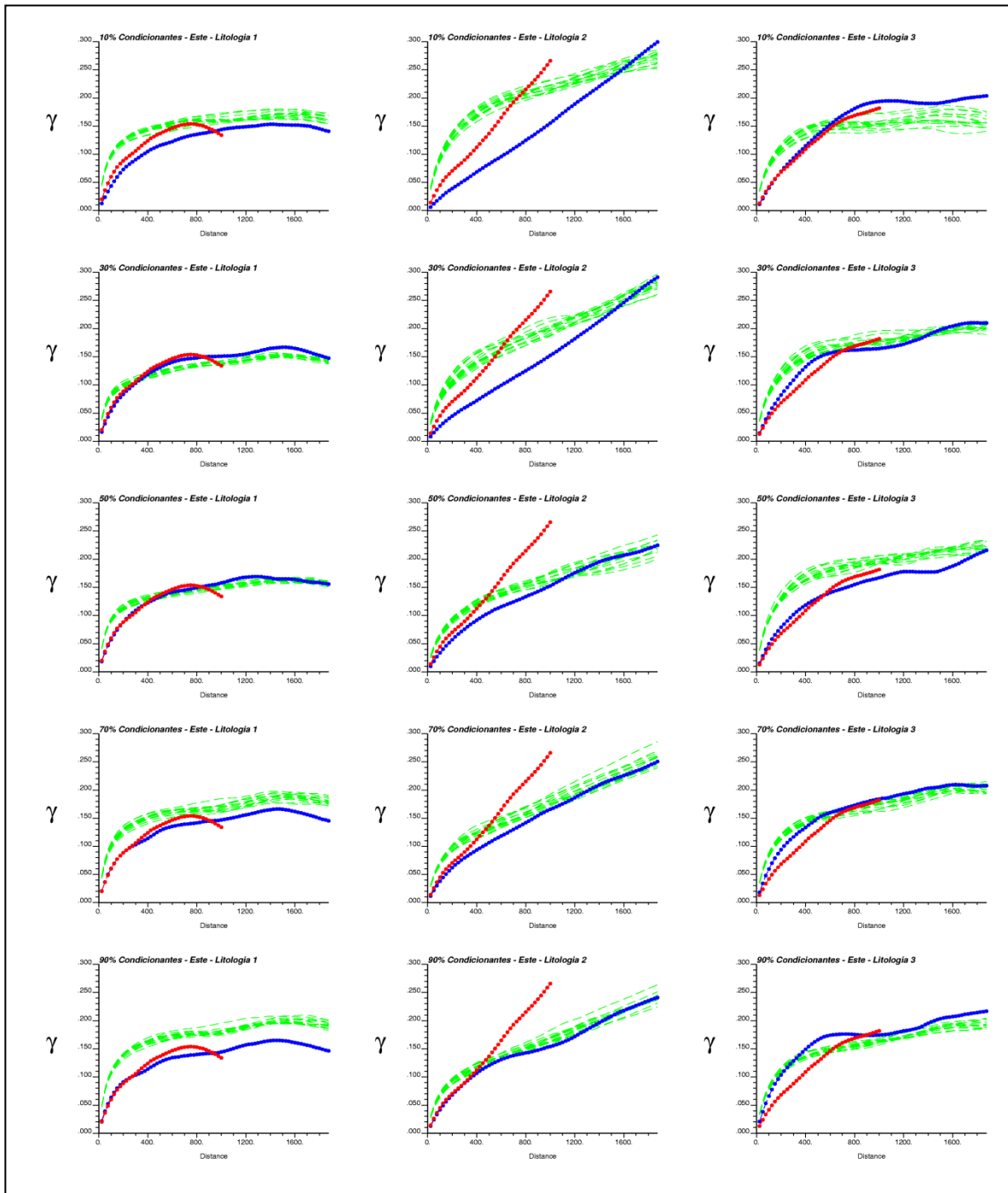


Figura 45: Variogramas de indicadores de litologías principales, caso de estudio N° 2

5.1.3.3. Caso de estudio N° 3

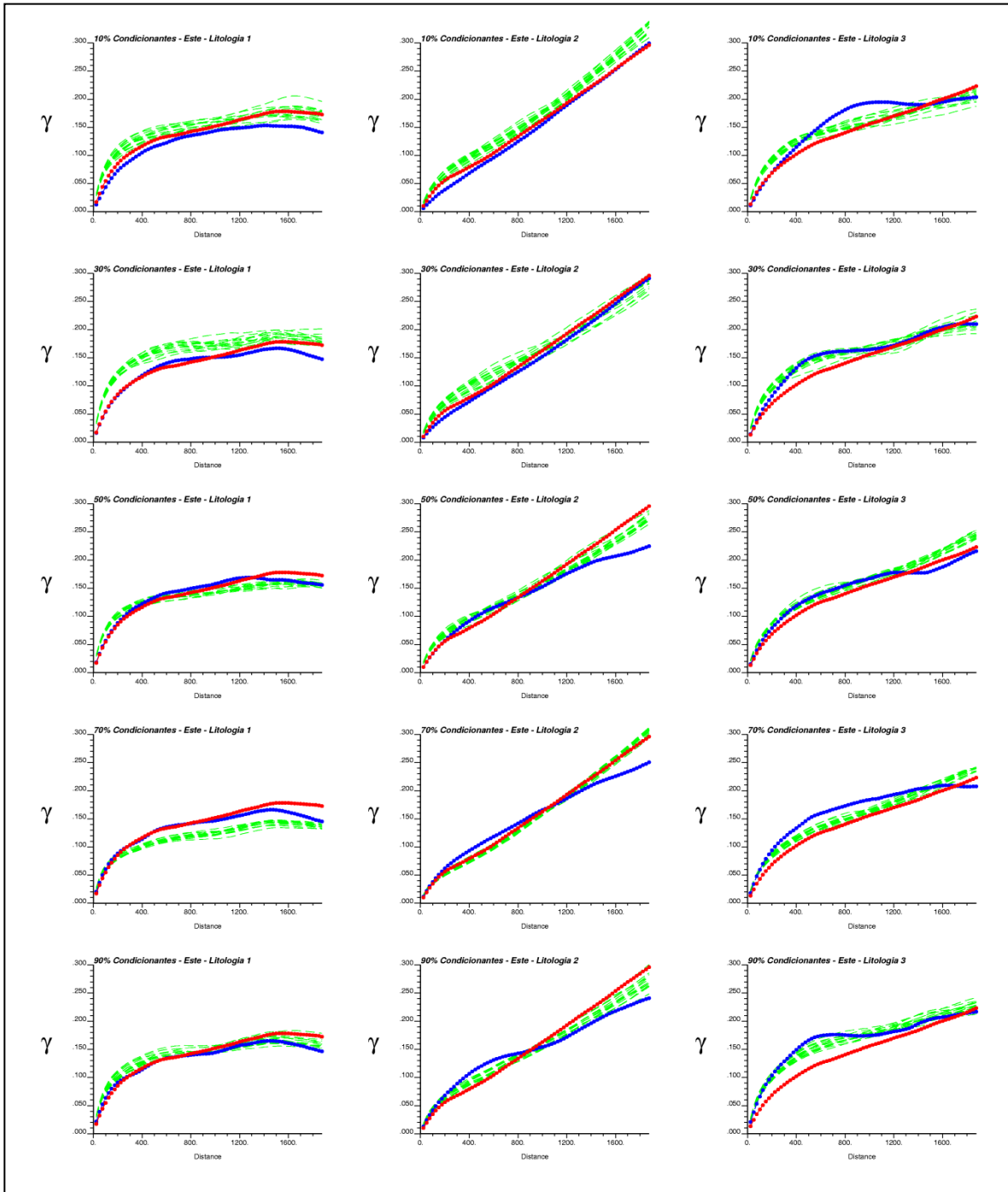


Figura 46: Variogramas de indicadores de litologías principales, caso de estudio N° 3

5.1.3.4. Caso de estudio N° 4

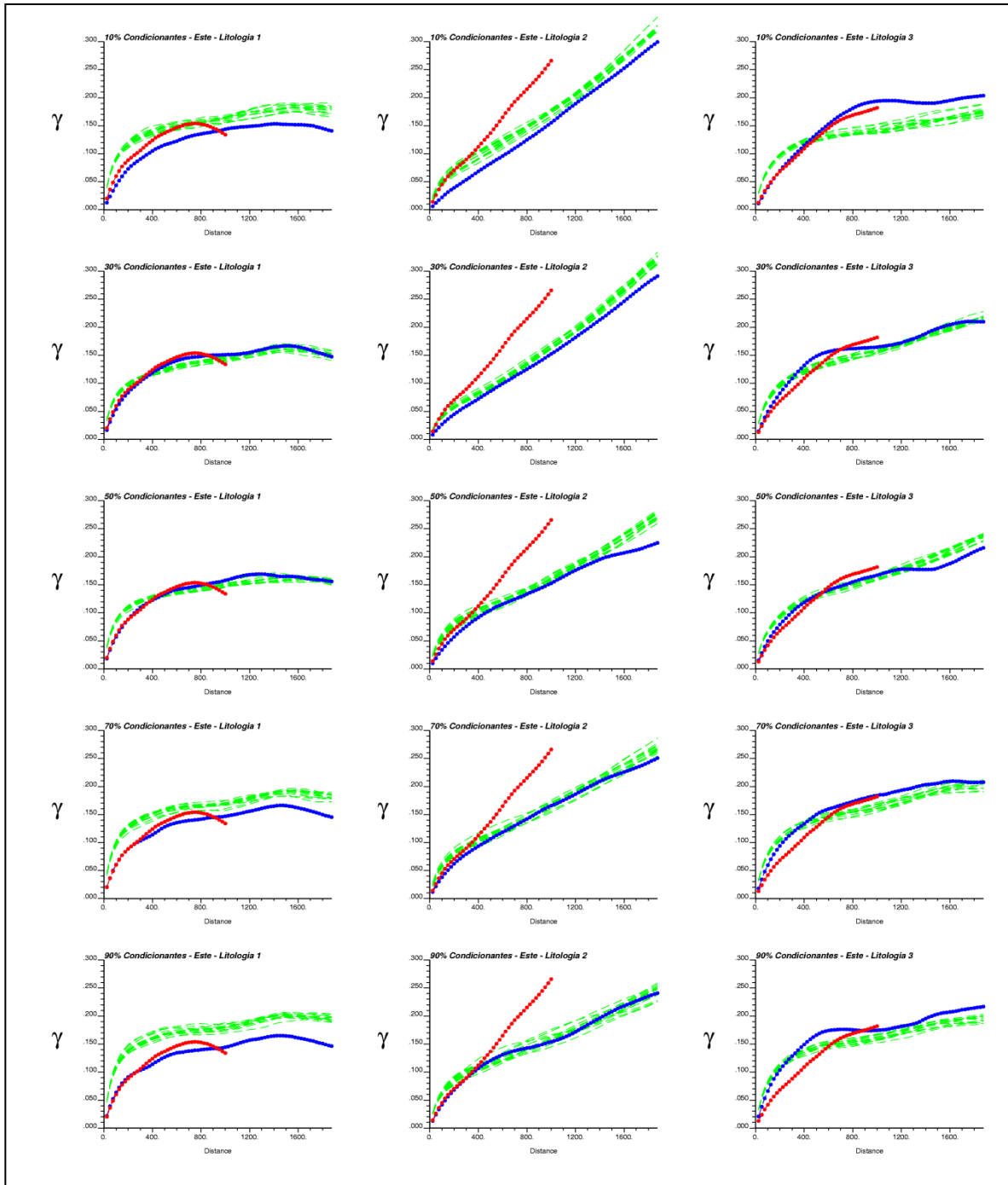


Figura 47: Variogramas de indicadores de litologías principales, caso de estudio N° 4

5.1.4. Reproducción de patrones

Se verifica la reproducción de patrones por parte de los modelos estocásticos. Con este fin, se compara el número de ocurrencias de patrones encontrados en la imagen de entrenamiento respectiva y en una realización seleccionada al azar por caso de estudio y selección de sondajes.

Se utiliza una plantilla de búsqueda regular de 3 x 3 x 3 bloques, la cual es centrada en cada uno de los nodos de la imagen de entrenamiento (y del modelo estocástico seleccionado), de tal forma que quede completamente contenida en ella, es decir, sin ubicar la plantilla en los nodos ubicados en los bordes de las grillas respectivas. Se obtienen los pares de datos formados por el número de ocurrencias del patrón en la imagen y la realización, los cuales son graficados en un gráfico de dispersión con escala logarítmica debido a las diferencias de orden de magnitud del número de ocurrencias de los patrones más frecuentes con respecto al número de ocurrencias de patrones con menor presencia. Para facilitar la visualización, se grafican exclusivamente pares de puntos que contengan más de 10 repeticiones tanto en la imagen de entrenamiento como en el modelo estocástico.

Para los casos de estudio, en los cuales se infirieron las relaciones espaciales de la variable litología a partir de una imagen de entrenamiento de tamaño menor, es necesario escalar el número de ocurrencias de patrones encontrados en ella, debido a sus menores dimensiones. En tabla 18 se muestra el número de ocurrencias totales posibles de ser encontradas en cada una de las imágenes de entrenamiento dado su tamaño y la plantilla de búsqueda definida:

Imagen de entrenamiento	Número de ocurrencias
Modelo geológico completo	810120
Selección menor del modelo	125496

Tabla 18: Número de ocurrencias de patrones en imágenes de entrenamiento dada una plantilla de búsqueda de 3 x 3 x 3 nodos

Por lo tanto, para los casos de estudio 2 y 4, el número de ocurrencias encontradas en la imagen de entrenamiento debe ser multiplicado por un factor de escala igual a 6.455. Cabe recordar que el número de ocurrencias posibles en todos los modelos estocásticos es idéntico al número de ocurrencias posibles en el modelo geológico completo, debido a sus dimensiones y número de bloques análogos. En los siguientes capítulos se muestran los resultados del análisis realizado sobre los modelos generados con las selecciones de sondaje 1 y 5, ordenados por caso de estudio. Los restantes gráficos de dispersión se adjuntan en anexos sección 8.9.

5.1.4.1. Caso de estudio N° 1

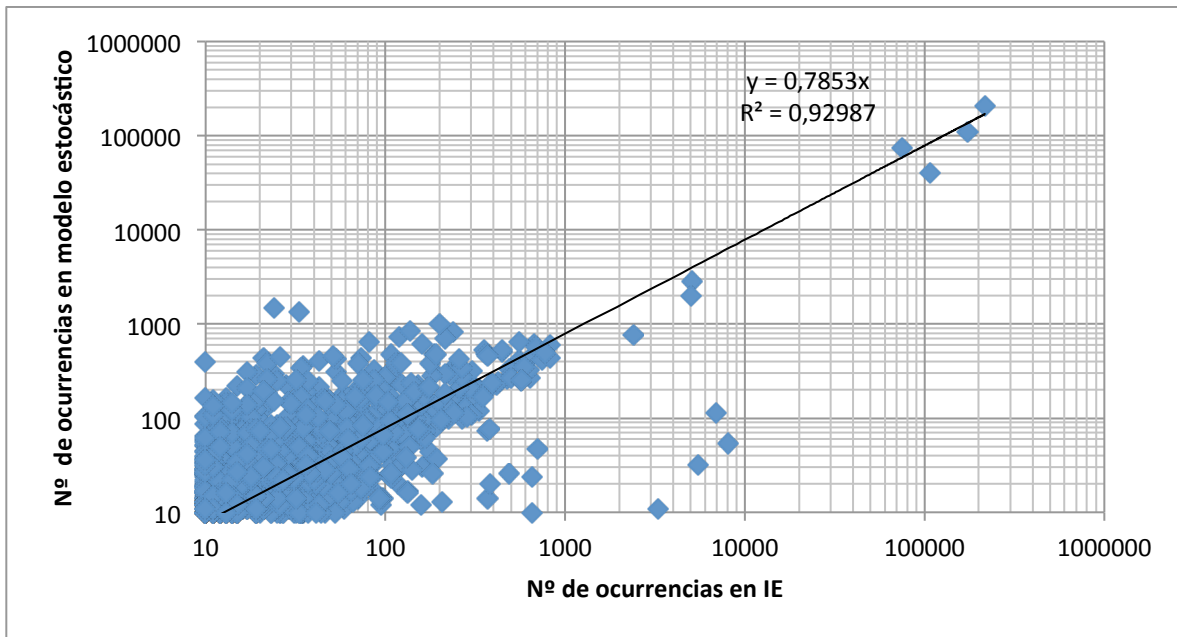


Figura 48: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 1, selección de sondajes 1

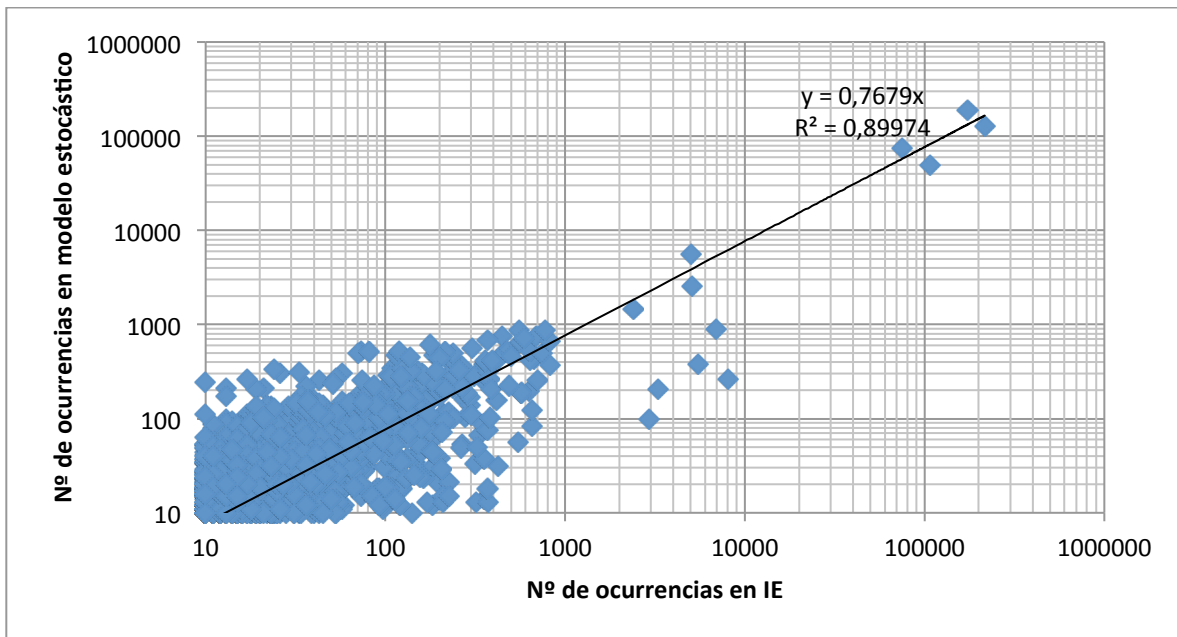


Figura 49: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 1, selección de sondajes 5

5.1.4.2. Caso de estudio N° 2

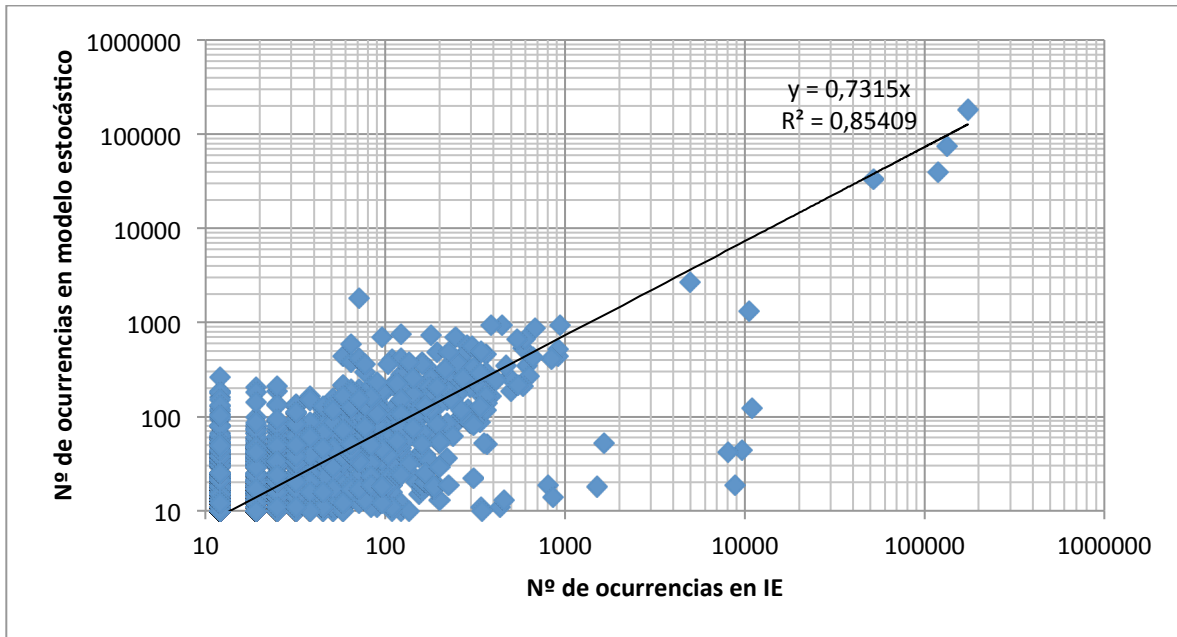


Figura 50: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 2, selección de sondajes 1

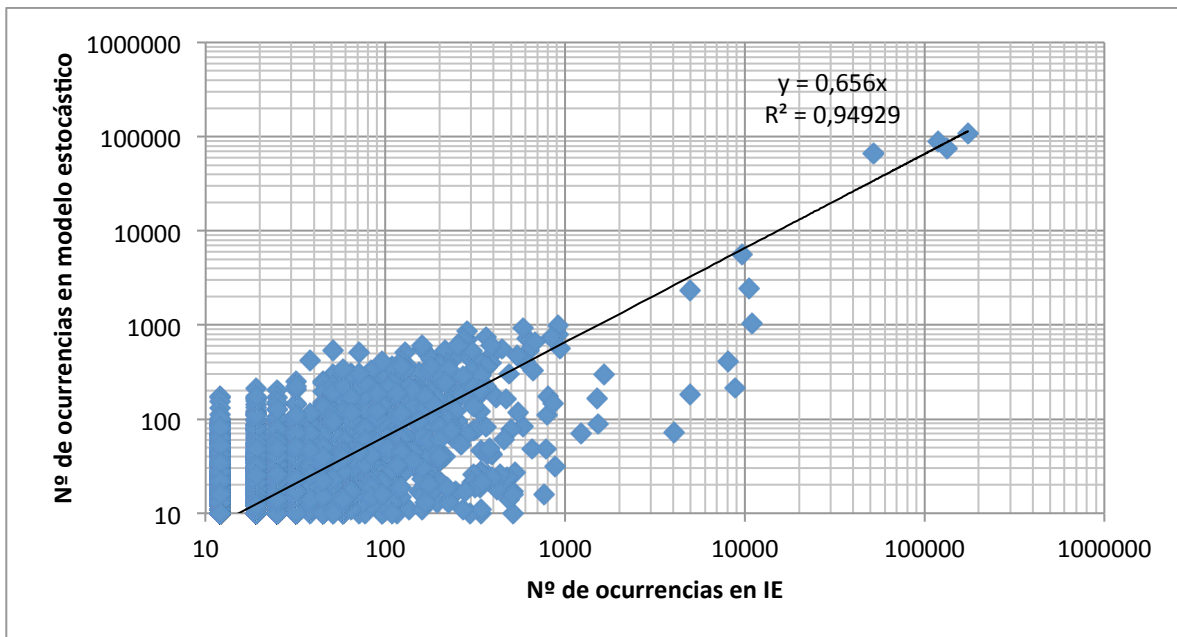


Figura 51: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 2, selección de sondajes 5

5.1.4.3. Caso de estudio N° 3

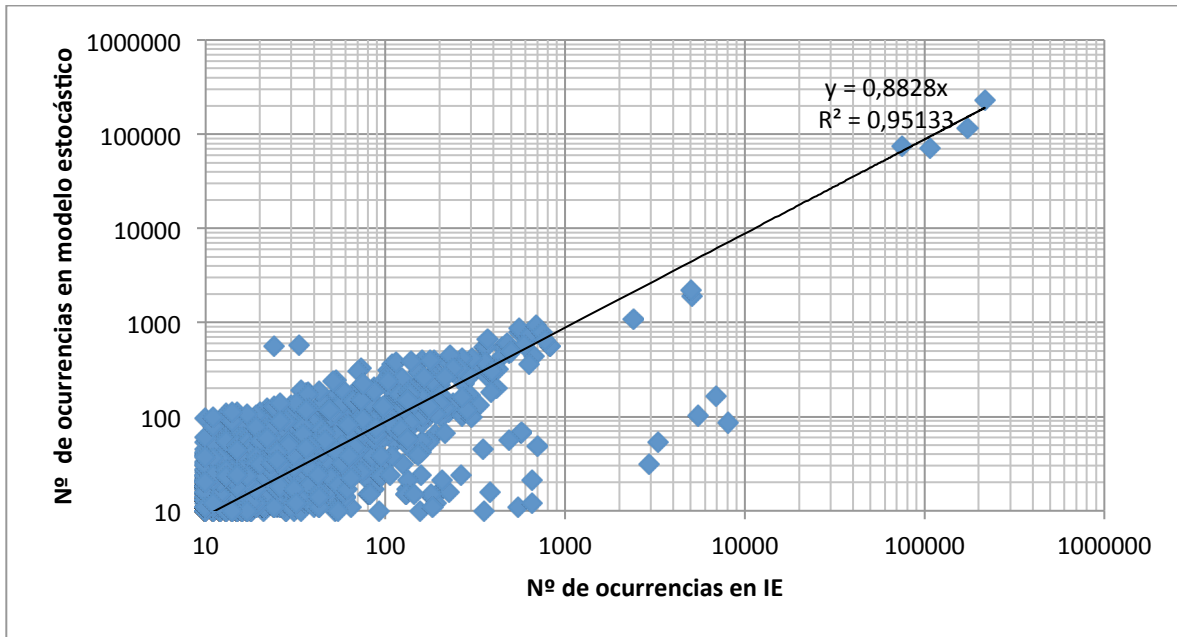


Figura 52: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 3, selección de sondajes 1

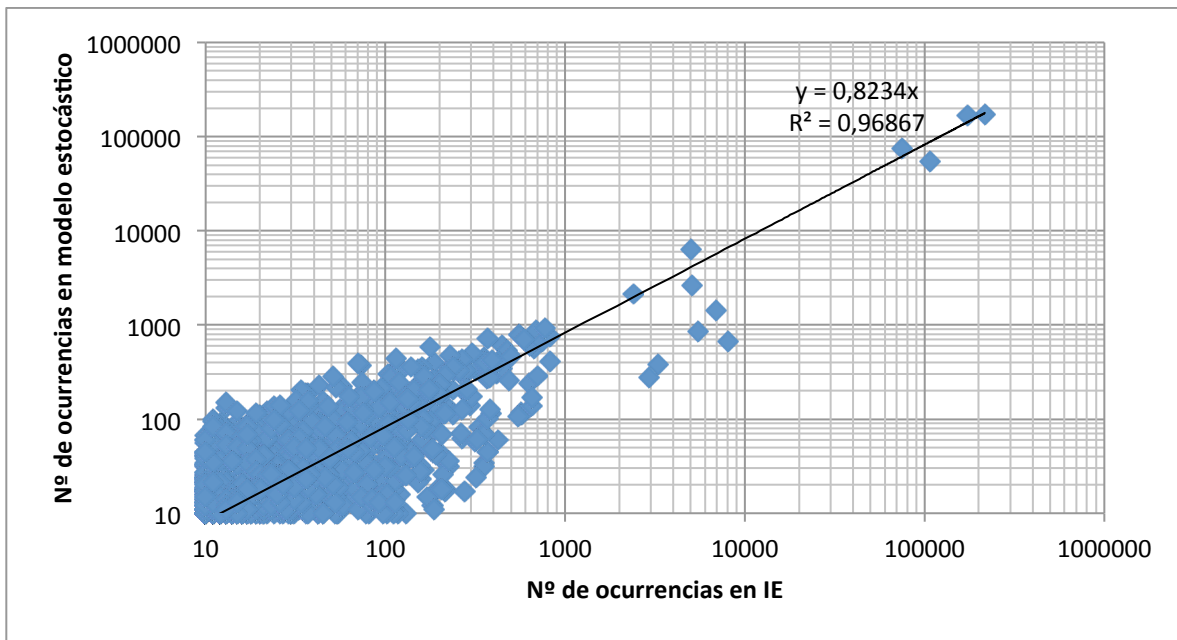


Figura 53: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 3, selección de sondajes 5

5.1.4.4. Caso de estudio N° 4

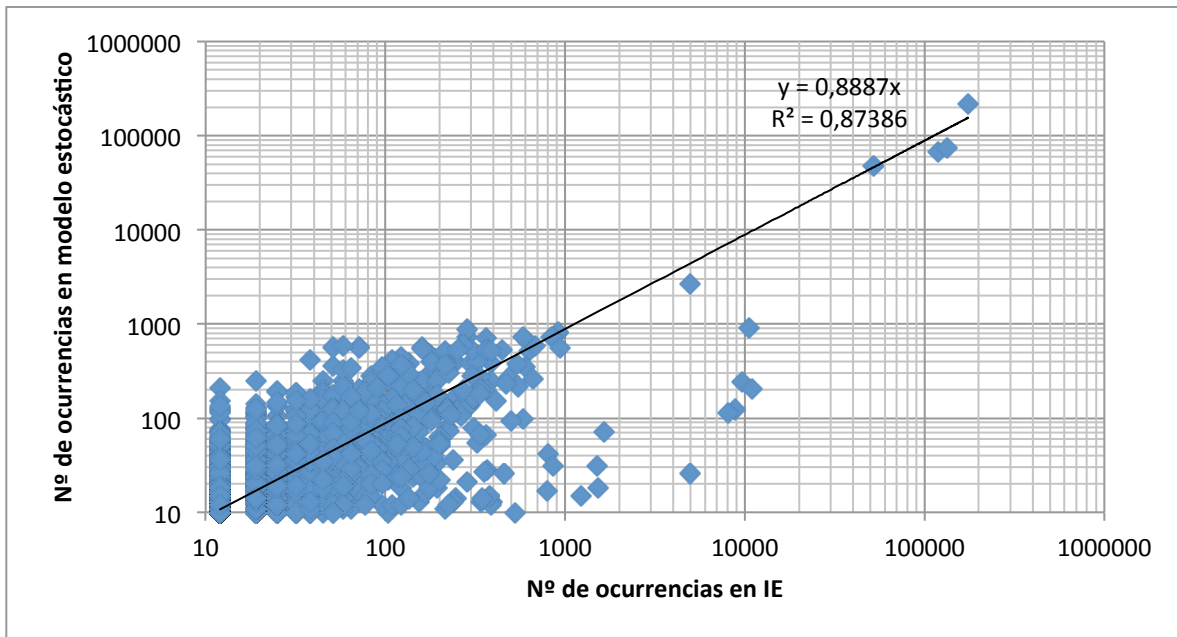


Figura 54: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 4, selección de sondajes 1

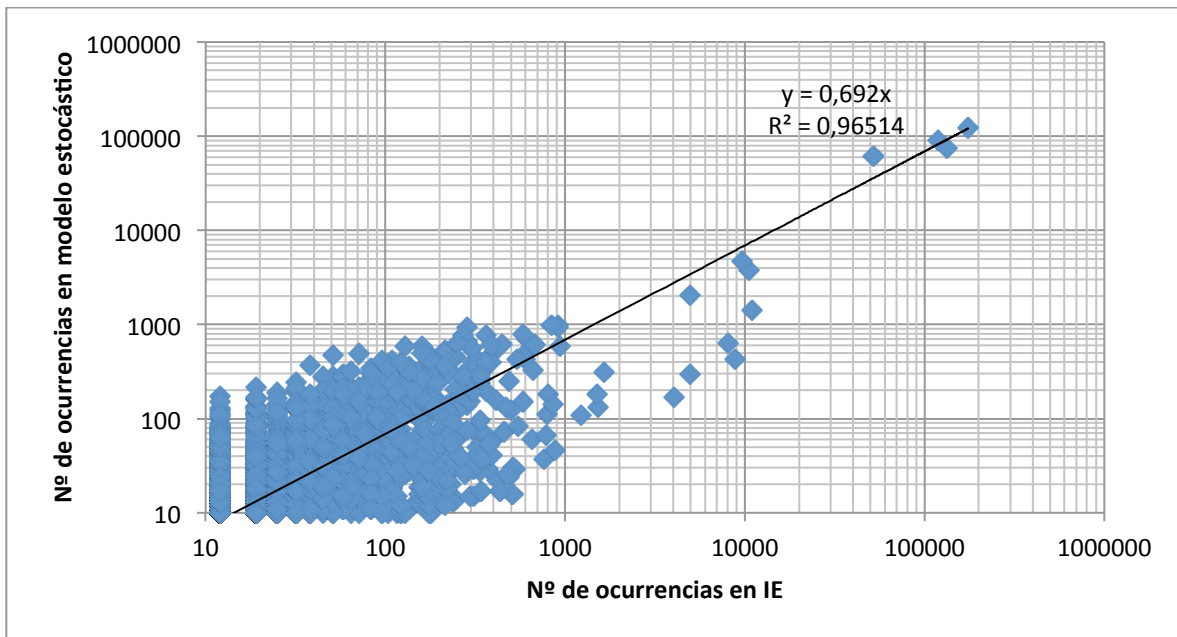


Figura 55: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 4, selección de sondajes 5

5.2. Análisis de resultados

5.2.1. Reproducción de proporciones globales

De los gráficos presentados en el capítulo 5.1.1. es posible apreciar una sistemática sub-representación de las gravas (litología número 6) por parte de los modelos estocásticos obtenidos en la totalidad de los casos de estudio. Esto se debe principalmente a las razones expuestas a continuación.

En primer lugar, la proporción de gravas en el modelo geológico conceptual, no se ve reflejada en la proporción de gravas en los datos condicionantes, la cual es significativamente menor. En las imágenes de entrenamiento esta proporción es de 7.71 [%] en el caso de la imagen de tamaño menor y 4.50 [%] en el caso de la imagen de tamaño completo, mientras que en los datos condicionantes varía entre un 2.08 [%] y 2.28 [%] dependiendo de la selección de sondajes. Mediante el desagrupamiento realizado, la proporción en los datos condicionantes aumenta a valores comprendidos entre un 3.35 [%] y 3.97 [%]. Si bien es común que existan diferencias entre las proporciones del atributo en estudio en la imagen de entrenamiento y en los datos condicionantes, las cuales pueden ser corregidas por medio del desagrupamiento y posterior implementación del factor de corrección “Servosystem Factor”, no es posible forzar la correcta reproducción de un valor del atributo sub-muestreado y por lo tanto pobremente representado por los datos condicionantes.

Por otra parte, las gravas corresponden a la única litología que en el modelo conceptual muestra una evidente continuidad preferencial en una determinada dirección, en este caso en la dirección horizontal. Si bien las anisotropías pueden ser inferidas de la imagen de entrenamiento utilizando una expansión anisótropa de la plantilla de búsqueda o forzadas a ser reproducidas por el algoritmo por medio de factores de afinidad, la sensibilización a estos parámetros no se encuentra dentro de los alcances del presente estudio.

Las restantes proporciones de litologías son, en general, correctamente representadas por los modelos estocásticos, especialmente por parte de los modelos pertenecientes a los casos de estudio 3 y 4, es decir aquellos modelos que incorporan proporciones locales de litologías como dato de entrada. En la mayor parte de estos casos, para una litología determinada, las proporciones de las realizaciones toman valores comprendidos entre la proporción de la imagen de entrenamiento y de los datos condicionantes, como es de esperar debido al uso de valores de “Servosystem Factor” comprendidos entre 0.1 y 0.9.

5.2.2. Reproducción de proporciones verticales

Con respecto a la reproducción de proporciones verticales, es posible observar un efecto similar al observado en el capítulo anterior, es decir una sub-representación sistemática de la litología gravas, en este caso en las cotas someras, por parte de los modelos estocásticos.

En capítulo 4.4, específicamente al comparar las figuras 24, 25 y 26, es posible observar que las proporciones de gravas en cotas superiores (sobre los 3050 msnm) en ambas imágenes de entrenamiento es considerablemente mayor a la proporción vista en los datos de sondaje someros. Esto, sumado a otras razones detalladas en el capítulo anterior, explica esta sub-representación de proporciones globales y verticales de gravas por parte de los modelos estocásticos construidos.

Las proporciones verticales de las demás litologías, observadas en las imágenes de entrenamiento, son en general correctamente reproducidas por parte de los modelos, observándose en general una reproducción más cercana en los casos de estudio 3 y 4, en los que se utilizan proporciones locales de litologías como parámetro de entrada de las simulaciones.

Por ejemplo, el pórfido granítico (litología 5) aparece en el modelo conceptual exclusivamente bajo los 3050 msnm, lo cual se ve reflejado en los modelos obtenidos en los casos de estudio 3 y 4, a diferencia de lo reflejado en los modelos estocásticos obtenidos en los casos de estudio 1 y 2, en los cuales es posible ver la aparición de esta litología por sobre aquella cota.

Algo similar ocurre con el pórfido feldespático, el cual muestra un aumento sistemático de proporción por cota al aumentar la profundidad en la imagen de entrenamiento, lo cual es posible de observar con mayor claridad en los resultados de los casos de estudio 3 y 4.

Finalmente, es posible apreciar una mejor reproducción de proporciones verticales de la imagen de entrenamiento al disminuir la corrección del “Servosystem Factor”. Esto queda en evidencia al analizar la reproducción de proporción vertical de andesita (y en general de las 3 litologías principales) en los casos de estudio número 1 y 3. Dicha litología presenta una leve disminución de proporción vertical en la imagen de entrenamiento al aumentar la profundidad bajo los 3000 msnm. En los modelos estocásticos construidos con una menor corrección, es decir con la selección de sondaje 2, es posible observar este efecto, a diferencia de lo visto en aquellos modelos construidos utilizando una mayor corrección (selección de sondaje 3 y 4) en los cuales se observa una proporción vertical de andesita constante o incluso creciente bajo los 3000 msnm.

5.2.3. Reproducción de la continuidad espacial de litologías

En el capítulo 5.1.3. y en anexos sección 8.8 es posible apreciar los variogramas de indicadores de los modelos estocásticos, los cuales se comparan con los variogramas de indicadores de la imagen de entrenamiento y del modelo de roca desagrupado.

En general es posible ver la correcta reproducción de variogramas de indicadores por parte de los modelos estocásticos. Cabe mencionar, que esta verificación es difícil de realizar para los casos de estudio 2 y 4 construidos con el uso de una imagen de entrenamiento de tamaño menor, precisamente debido a las diferencias de escala de distancias entre la imagen respectiva y los modelos generados.

Con respecto a la comparación de resultados de los casos de estudio 1 y 3, si bien los resultados de ambos casos reproducen aceptablemente los variogramas de indicadores respectivos, es posible observar una reproducción evidentemente mejor por parte de los modelos estocásticos del caso de estudio número 3, el cual utiliza información de proporciones locales como parámetro de entrada para las simulaciones. Algo similar ocurre, considerando las dificultades mencionadas, al comparar los resultados de los casos de estudio 2 y 4, observándose una mejor reproducción de variogramas de indicadores por parte de los modelos obtenidos en este último.

5.2.4. Reproducción de patrones presentes en la IE

Se compara la calidad de la reproducción de patrones presentes en las imágenes de entrenamiento por parte de los modelos estocásticos, en términos del coeficiente de correlación obtenido al comparar el número de ocurrencias de patrones en la imagen y un modelo estocástico seleccionado al azar por caso de estudio y selección de sondaje.

Se realiza la comparación con respecto al valor del “Servosystem Factor” utilizado como parámetro de entrada para la simulación respectiva. En tabla 19 se resumen los coeficientes de correlación obtenidos y los valores de “Servosystem Factor” utilizados, por caso de estudio y selección de sondaje.

Selección de sondaje	Caso de estudio 1		Caso de estudio 2		Caso de estudio 3		Caso de estudio 4	
	Servo. F.	R ²	Servo. F.	R ²	Servo. F.	R ²	Servo. F.	R ²
1	0.3	0.9299	0.5	0.8541	0.3	0.9513	0.5	0.8739
2	0.1	0.9857	0.7	0.9410	0.1	0.9785	0.7	0.9018
3	0.5	0.8561	0.7	0.8498	0.5	0.9458	0.7	0.9297
4	0.7	0.8039	0.3	0.9706	0.7	0.9471	0.3	0.9522
5	0.3	0.8997	0.1	0.9493	0.3	0.9687	0.1	0.9651

Tabla 19: Reproducción de patrones por caso de estudio y selección de sondaje

Es posible observar que a medida que la corrección implementada es menor (valores del “Servosystem Factor” cercanos a 0), se obtiene una reproducción de patrones más robusta y en general mejor. Esto último se puede apreciar en la figura 56.

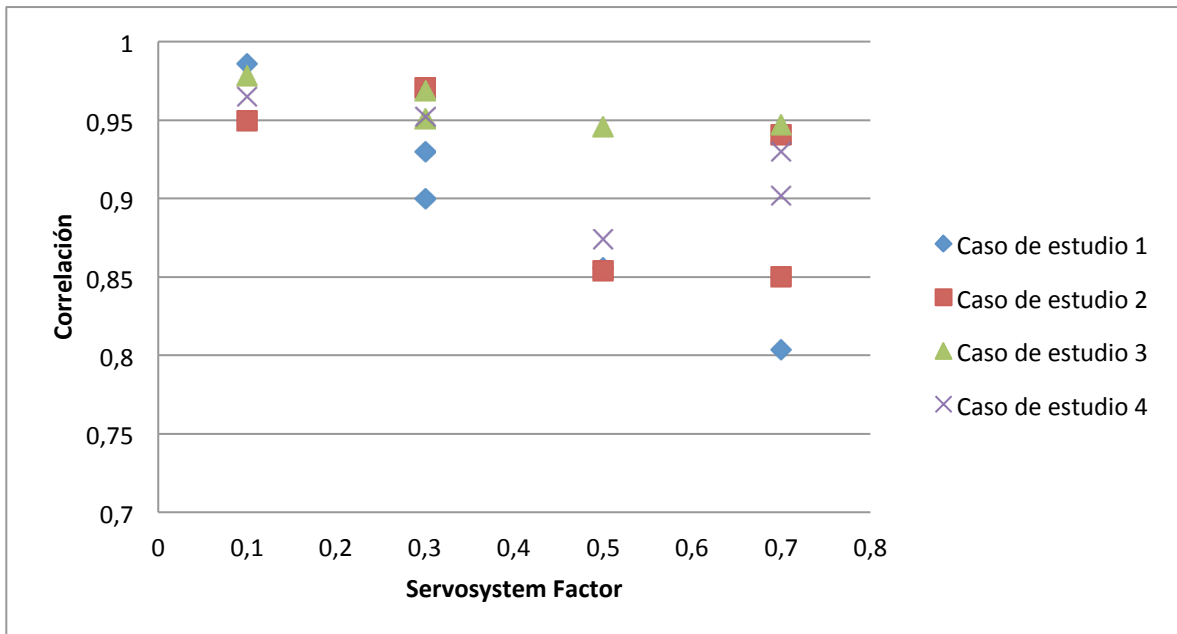


Figura 56: Valor del coeficiente de correlación versus valor del Servosystem Factor

Esto último es esperable, debido a que una menor corrección implica que las probabilidades condicionales utilizadas para simular el valor en cuestión, son obtenidas directamente del árbol de búsqueda con valores inferidos de la imagen de entrenamiento, sin ser previamente corregidas con el fin de reproducir una distribución objetivo ajena a la imagen.

Adicionalmente se analiza el impacto de la incorporación de proporciones locales como parámetro de entrada para las simulaciones. Se observa que al incorporar proporciones locales mejora en general la reproducción de patrones, lo cual puede observarse en las figuras 57 y 58. No se estudia el impacto del aumento de datos condicionantes debido a que los modelos construidos con distintas selecciones de sondajes fueron simulados con distintos valores de “Servosystem Factor”, lo cual impide la comparación adecuada de este coeficiente de correlación.

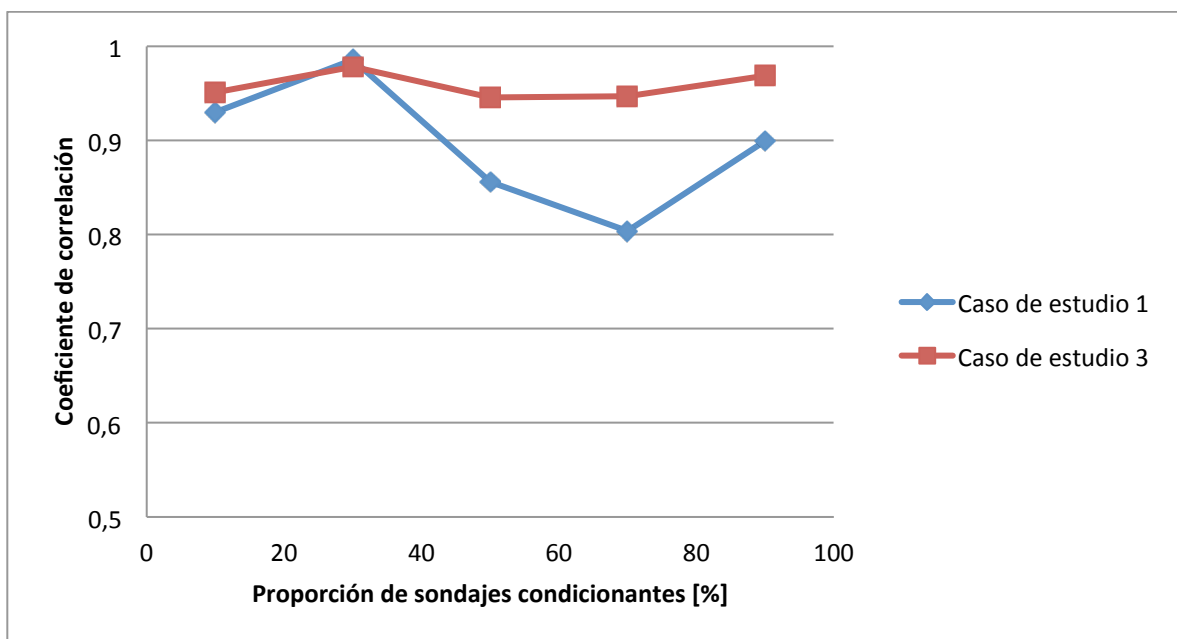


Figura 57: Coeficiente de correlación según incorporación de proporciones locales, caso de estudio 1 y 3

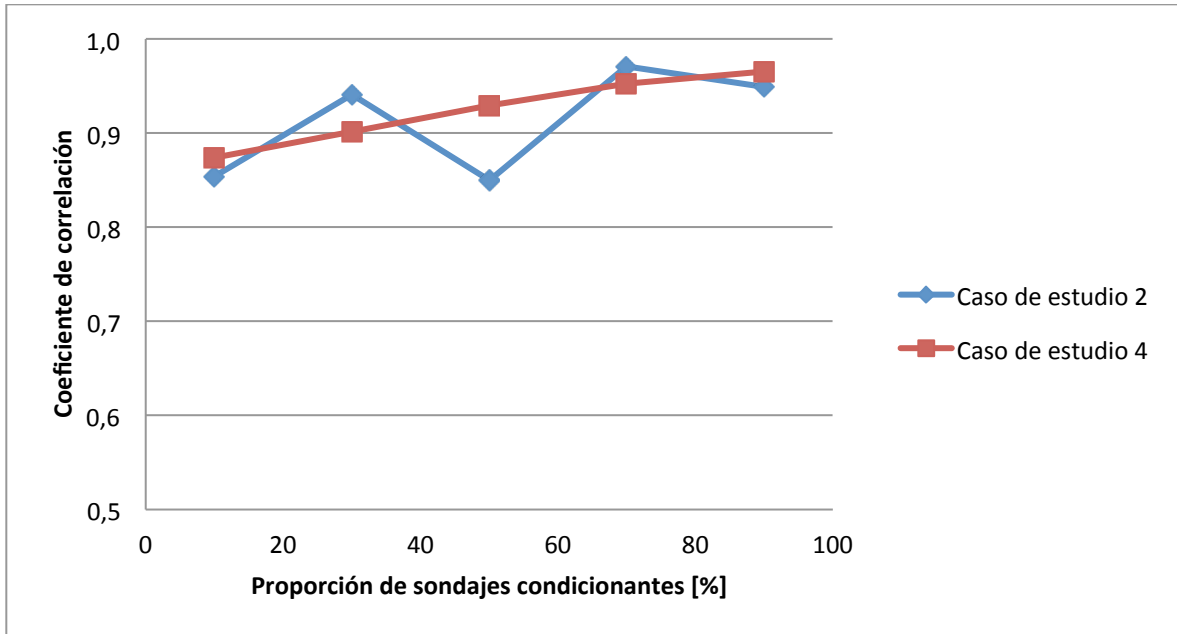


Figura 58: Coeficiente de correlación según incorporación de proporciones locales, caso de estudio 2 y 4

Cabe destacar, que el criterio de comparación por medio del valor del coeficiente de correlación no permite una comparación representativa cuando se cambia el valor del “Servosystem Factor”, debido a que las ocurrencias de patrones no son escaladas para tomar en cuenta la corrección a las proporciones globales impuesta.

5.3. Validación de resultados y comparación de casos de estudio

Para validar los modelos construidos, se utilizan los sondajes de validación reservados para ello. Cabe mencionar que estos sondajes y compósitos particularmente, fueron quitados inicialmente de la base de datos y no fueron utilizados directamente para obtener los modelos. Es decir, no se utilizaron para el condicionamiento de las simulaciones ni sus estadísticas fueron tomadas en cuenta como dato de entrada. Sin embargo, dichos datos si son utilizados para construir el modelo geológico conceptual, el cual fue construido utilizando la totalidad de la información de sondajes disponible y por lo tanto participan en la construcción de la imagen de entrenamiento.

La validación se realiza contabilizando los aciertos de cada realización sobre los compósitos de validación. Por lo tanto, se contabilizan los compósitos que quedan ubicados dentro de un bloque con igual valor de litología. La división del número de estos compósitos “acertados por el modelo estocástico”, por el total de compósitos de validación disponibles, permite calcular el porcentaje de acierto de cada realización. De este modo es posible evaluar la capacidad del algoritmo de predecir el valor de litologías, en puntos del espacio dónde se desconoce este valor, con un determinado set de datos de entrada utilizados.

Cabe mencionar, que debido a que compósitos y bloques se encuentran definidos a soportes distintos, es imposible alcanzar el 100 [%] de acierto. Esto se debe a que en un determinado bloque quedan contenidos en promedio 3 compósitos, alguno de los cuales puede tener un valor de litología distinto al bloque y a los compósitos restantes contenidos en él, tal cómo se puede apreciar en figura 59. De hecho, al calcular el acierto del modelo conceptual sobre los datos de sondaje originales se obtiene un acierto de 91.56 [%] que puede ser considerado como el máximo acierto alcanzable.

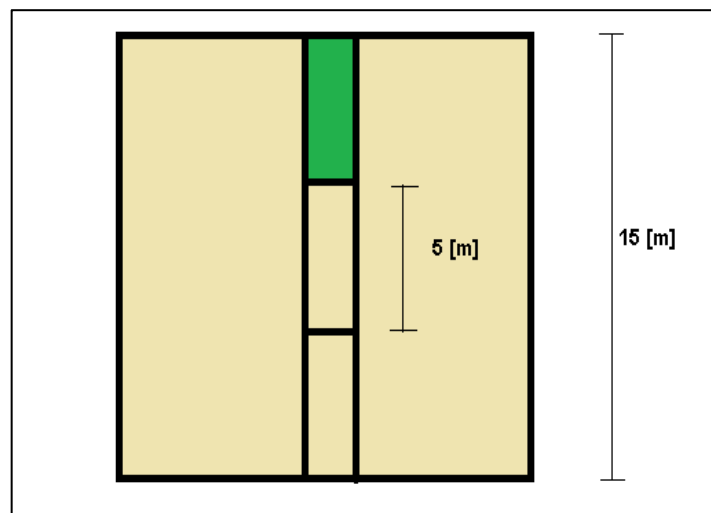


Figura 59: Desacuerdo por diferencia de soportes de bloques y compósitos

En las siguientes tablas se muestra el porcentaje de acierto máximo y mínimo (que obtuvo una determinada realización) junto con el promedio de acierto (promedio sobre todas las realizaciones de un determinado sub-caso de estudio) de las realizaciones, divididas por caso de estudio y selección de sondajes.

Caso de estudio N° 1					
Acierto	Selección de Sondaje				
	1	2	3	4	5
Máximo	61.67%	67.44%	70.71%	71.82%	74.73%
Mínimo	57.74%	65.41%	68.28%	70.24%	70.82%
Promedio	59.18%	66.59%	69.48%	71.17%	72.56%

Tabla 20: Validación de resultados, caso de estudio N° 1

Caso de estudio N° 2					
Acierto	Selección de Sondaje				
	1	2	3	4	5
Máximo	59.33%	66.14%	69.51%	71.34%	72.80%
Mínimo	55.25%	63.61%	67.27%	69.12%	69.23%
Promedio	57.47%	64.80%	68.29%	70.09%	70.97%

Tabla 21: Validación de resultados, caso de estudio N° 2

Caso de estudio N° 3					
Acierto	Selección de Sondaje				
	1	2	3	4	5
Máximo	63.08%	67.95%	70.22%	72.29%	73.39%
Mínimo	59.49%	65.21%	67.50%	68.97%	70.09%
Promedio	61.37%	66.52%	68.88%	70.68%	71.71%

Tabla 22: Validación de resultados, caso de estudio N° 3

Caso de estudio N° 4					
Acierto	Selección de Sondaje				
	1	2	3	4	5
Máximo	61.93%	66.53%	68.47%	71.08%	72.19%
Mínimo	57.00%	64.21%	66.07%	67.80%	68.48%
Promedio	59.98%	65.43%	67.54%	69.72%	70.67%

Tabla 23: Validación de resultados, caso de estudio N° 4

A partir de los resultados anteriores, es posible apreciar la robustez del método para predecir el valor de la variable en estudio en lugares donde éste se desconoce. La máxima diferencia entre el máximo y mínimo de aciertos obtenidos para un caso de estudio dado es

de 4.93 [%], mientras que en promedio esta diferencia es de 3.08 [%]. Por lo tanto, al utilizar un set de datos de entrada dado, todos los modelos estocásticos simulados estarán reproduciendo, sin variaciones importantes, sistemáticamente un cierto porcentaje de datos de validación.

Los efectos sobre la calidad de los resultados del número de sondajes condicionantes utilizados, de la representatividad de la imagen de entrenamiento y de la incorporación de proporciones locales a la simulación se estudian en los capítulos que se presentan a continuación.

5.3.1. Comparación de resultados según número de sondajes condicionantes

Se compara el porcentaje máximo, mínimo y promedio de aciertos obtenidos en función del número de sondajes utilizados para el condicionamiento de las simulaciones. Los resultados se presentan en las siguientes figuras, según caso de estudio analizado.

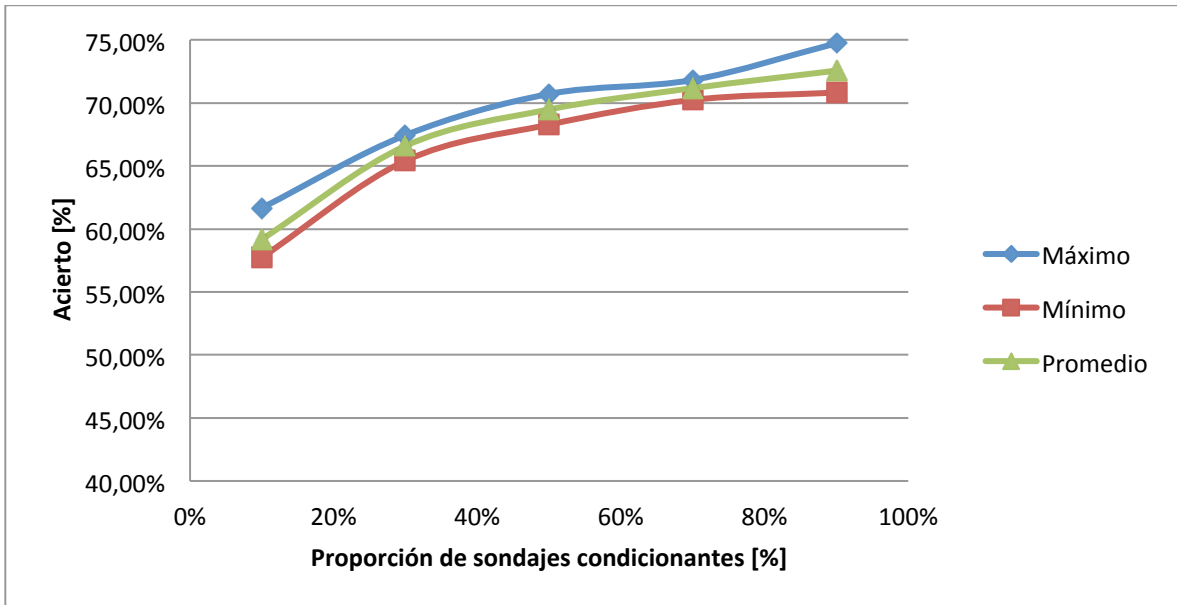


Figura 60: Acierto según porcentaje de sondajes condicionantes, caso de estudio N° 1

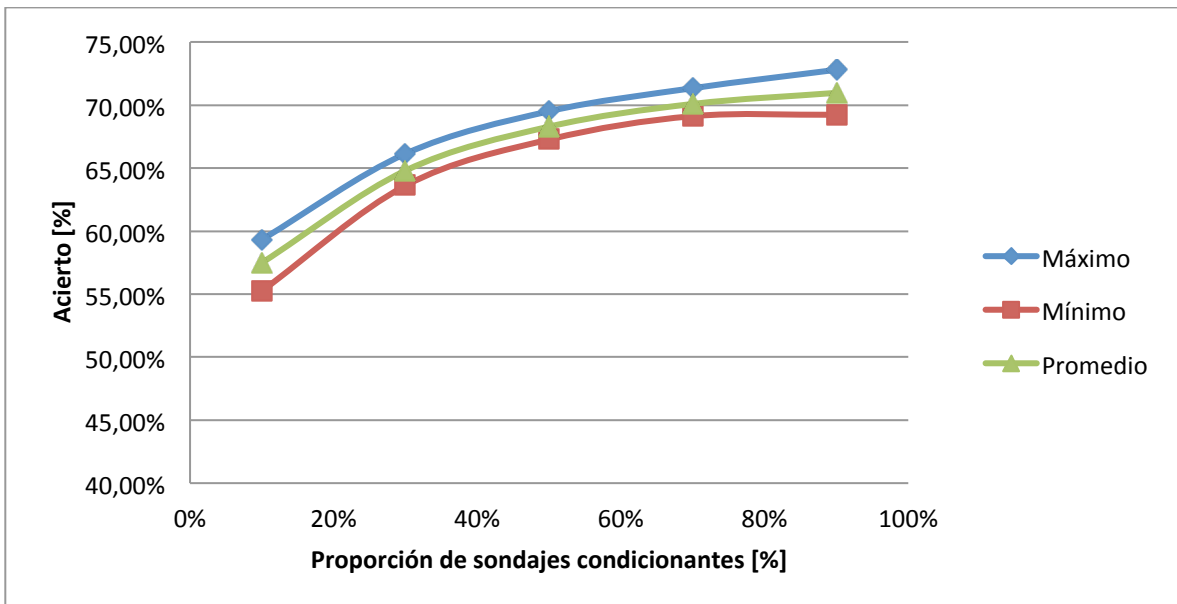


Figura 61: Acierto según porcentaje de sondajes condicionantes, caso de estudio N° 2

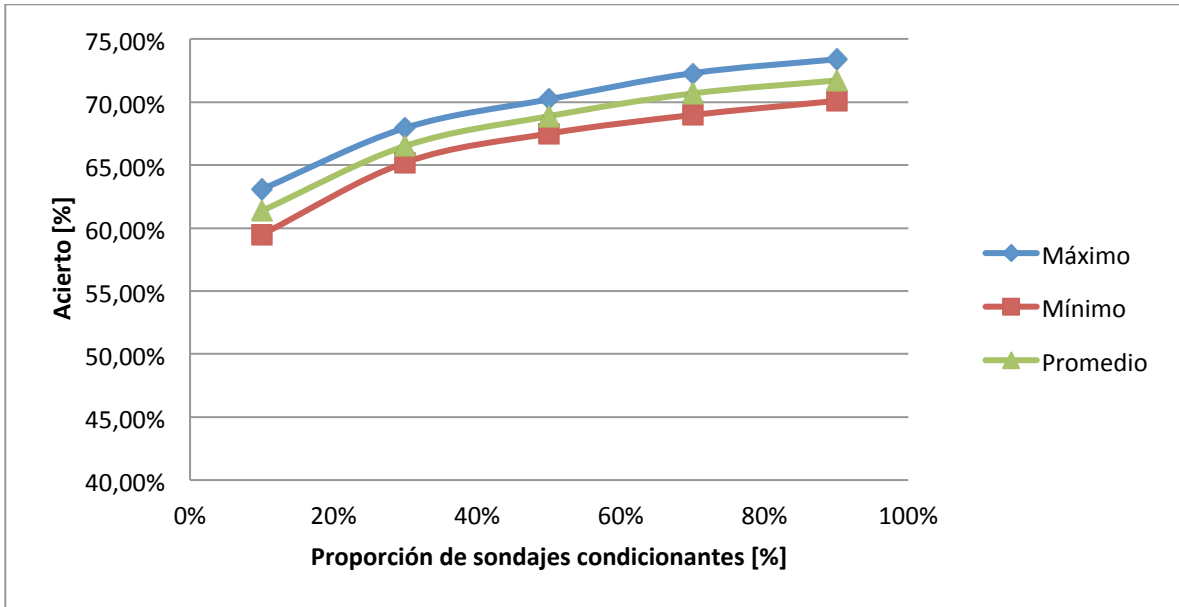


Figura 62: Acierto según porcentaje de sondajes condicionantes, caso de estudio N° 3

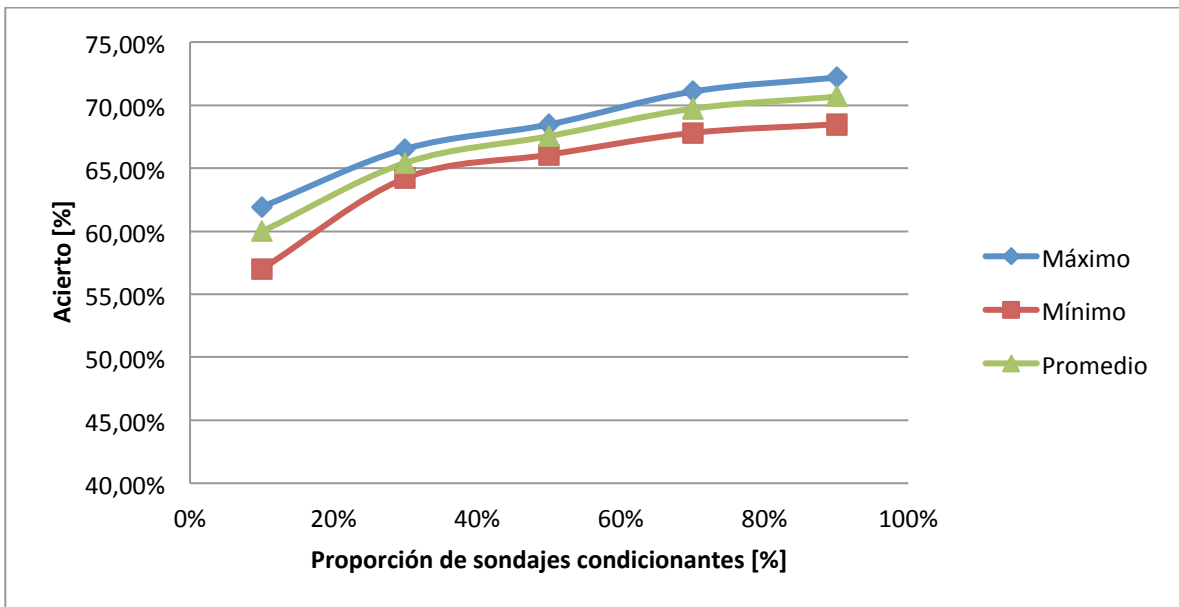


Figura 63: Acierto según porcentaje de sondajes condicionantes, caso de estudio N° 4

En todos los casos de estudio, es posible identificar un aumento sistemático del porcentaje de acierto obtenido al aumentar el número de sondajes utilizados para el condicionamiento de los modelos. Otra característica que se aprecia en todos los casos, es que este aumento del porcentaje de acierto disminuye a medida que aumenta el número de sondajes, es decir, el aporte de nuevos sondajes es mayor cuando se tiene un número bajo de ellos, especialmente en los casos de estudio 1 y 2, en los cuales no se incorporan proporciones locales a las simulaciones. Para visualizar este efecto se adjunta la siguiente figura:

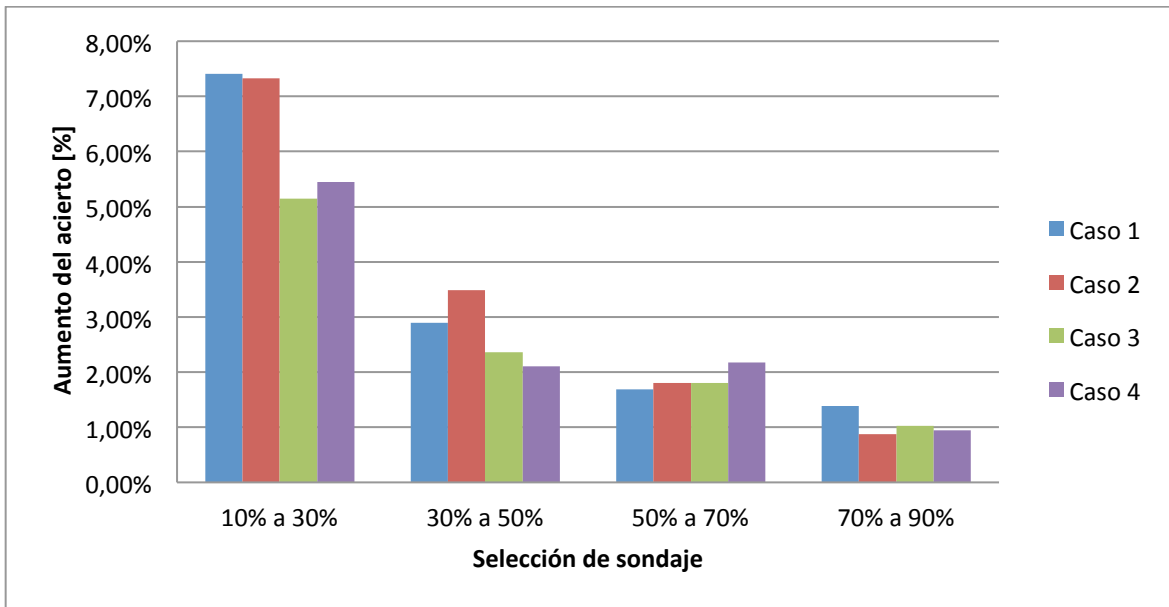


Figura 64: Aumento del acierto vs aumento del número de sondajes condicionantes

5.3.2. Comparación de resultados según representatividad de la IE

Se compara el porcentaje de acierto medio en función de la representatividad de la imagen de entrenamiento utilizada para inferir la estructura espacial de la variable regionalizada. Cabe recordar, que en los casos de estudio 1 y 3 se utilizó como imagen de entrenamiento el modelo geológico completo de Escondida Norte, mientras que en los casos de estudio 2 y 4 fue utilizada una selección menor y no representativa de este modelo. Los resultados se muestran en las siguientes figuras:

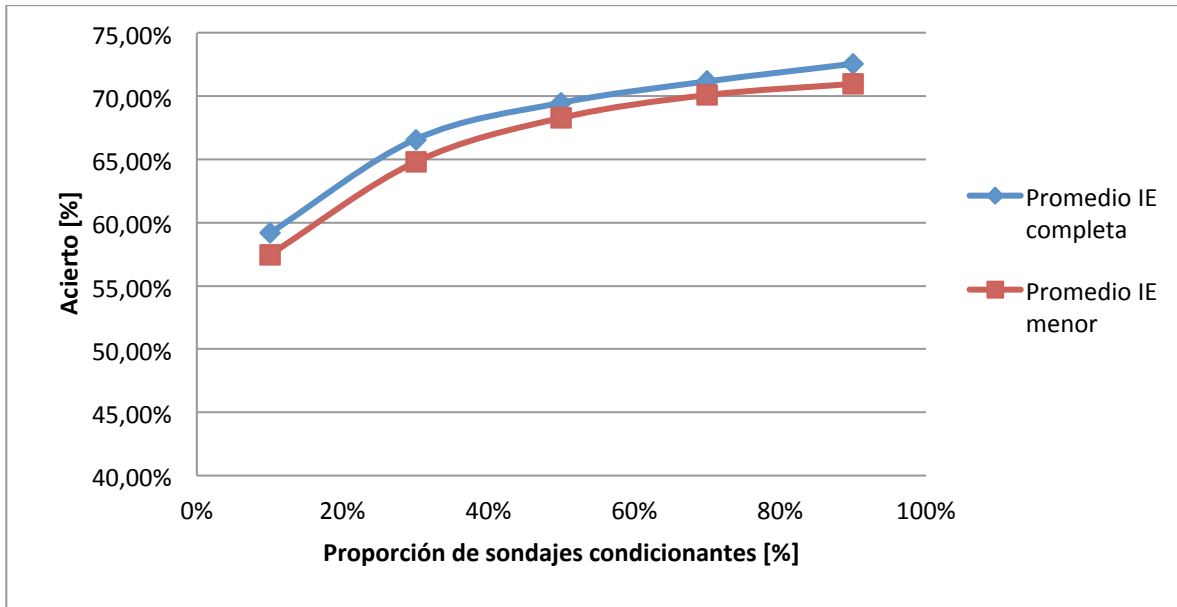


Figura 65: Acierto medio según representatividad de la IE, casos de estudio 1 y 2

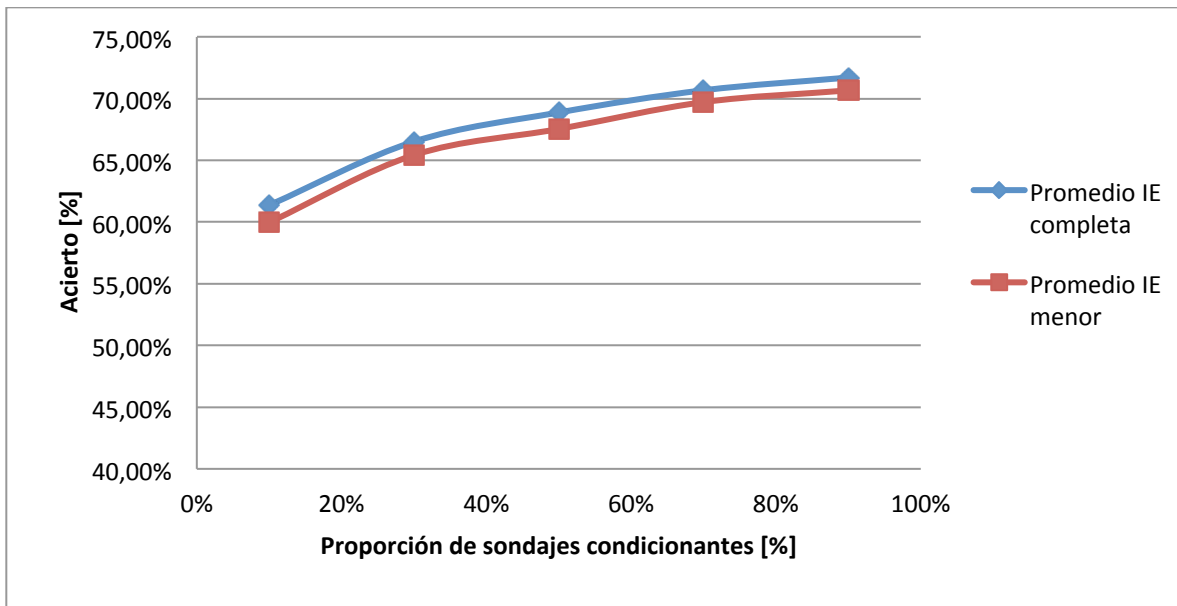


Figura 66: Acierto medio según representatividad de la IE, casos de estudio 3 y 4

A partir de las figuras anteriores, es posible apreciar un aumento sistemático del acierto medio sobre los datos de validación al aumentar la representatividad de la imagen de entrenamiento. Aparentemente, dicho aumento es independiente del número de sondajes condicionantes utilizados. Es decir, para un número de sondajes y caso de estudio dados, el aumento del acierto al mejorar la representatividad de la IE es de igual magnitud, independiente del número de sondajes que se está utilizando para condicionar los modelos. Sin embargo, nuevamente el aumento del acierto es levemente mayor en los casos en que no se incorporan proporciones locales a la simulación.

Por otra parte, las bajas diferencias vistas pueden llevar a la conclusión errada que la representatividad de la imagen de entrenamiento no es de gran importancia para la construcción de los modelos. Sin embargo, se debe recordar que la selección de la imagen de entrenamiento está restringida por el software utilizado. Éste requiere que cualquier IE seleccionada contenga todas las litologías presentes en los datos condicionantes. Por tal motivo, en este caso de estudio, la selección estuvo restringida a un área (ver capítulo 4.2.) del depósito que lamentablemente es más representativa del depósito completo, que lo deseado para medir la importancia de este factor.

5.3.3. Sensibilidad de resultados a la incorporación de proporciones locales

Finalmente se evalúa el impacto de la utilización de proporciones locales sobre el porcentaje de acierto obtenido por los modelos. Para ello se compara el acierto medio de los casos de estudio contruidos con la incorporación o no incorporación de estas proporciones como dato de entrada. Los resultados se muestran en las siguientes figuras:

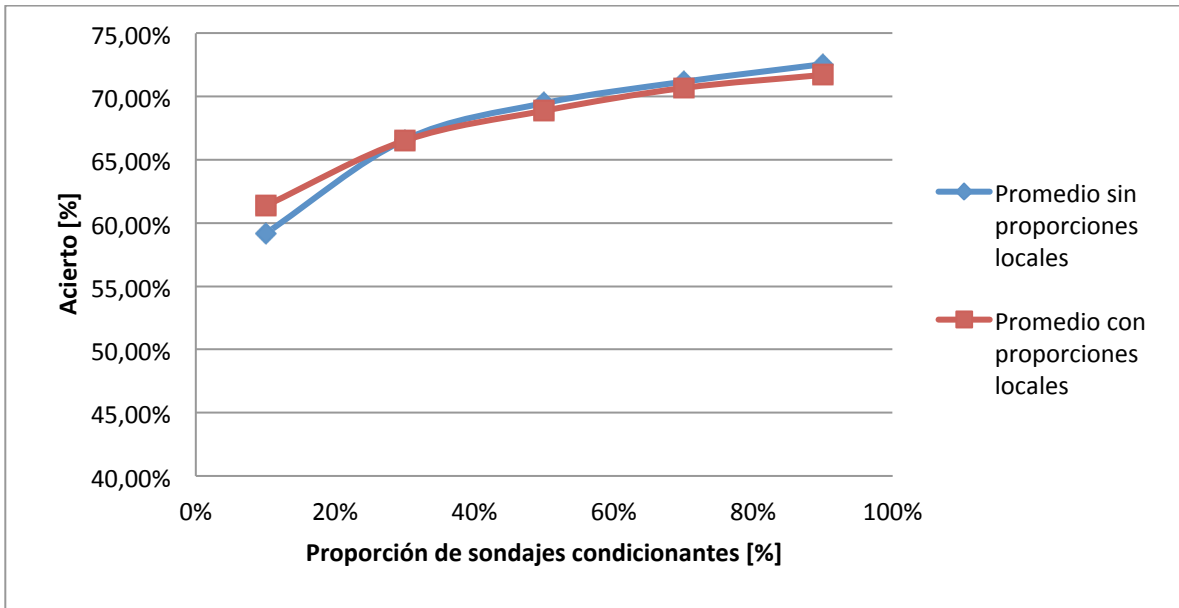


Figura 67: Acierto medio según incorporación de proporciones locales a la simulación, casos de estudio 1 y 3

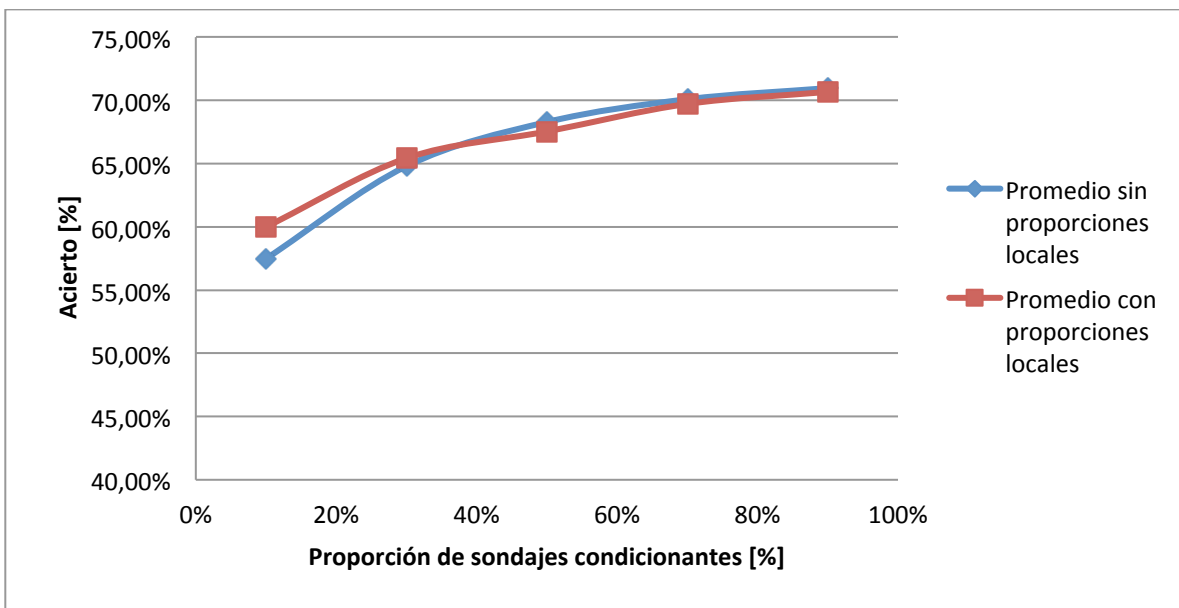


Figura 68: Acierto medio según incorporación de proporciones locales a la simulación, casos de estudio 2 y 4

En estos casos, no es posible apreciar un aumento sistemático del acierto medio al incorporar proporciones locales a la simulación. En ambos casos, se puede ver un aumento significativo del porcentaje medio de acierto cuando se utiliza un 10 [%] de sondajes condicionantes. Sin embargo, para proporciones mayores de sondajes condicionantes, este efecto desaparece, prácticamente dejando de influir sobre el acierto medio o incluso afectándolo, si bien de forma no significativa, negativamente.

Si bien es posible estudiar las características locales de las proporciones de litologías para cualquier vecindad dada, cómo fue efectuado durante el estudio exploratorio de proporciones locales (ver capítulo 4.5.), por limitaciones de la implementación del algoritmo SNESIM resulta imposible utilizar esta información localmente (en cada punto del espacio con una vecindad móvil definida) para la construcción de la función de distribución de probabilidad condicional, desde la cual posteriormente se simula el valor requerido. Como alternativa, se dividió el espacio en 5 sectores homogéneos y se realizó la simulación secuencialmente por sector, condicionando las simulaciones a las regiones previamente simuladas e ingresando como parámetros de entrada las proporciones de litologías desagrupadas de la región respectiva. De este modo fue posible capturar ciertas características locales de la distribución espacial de litologías. Sin embargo, tal como muestran estos resultados, la metodología utilizada no tuvo el impacto esperado sobre los resultados, probablemente debido a la extensión de las regiones, lo que en principio llevó a utilizar proporciones regionales y no locales para construir los modelos.

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El principal objetivo del trabajo se cumple al comprobar la aplicabilidad del algoritmo SNESIM para la construcción de modelos geológicos estocásticos robustos a escala mina. Dichos modelos contienen una cantidad de unidades geológicas y un número de bloques comparables a los que se pueden observar en yacimientos reales de gran envergadura. Los modelos obtenidos pueden ser utilizados para estudiar la incertidumbre sobre los volúmenes y ubicación de las unidades geológicas presentes en el depósito. A diferencia de modelos construidos mediante la aplicación de técnicas de simulación convencionales, estos modelos se construyen utilizando un algoritmo que considera estadísticas de patrones al momento de inferir continuidades espaciales de la variable en estudio y por lo tanto requiere de un modelo geológico conceptual de calidad a cambio de un estudio variográfico complejo.

Particularmente, se comprueba que la elección y calidad de la imagen de entrenamiento resulta fundamental sobre la calidad de los modelos estocásticos generados. Este aspecto representa la mayor limitante al momento de aplicar el algoritmo. Si bien en este caso de estudio en particular se tiene un modelo geológico conceptual confiable y por lo tanto una imagen de entrenamiento representativa, esto no siempre ocurre. Cabe recordar que en este caso se estudia un yacimiento que se encuentra en explotación y que por ello ha sido reconocido en detalle por medio de un muestro denso. Sin embargo, en el caso de aplicar este algoritmo a un depósito que se encuentra en una etapa temprana de exploración, del cual se tenga una cantidad de información de sondajes limitada, se recomienda disponer de un modelo geológico de calidad suficiente como para inferir de él, relaciones espaciales complejas de la variable.

Con respecto a la cantidad de datos disponibles para condicionar los modelos construidos, es posible concluir que si bien un aumento en el número de datos condicionantes aumenta sistemáticamente la calidad de los modelos, es factible la elaboración de modelos de buena calidad, con una menor cantidad de datos condicionantes (10 a 30 [%] de los datos disponibles en este estudio) si se dispone de un modelo conceptual representativo. Además, se aprecia en los resultados del estudio, que el aporte de nueva información condicionante es mayor cuando ésta no se dispone abundantemente, por lo que debe evaluarse detalladamente la decisión de perforar nuevos sondajes, especialmente en aquellos casos en los que se tiene un modelo geológico representativo, considerando los costos que este tipo de campañas de exploración conlleva. Por otra parte, respecto a la calidad de los datos condicionantes, se puede observar que aun cuando existen métodos para forzar al algoritmo SNESIM a reproducir una determinada distribución de litologías objetivo, si esta distribución no se ve reflejada por los datos condicionantes

existentes, su reproducción por parte de los modelos no será la deseada, tal como ocurre con las gravas en este caso de estudio. Por lo tanto, es recomendable que exista coherencia entre los datos condicionantes y la imagen de entrenamiento utilizada, especialmente con respecto a las relaciones espaciales y proporciones contenidas. El uso de una corrección importante por parte del “Servosystem Factor” puede corregir en parte lo anterior y aumentar el acierto sobre datos de validación (como se puede apreciar en este caso), pero a su vez baja la influencia, en la construcción de los modelos, de las estadísticas de patrones inferidas, restando de este modo importancia a aquello en lo que está basado este tipo de algoritmos de simulación de patrones.

La incorporación de información de proporciones locales de litologías como parámetro de entrada de las simulaciones mejora significativamente la reproducción de proporciones verticales y especialmente la continuidad espacial de la variable por parte de los modelos estocásticos. Sin embargo, al incorporar esta información mediante la metodología propuesta, no se aprecia una mejora significativa en el porcentaje de acierto sobre los datos condicionantes. Dicha mejora es mayor en los casos de estudio que utilizan una baja proporción de datos condicionantes, especialmente en aquellos modelos condicionados por la selección de sondajes número 1. La implementación existente del algoritmo SNESIM impide el uso de información de proporciones locales, es decir, información de proporciones de litologías contenidas en una vecindad dada de cada bloque, para construir la función de distribución de probabilidad condicional. Se recomienda modificar dicha implementación con el fin de mejorar la aplicabilidad de información local al modelamiento geológico. De este modo sería posible un mejor modelamiento geológico cuando se cuenta con una imagen de entrenamiento no estacionaria.

Si bien la incorporación del concepto de anisotropías no se encuentra dentro de los alcances de este estudio, la pobre reproducción de la continuidad espacial horizontal de las gravas por parte de los modelos estocásticos construidos se debe en parte, a no considerar este aspecto al momento de inferir y reproducir la estructura espacial de la variable estudiada. La inferencia de continuidades espaciales preferenciales en una dirección es posible mediante el uso de expansiones anisótropas de la plantilla de búsqueda al momento de escanear la imagen de entrenamiento. Por su parte, la reproducción de una mayor continuidad en una determinada dirección, puede ser forzada mediante el uso de factores de afinidad, con los cuales es posible imponer la reproducción de estructuras que presentan características anisótropas.

Adicionalmente, en caso de ser aplicado este algoritmo a un caso de estudio real, debe considerarse un tiempo de simulación importante (para este caso de aproximadamente 1 hora por realización para los casos de estudio 1 y 3 y 10 minutos por realización para los casos de estudio 2 y 4) y la escasez de herramientas disponibles para chequear, validar y aplicar los resultados.

7. BIBLIOGRAFÍA

- [1] ORTIZ J.M. (2008): *An overview of the challenges of multiple point geostatistics*. Geostats 2008 – Proceedings of the Eight International Geostatistics Congress, J.M. Ortiz and X. Emery (eds.), Quebecor World Chile, Santiago, Chile, vol. 1, pp. 11-20.
- [2] STREBELLE S. (2002): *Conditional Simulation of Complex Geological Structures Using Multiple-Point Statistics*. Mathematical Geology, vol. 34, no. 1, 2002, pp. 1-22.
- [3] CHILÉS J.P., DELFINER P. (1999): *Geostatistics Modelling Spatial Uncertainty*. John Wiley & Sons, New York, 696 p.
- [4] EMERY X. (2008): *Simulación estocástica y geoestadística no lineal*, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Departamento de Ingeniería de Minas, Santiago, 189 p.
- [5] EMERY, X. (2010): *Apuntes del curso MI75D, Tópicos Avanzados en Evaluación de Yacimientos*, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Departamento de Ingeniería de Minas, Santiago.
- [6] HURTADO S. (2009): *Simulación de variables categóricas considerando estadísticas de patrones*. Memoria para optar al título de ingeniero civil de minas, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, Departamento de Ingeniería de Minas, Santiago, 61 p.
- [7] REMY N., BOUCHER A., WU J. (2009): *Applied Geostatistics with SGeMS*. Cambridge University Press, 284 p.
- [9] ZHANG T., SWITZER P., JOURNAL A. (2006): *Filter-Based Classification of Training Image Patterns for Spatial Simulation*. Mathematical Geology, vol. 38, no. 1, pp. 63-80.
- [10] VERGARA, C. (2006): *Caracterización Geológica de la Mineralización Oxidada de Cobre del Yacimiento tipo Pórfido Cuprífero Escondida Norte, Región de Antofagasta, Chile*, Memoria para optar al título de geólogo, Universidad Católica del Norte, Facultad de Ciencias de Ingeniería y Ciencias Geológicas, Departamento de Ciencias Geológicas, Antofagasta, 99 p.
- [11] MARIETHOZ, G., RENARD, P., STRAUBHAAR, J. (2010): *The Direct Sampling method to perform multiple-point geostatistical simulations*. Water Resources Research, Vol. 46, W11536, 14 p.
- [12] RENARD, P., CAERS, J. (2008): *Conditioning facies simulations with connectivity data*. Geostats 2008 – Proceedings of the Eight International Geostatistics Congress, J.M. Ortiz and X. Emery (eds.), Quebecor World Chile, Santiago, Chile, vol. 2, pp. 597-606.

[13] ORTIZ, J.M., PEREDO, O. (2009): *Multiple Point Geostatistical Simulation with Simulated Annealing: Implementation Using Speculative Parallel Computing*. geoENV VII – Geostatistics for Environmental Applications, P.M. Atkinson and C.D. Lloyd (eds.), Springer Dordrecht Heidelberg London New York, vol. 16, pp. 383-394.

[14] PARRA A., ORTIZ J.M. (2009): *Conditional multiple-point simulation with a texture synthesis algorithm*. Computational Methods for the Earth, Energy and Environmental Sciences, IAMG 2009, August 23-28, Stanford University, USA, Electronic Conference Proceedings (ISBN # 978-0-615-33449-3).

8. ANEXOS

8.1. Anexo I: Estadísticas básicas de datos originales

8.1.1. Modelo geológico

El modelo geológico con el cual se cuenta, corresponde a un modelo de bloques de 25 x 25 x 15 metros. Las características espaciales del modelo se muestran en la siguiente tabla:

Dirección	Coordenada de origen	Tamaño de bloques	Número de bloques
X	16825	25	159
Y	112225	25	131
Z	2457.5	15	70
		Total:	1119264

Tabla 24: Características del modelo geológico conceptual completo

En este caso, la coordenada x corresponde al este, mientras que la coordenada y corresponde al norte. El número total de bloques mostrado en la tabla anterior corresponde a bloques ubicados exclusivamente bajo la topografía. Las proporciones de litologías presentes en el modelo se muestran en tabla 25 y figura 69.

Litología	Proporción
0	1.23%
1	29.64%
2	34.15%
3	28.36%
4	1.47%
5	1.93%
6	3.22%

Tabla 25: Proporciones de litologías en modelo geológico completo

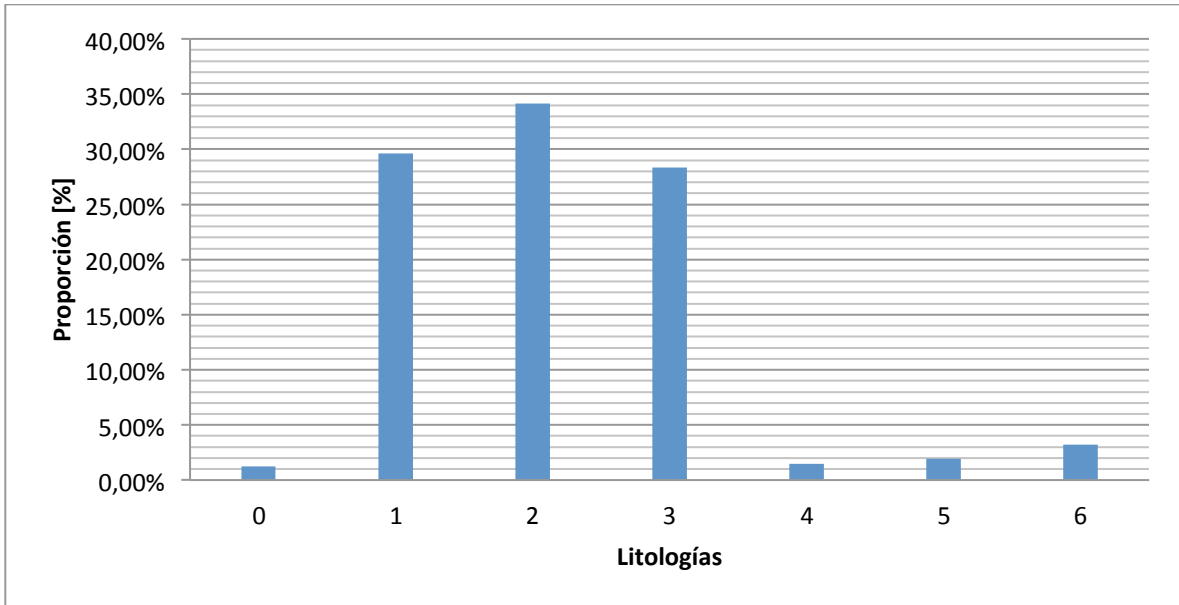


Figura 69: Proporciones de litologías en modelo geológico completo

8.1.2. Sondajes

Se cuenta con 110.951 datos de sondajes totales, compositados en su gran mayoría en intervalos de 5 metros de longitud. Los compósitos contienen información acerca de 3 variables geológicas categóricas: litología, alteración y mineralogía. Las proporciones de la variable litología presentes en estos datos se muestran en tabla 26 y figura 70.

Litología	Proporción
0	0.60%
1	35.19%
2	30.07%
3	22.38%
4	7.52%
5	2.10%
6	2.07%
-99	0.08%

Tabla 26: Proporciones de litologías en datos de sondaje

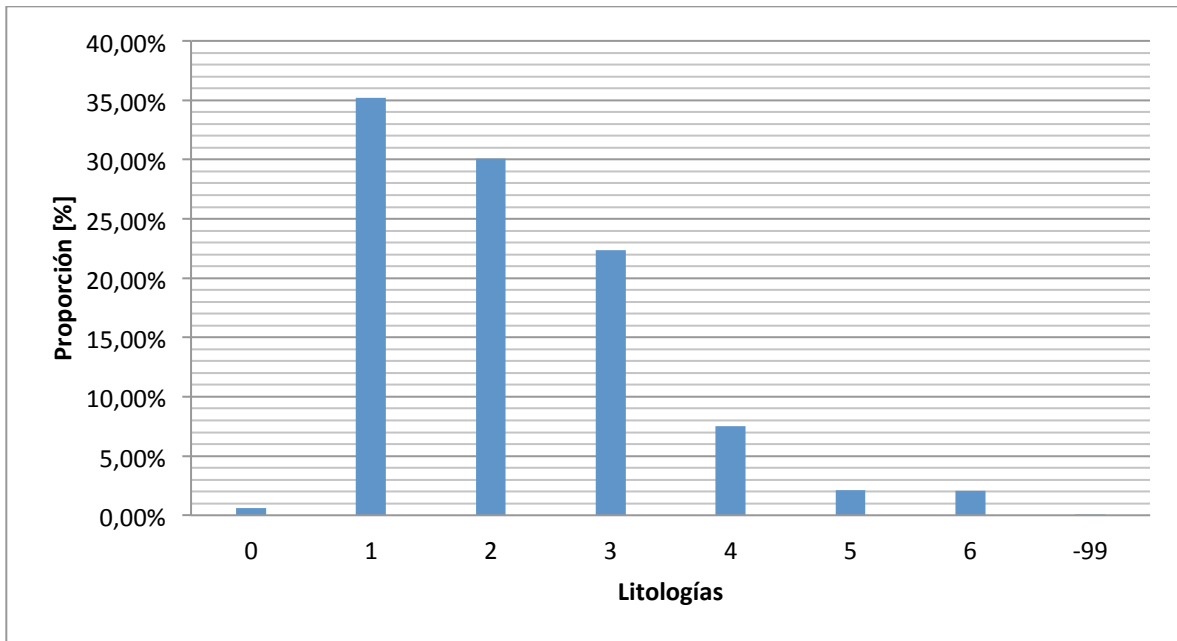


Figura 70: Proporciones de litologías en datos de sondaje

8.2. Anexo II: Estadísticas de datos de validación

Se adjuntan las estadísticas básicas, relacionadas con las proporciones de litologías presentes en los compósitos reservados para la validación de los modelos. En tabla 27 se muestran estas proporciones por selección de sondaje, y el histograma respectivo se adjunta en figura 71.

Selección	Litología						
	0	1	2	3	4	5	6
1	0.54%	35.87%	28.20%	23.42%	7.51%	2.26%	2.19%
2	0.59%	35.84%	28.10%	23.32%	7.65%	2.35%	2.15%
3	0.23%	36.74%	28.68%	23.32%	6.83%	1.89%	2.30%
4	1.10%	36.03%	27.89%	23.41%	7.00%	2.29%	2.31%
5	0.00%	39.12%	27.01%	21.35%	7.94%	2.22%	2.37%

Tabla 27: Proporciones de litologías en compósitos de validación por selección

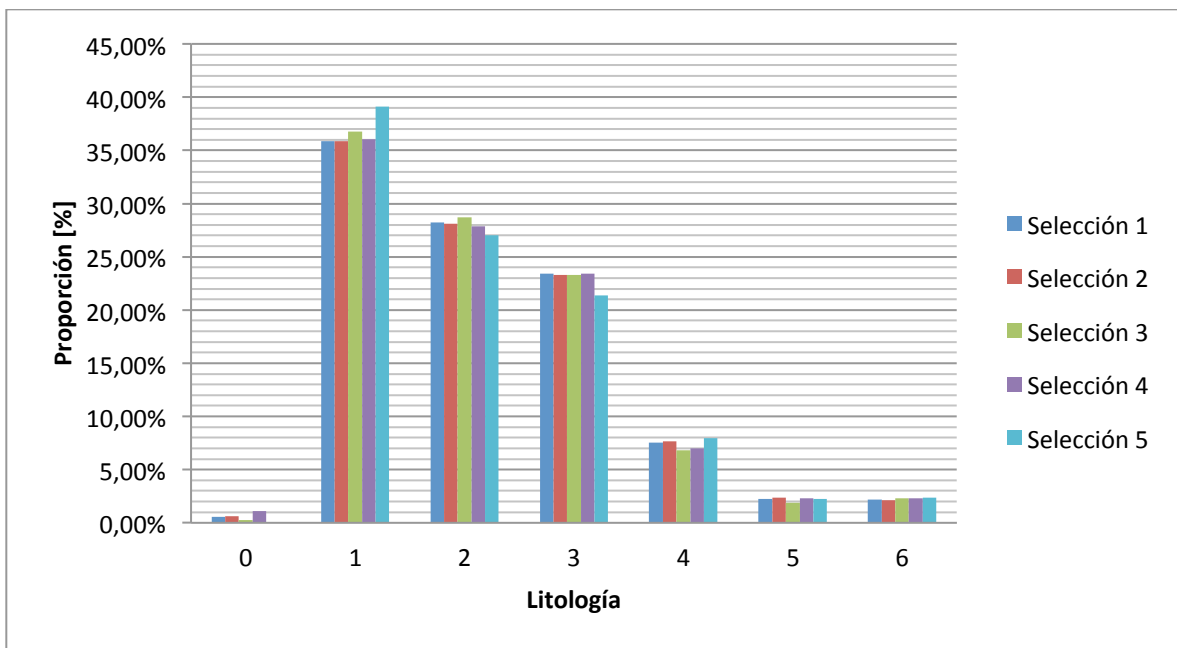


Figura 71: Proporciones de litologías en compósitos de validación por selección

8.3. Anexo III: Estudio de proporciones locales

En las siguientes imágenes se muestran los bloques que tienen una proporción local, contenida dentro de una vecindad de 3 x 3 x 3 bloques, superior al 60 [%] de una determinada litología.

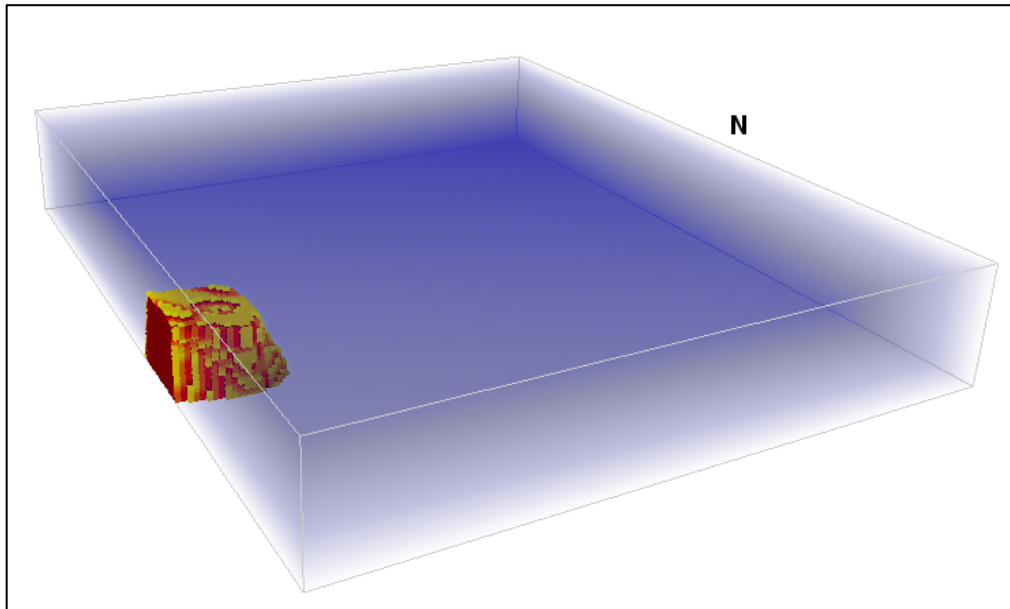


Figura 72: Bloques con proporción local de Pórfido Carmen superior al 60 [%]

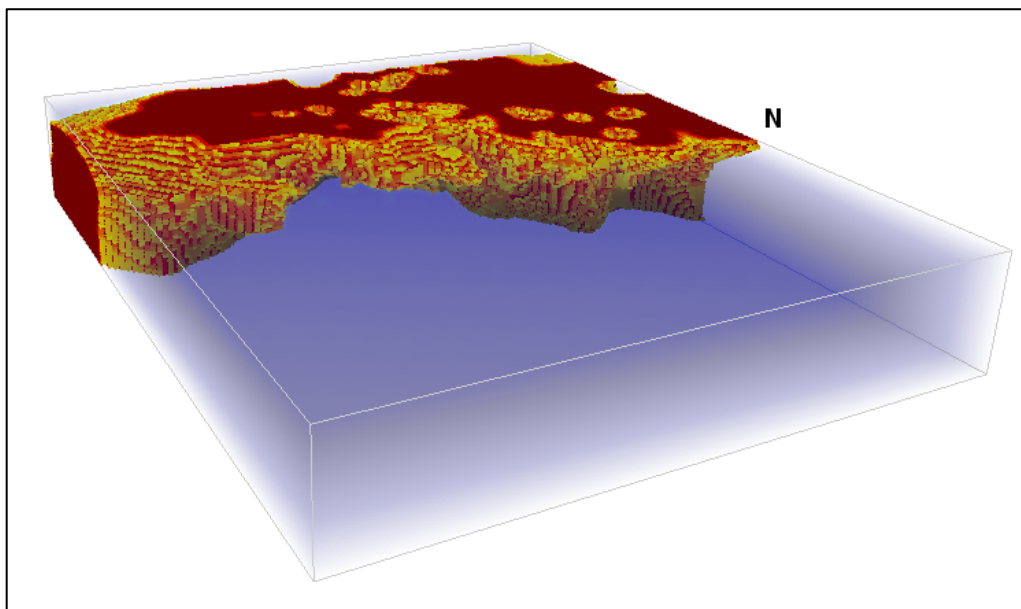


Figura 73: Bloques con proporción local de Riolita superior al 60 [%]

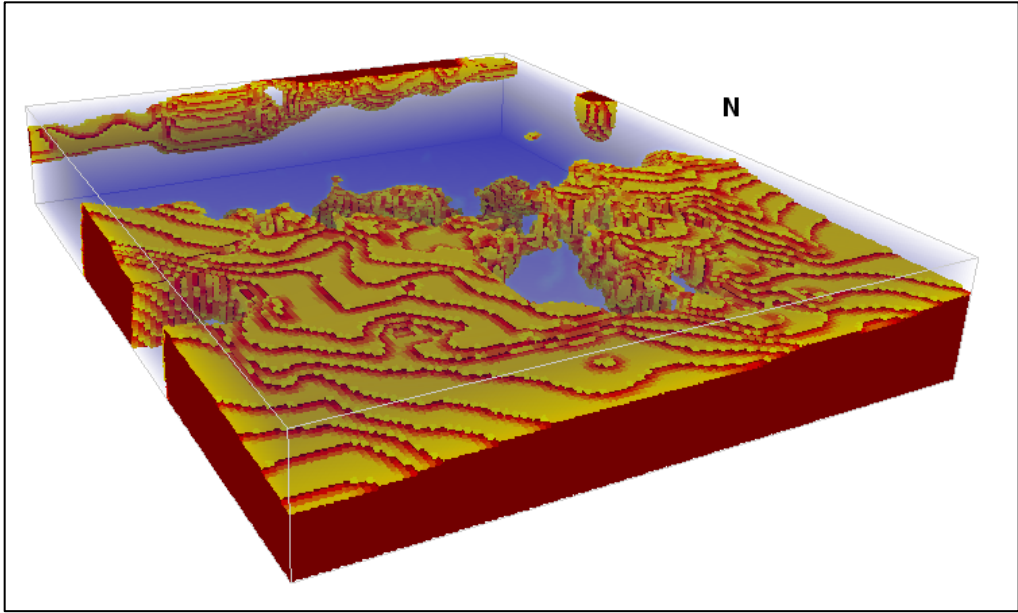


Figura 74: Bloques con proporción local de Andesita superior al 60 [%]

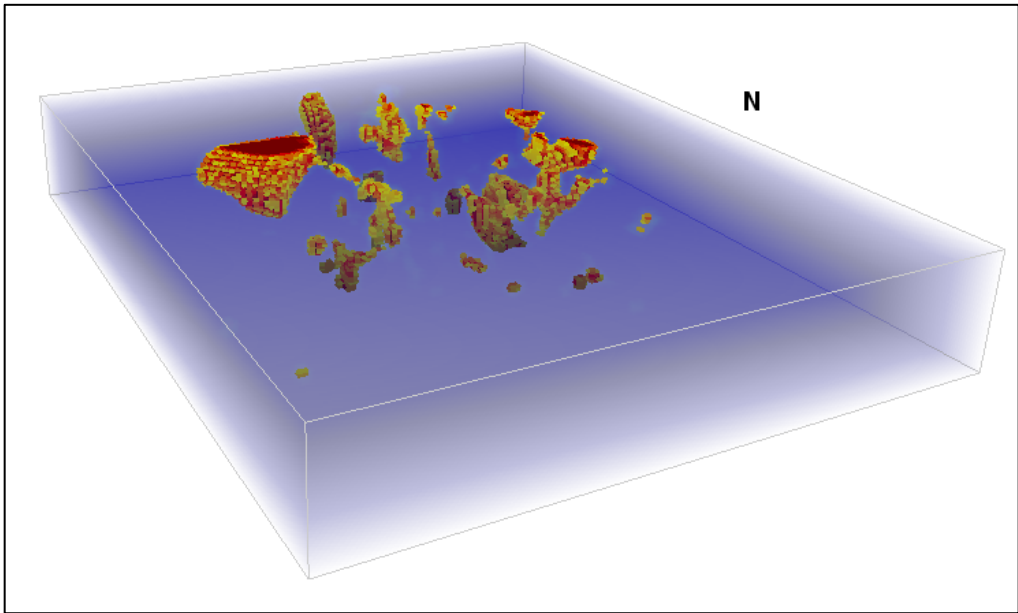


Figura 75: Bloques con proporción local de Brechas superior al 60 [%]

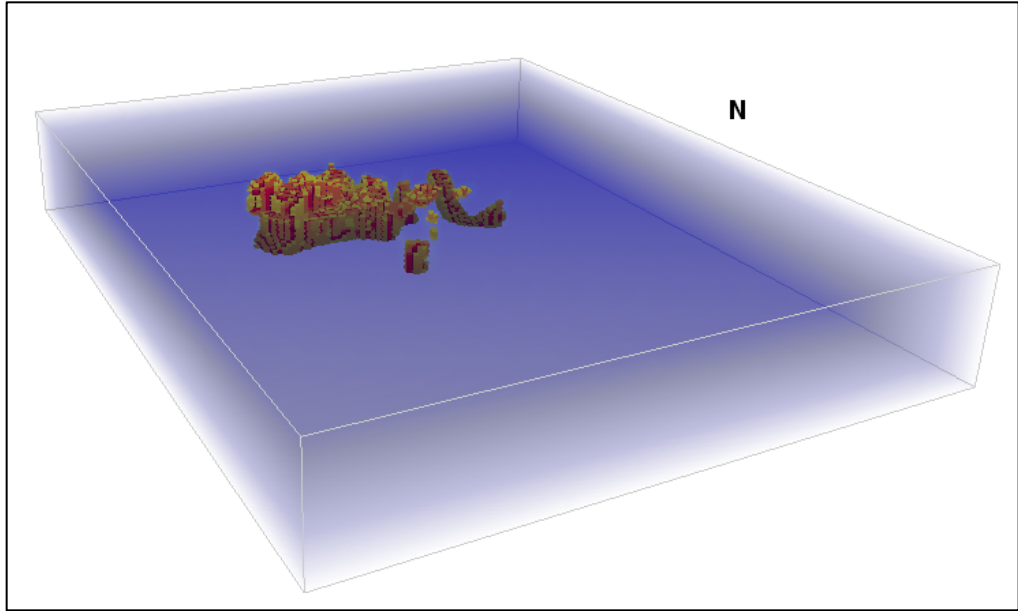


Figura 76: Bloques con proporción local de Granito superior al 60 [%]

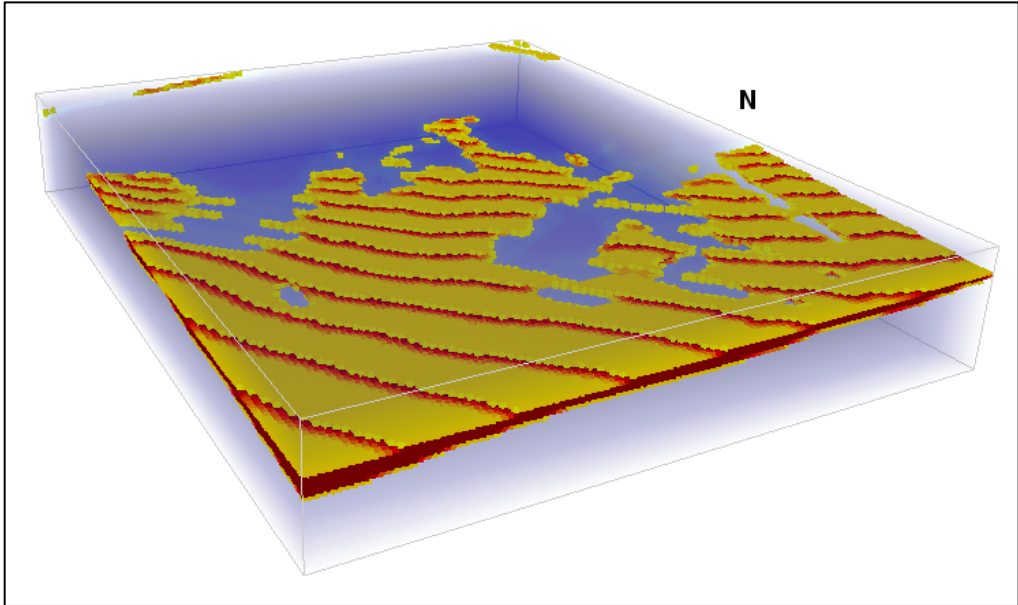


Figura 77: Bloques con proporción local de Gravas superior al 60 [%]

8.4. Anexo IV: Regiones de simulación

Las ubicaciones espaciales de las regiones de simulación y la porción del modelo geológico contenido en ellas se muestran en las siguientes figuras. Es posible apreciar 2 regiones “someras” y 3 regiones “profundas” delimitadas por la cota 3005 [msnm].

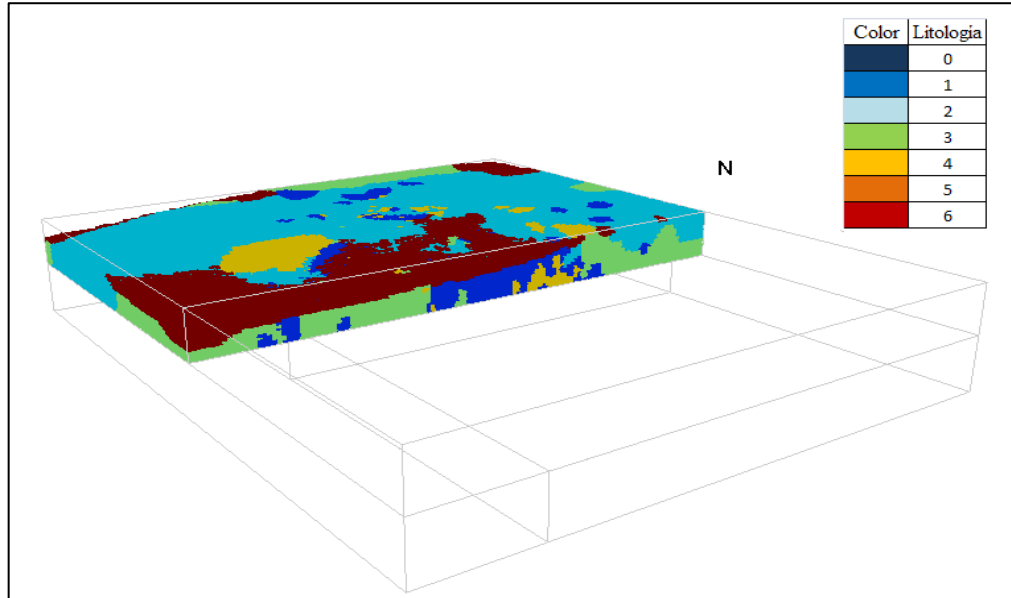


Figura 78: Región de simulación N° 1

Las dos regiones someras se pueden observar en las figuras 78 y 79. La primera de ellas cubre el sector oeste del yacimiento mientras que la segunda cubre el volumen correspondiente al sector este. Ambas regiones limitan en la coordenada este 18937.5.

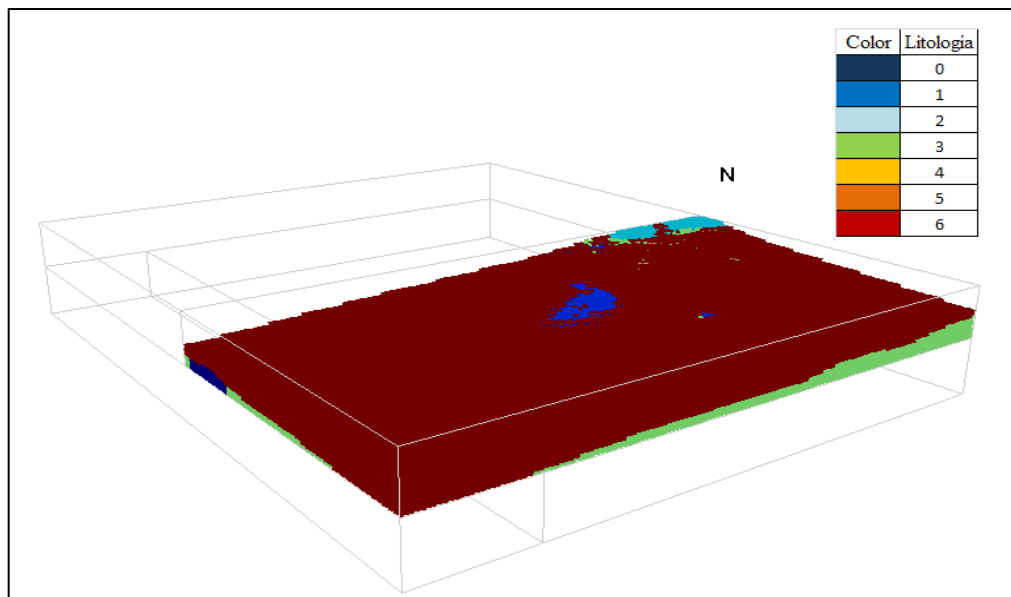


Figura 79: Región de simulación N° 2

Por su parte, la zona profunda del depósito se divide en 3 regiones de simulación que se muestran en las siguientes figuras. La región número 3 se ubica en el sector sur del depósito, específicamente al sur de la coordenada norte 112837.5 y en la dirección este – oeste cubre completamente el sector de interés. Por su parte, las regiones 4 y 5 se ubican al norte de la coordenada norte 112837.5 y cubren los sectores oeste y este del depósito respectivamente. Ambas limitan en la coordenada este 18687.5.

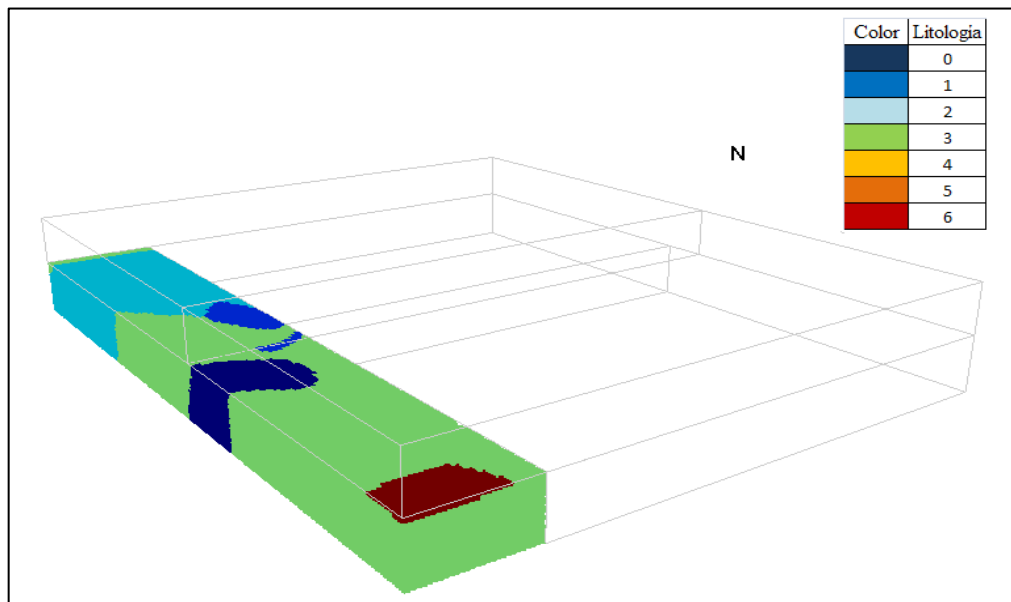


Figura 80: Región de simulación N° 3

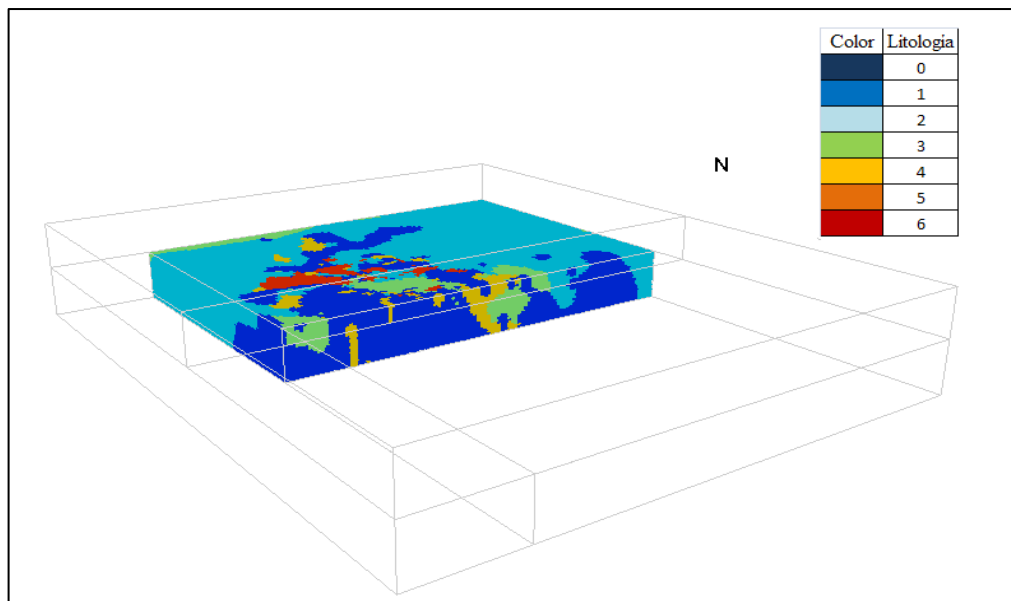


Figura 81: Región de simulación N° 4

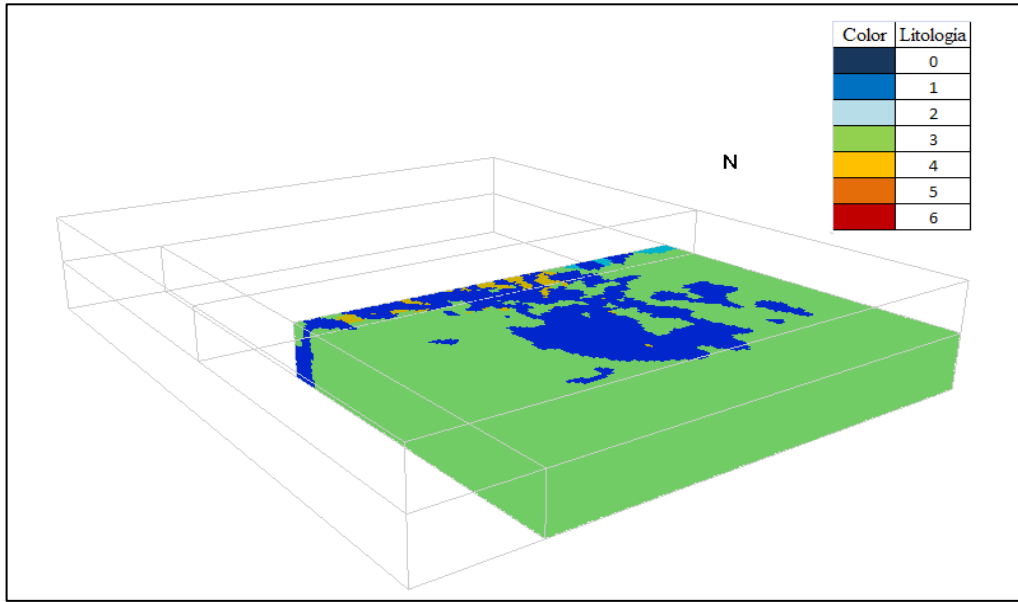


Figura 82: Región de simulación N° 5

8.5. Anexo V: Proporciones de litologías por región en datos desagrupados

Se desagrupan los datos con el fin de obtener una distribución real representativa de las litologías. Se usa el método poligonal, el cual asigna a cada dato un peso proporcional al volumen de influencia de éste. La distribución representativa se utiliza posteriormente como distribución objetivo, la cual será reproducida por el algoritmo y cuya influencia sobre la distribución de probabilidad condicional, necesaria para simular el valor de litología en un determinado punto del espacio, viene dada por el valor del “Servosystem Factor” utilizado.

El desagrupamiento debe ser llevado a cabo para cada selección de sondajes, desagrupando en cada caso los datos condicionantes. En los casos de estudio en los cuales se simula secuencialmente por región de simulación, este desagrupamiento debe ser realizado en cada región, para obtener la distribución objetivo específica de la región respectiva. Los resultados del desagrupamiento por región y selección de sondaje se muestran en las siguientes tablas.

Selección 1	Litología						
	0	1	2	3	4	5	6
Región 1	0.02%	13.76%	73.32%	9.28%	1.44%	1.51%	0.67%
Región 2	0.62%	22.07%	0.30%	53.49%	1.38%	0.00%	22.14%
Región 3	1.94%	12.03%	30.44%	43.13%	11.02%	0.41%	1.03%
Región 4	0.00%	21.09%	58.98%	14.39%	1.07%	4.47%	0.00%
Región 5	0.08%	37.26%	0.01%	56.40%	6.21%	0.00%	0.05%

Tabla 28: Proporciones regionales de litologías desagrupadas, selección de sondajes 1

Selección 2	Litología						
	0	1	2	3	4	5	6
Región 1	0.02%	14.78%	73.25%	6.47%	4.33%	0.53%	0.62%
Región 2	0.94%	18.90%	0.81%	53.09%	1.09%	0.00%	25.16%
Región 3	3.83%	13.70%	19.44%	58.64%	4.23%	0.00%	0.16%
Región 4	0.00%	17.06%	61.07%	12.97%	3.42%	5.47%	0.00%
Región 5	0.00%	30.21%	0.02%	66.57%	3.19%	0.00%	0.01%

Tabla 29: Proporciones regionales de litologías desagrupadas, selección de sondajes 2

Selección 3	Litología						
	0	1	2	3	4	5	6
Región 1	0.08%	24.80%	58.85%	10.02%	4.06%	0.82%	1.37%
Región 2	1.20%	15.89%	1.21%	55.71%	1.38%	0.00%	24.60%
Región 3	8.04%	5.91%	31.08%	52.74%	2.22%	0.00%	0.00%
Región 4	0.00%	29.07%	32.03%	18.35%	13.80%	6.75%	0.00%
Región 5	0.00%	24.63%	0.10%	72.68%	2.59%	0.00%	0.00%

Tabla 30: Proporciones regionales de litologías desagrupadas, selección de sondajes 3

Selección 4	Litología						
	0	1	2	3	4	5	6
Región 1	0.00%	16.42%	63.18%	13.00%	4.36%	0.67%	2.37%
Región 2	0.73%	19.48%	0.76%	54.29%	0.96%	0.00%	23.77%
Región 3	3.84%	9.07%	19.25%	65.36%	2.47%	0.00%	0.00%
Región 4	0.00%	21.48%	47.31%	19.81%	5.04%	6.36%	0.00%
Región 5	0.00%	28.73%	0.03%	68.51%	2.74%	0.00%	0.00%

Tabla 31: Proporciones regionales de litologías desagrupadas, selección de sondajes 4

Selección 5	Litología						
	0	1	2	3	4	5	6
Región 1	0.00%	15.93%	59.72%	16.69%	4.28%	0.76%	2.61%
Región 2	1.13%	18.78%	0.52%	54.82%	0.89%	0.00%	23.86%
Región 3	7.42%	8.96%	16.06%	66.18%	1.38%	0.00%	0.00%
Región 4	0.00%	18.80%	46.80%	22.18%	5.16%	7.06%	0.00%
Región 5	0.00%	28.90%	0.29%	68.18%	2.64%	0.00%	0.00%

Tabla 32: Proporciones regionales de litologías desagrupadas, selección de sondajes 5

8.6. Anexo VI: Resultados de simulaciones

Se adjuntan figuras isométricas de los resultados obtenidos con las distintas selecciones de sondajes. En cada figura se muestra el resultado de una realización seleccionada al azar ordenada por caso de estudio.

8.6.1. Selección de sondajes N° 1

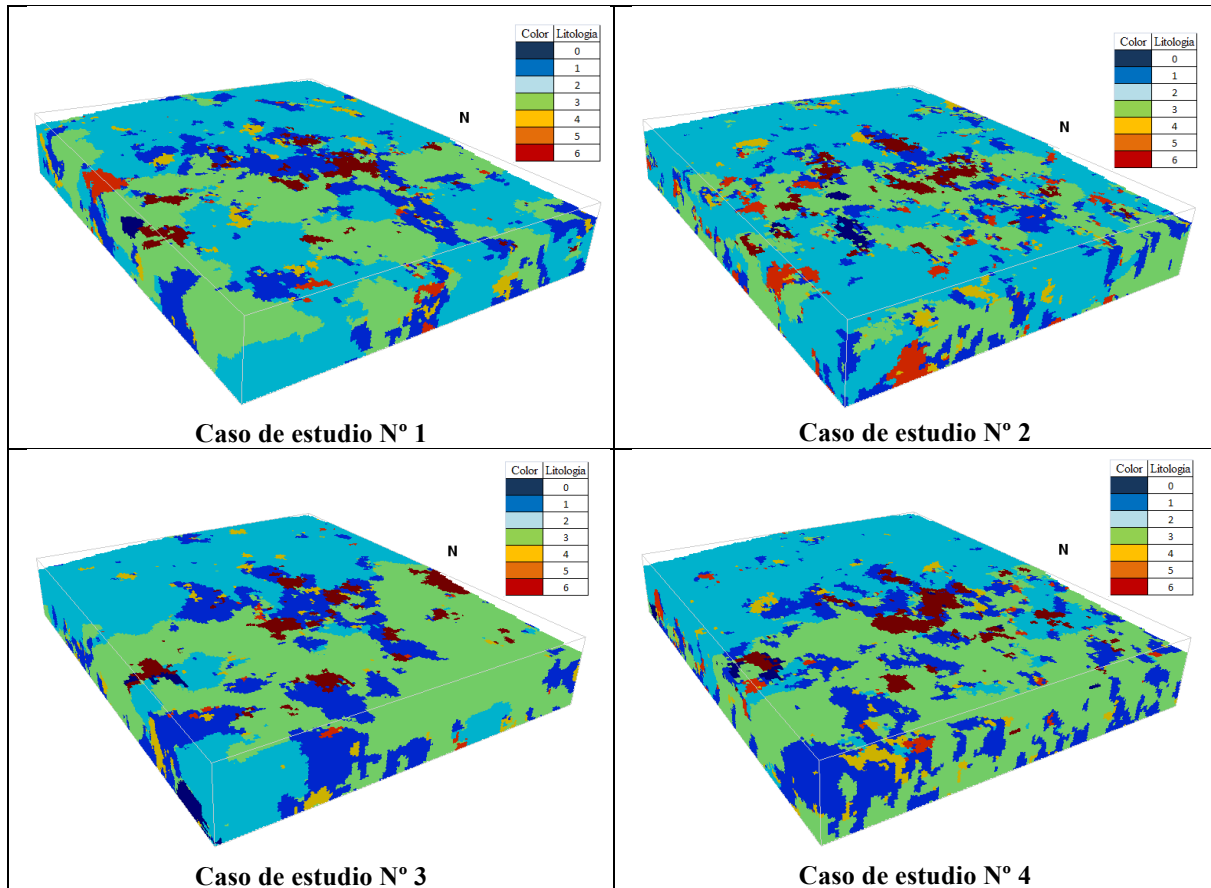


Figura 83: Resultados de simulaciones construidas con 10% de sondajes condicionantes

8.6.2. Selección de sondajes N° 2

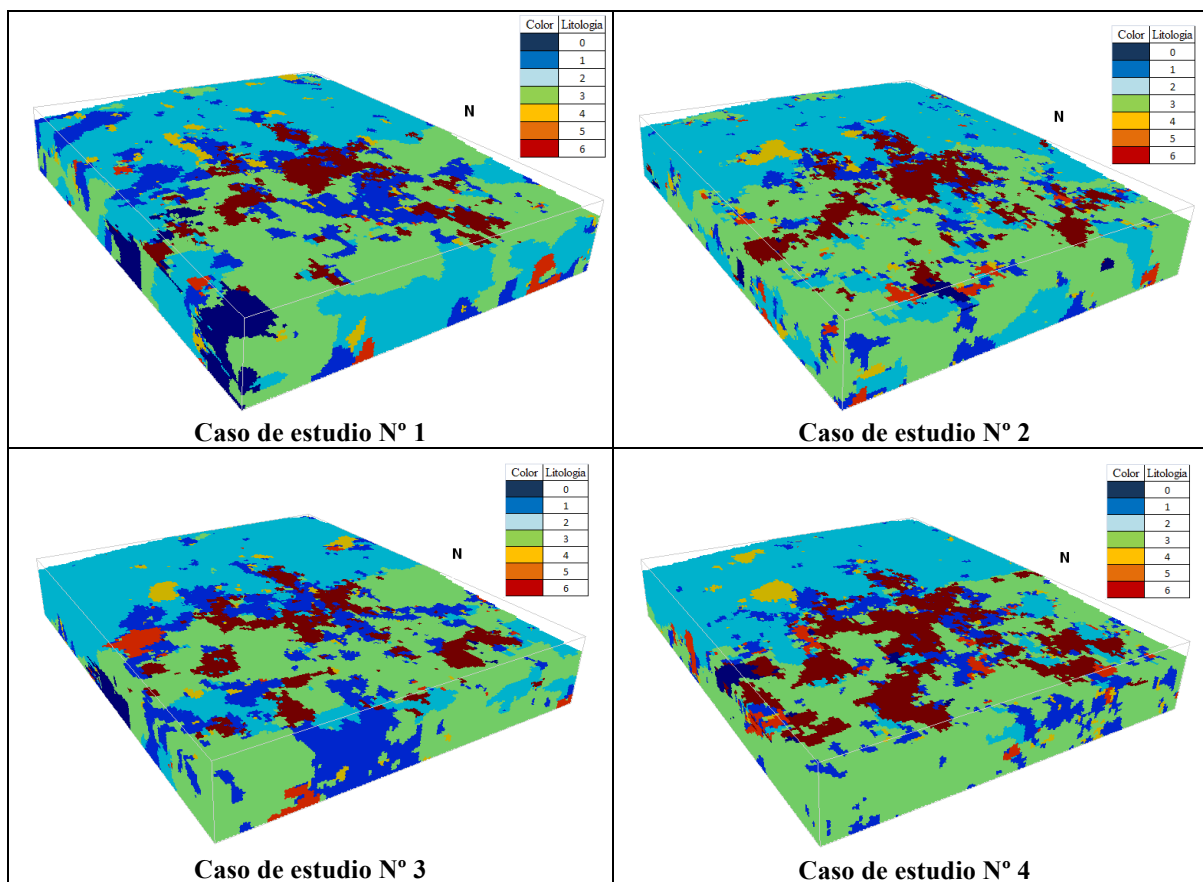


Figura 84: Resultados de simulaciones construidas con 30% de sondajes condicionantes

8.6.3. Selección de sondajes N° 4

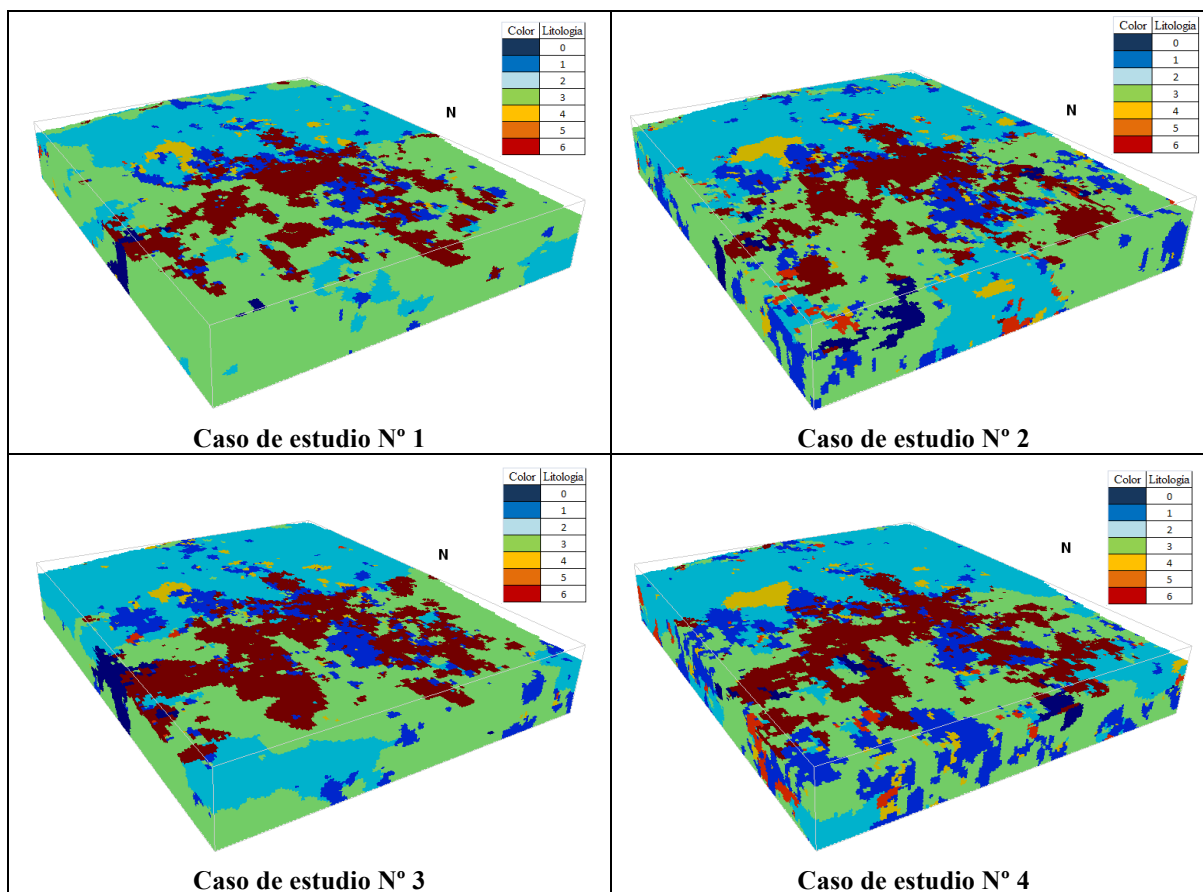


Figura 85: Resultados de simulaciones construidas con 70% de sondajes condicionantes

8.6.4. Selección de sondajes N° 5

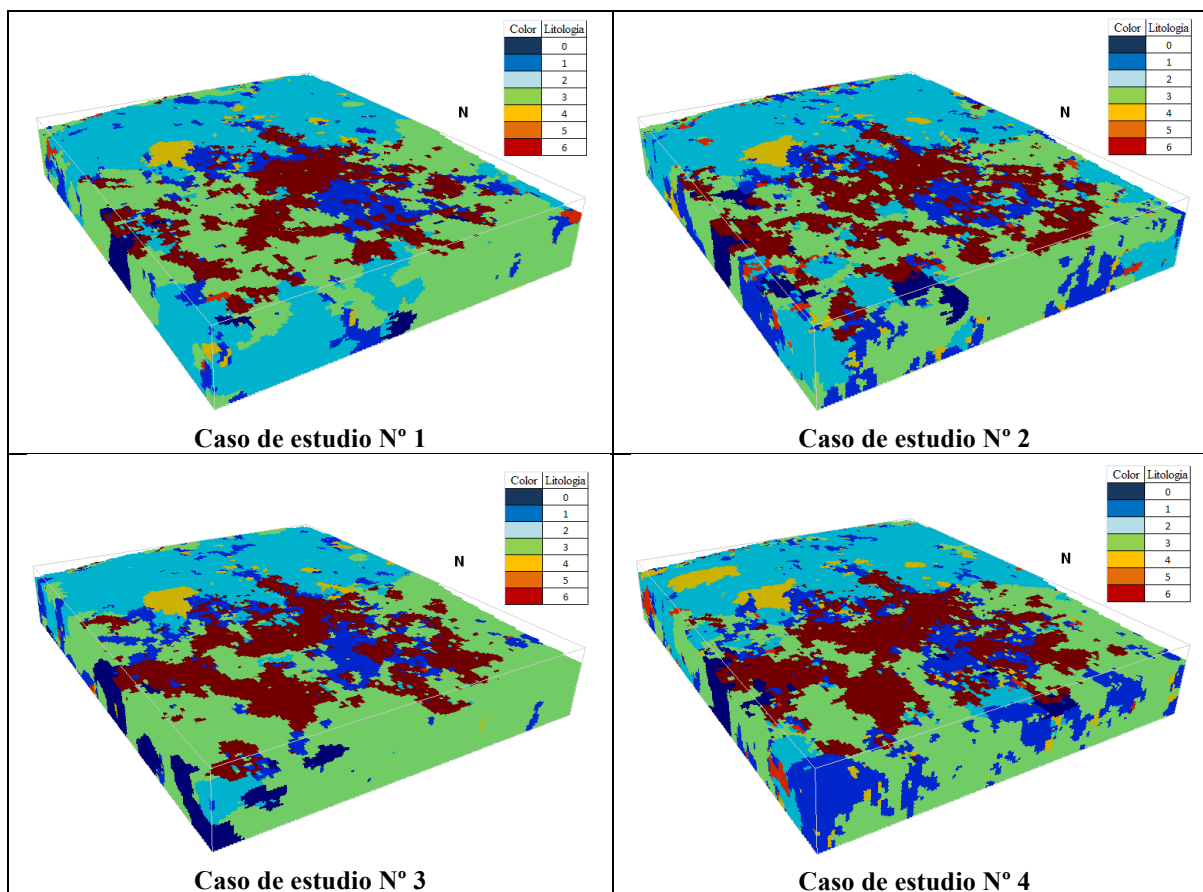


Figura 86: Resultados de simulaciones construidas con 90% de sondajes condicionantes

8.7. Anexo VII: Proporciones verticales

Se adjuntan los gráficos de proporciones verticales, ordenados por caso de estudio y selección de sondaje. Los gráficos muestran los promedios de proporciones de litologías de las 50 realizaciones, calculados banco por banco.

8.7.1. Caso de estudio N° 1

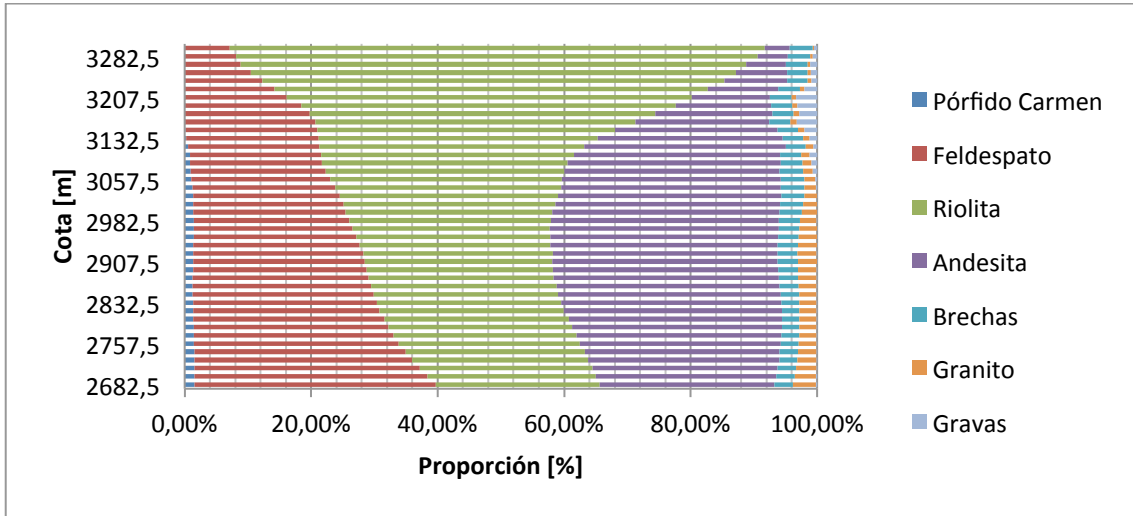


Figura 87: Proporciones verticales, caso de estudio N° 1, selección de sondajes 2

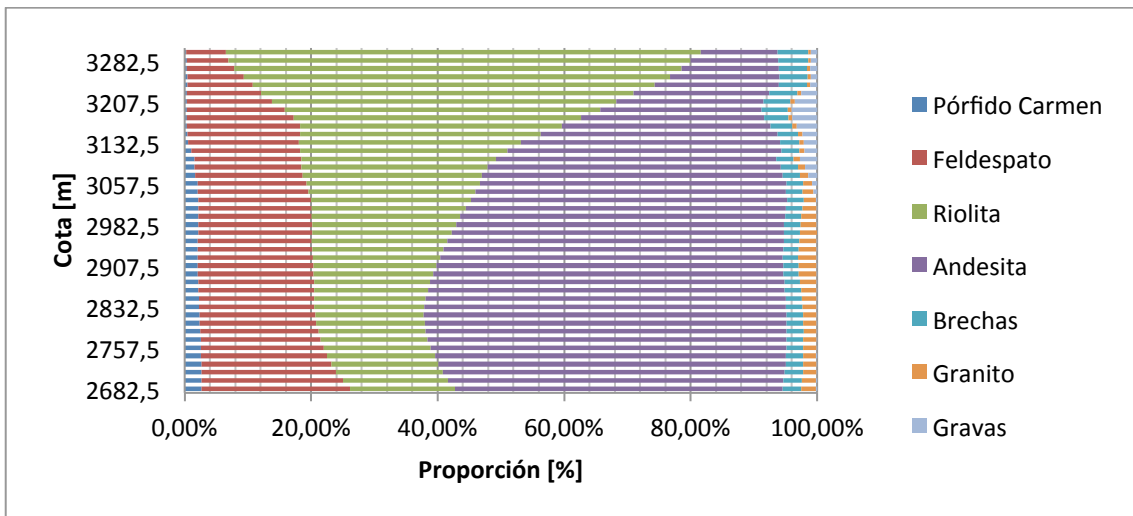


Figura 88: Proporciones verticales, caso de estudio N° 1, selección de sondajes 3

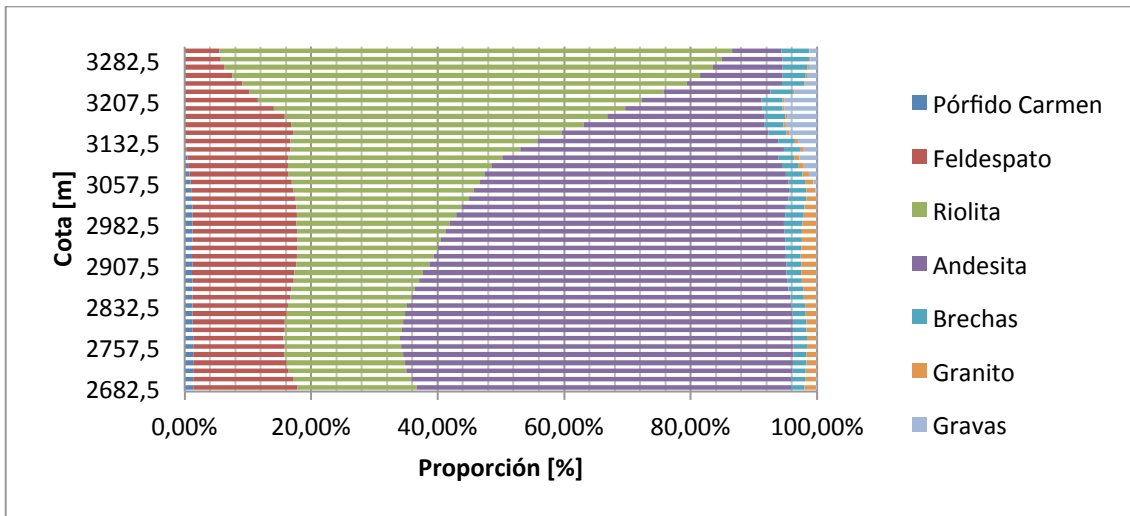


Figura 89: Proporciones verticales, caso de estudio N° 1, selección de sondajes 4

8.7.2. Caso de estudio N° 2

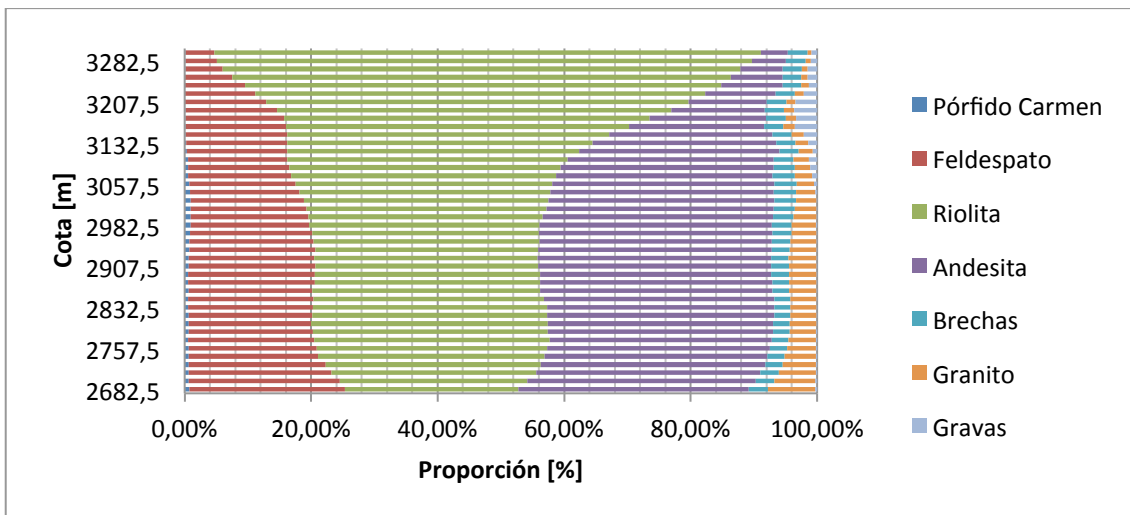


Figura 90: Proporciones verticales, caso de estudio N° 2, selección de sondajes 2

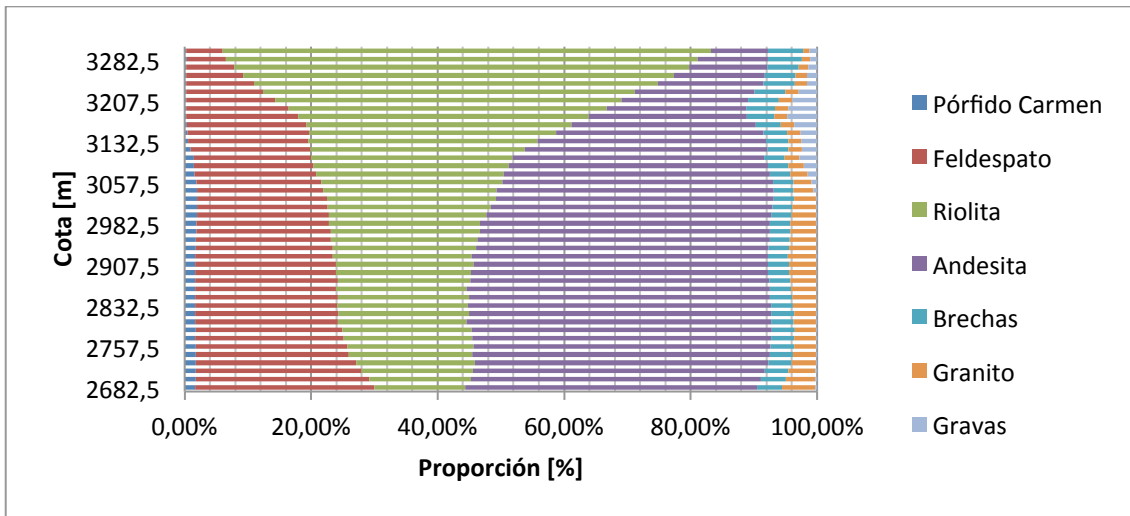


Figura 91: Proporciones verticales, caso de estudio N° 2, selección de sondajes 3

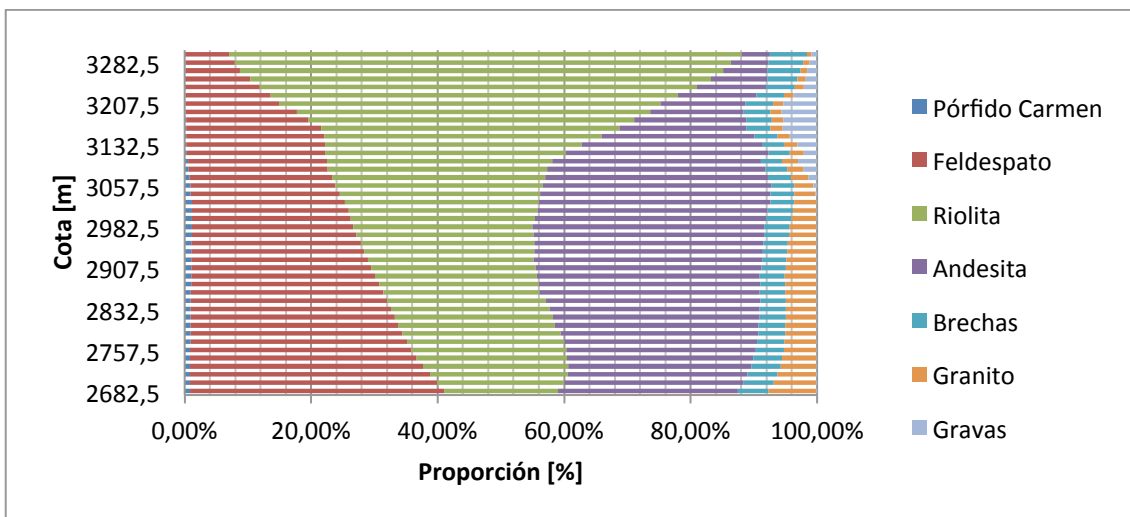


Figura 92: Proporciones verticales, caso de estudio N° 2, selección de sondajes 4

8.7.3. Caso de estudio N° 3

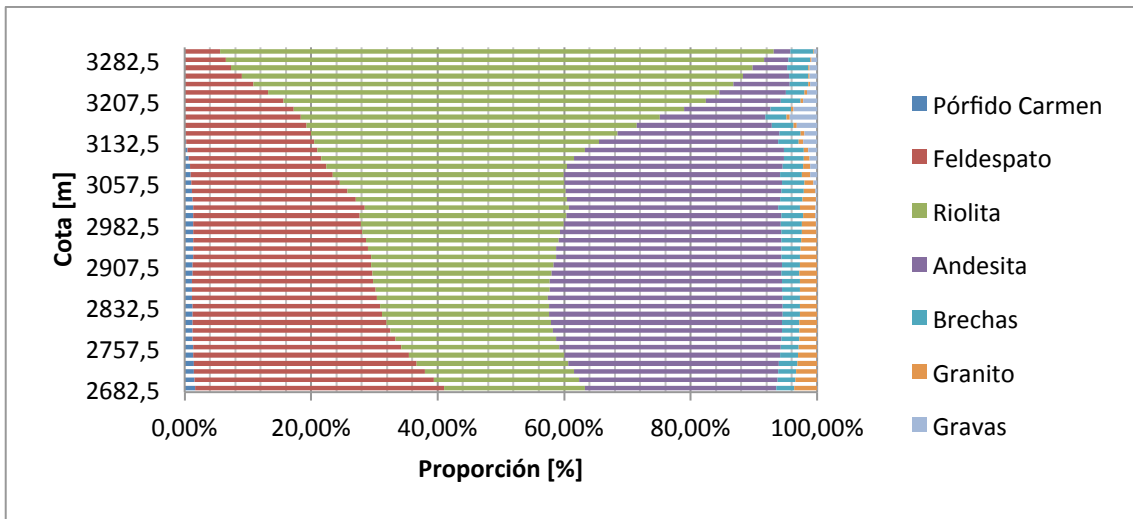


Figura 93: Proporciones verticales, caso de estudio N° 3, selección de sondajes 2

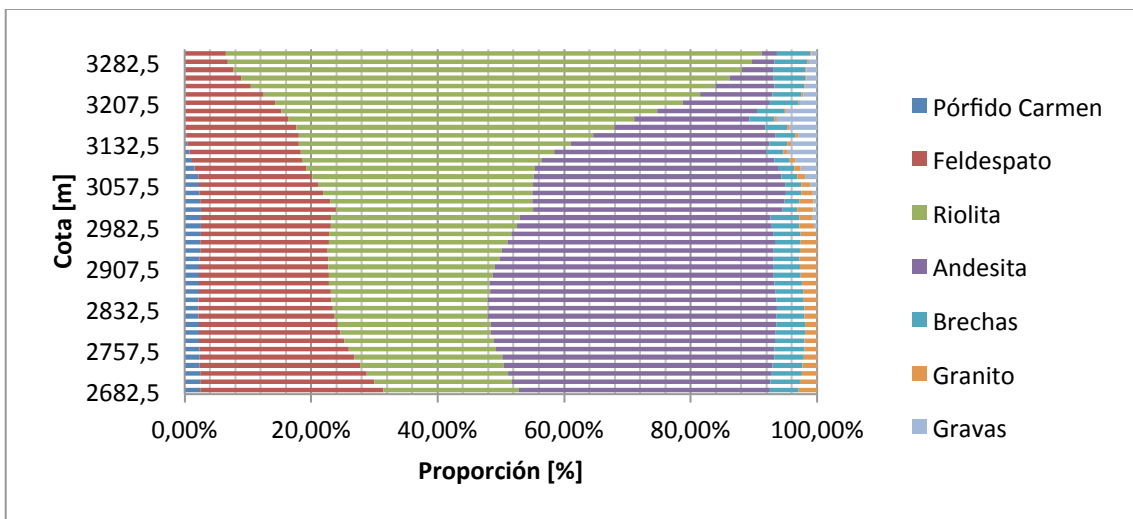


Figura 94: Proporciones verticales, caso de estudio N° 3, selección de sondajes 3

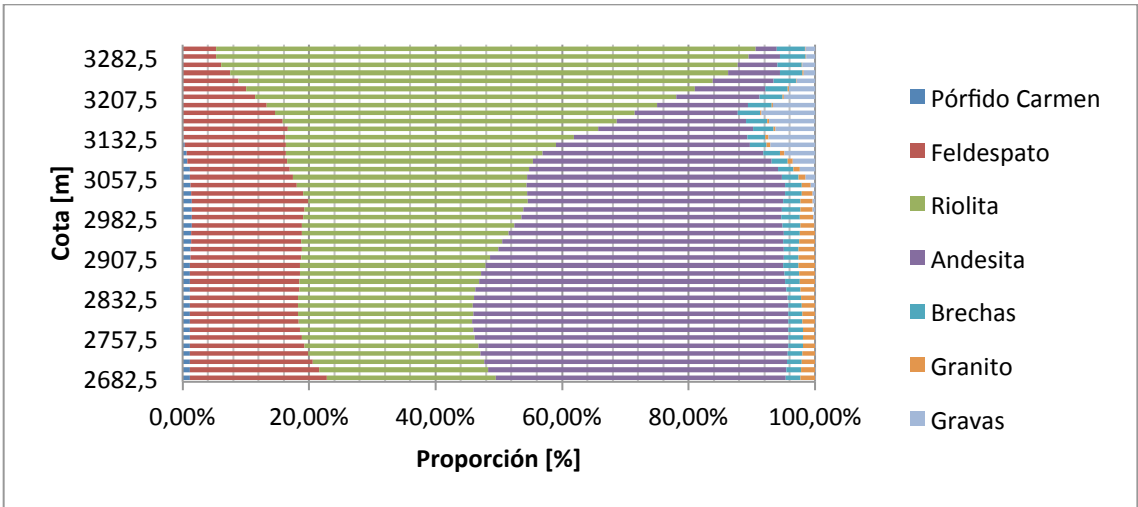


Figura 95: Proporciones verticales, caso de estudio N° 3, selección de sondajes 4

8.7.4. *Caso de estudio N° 4*

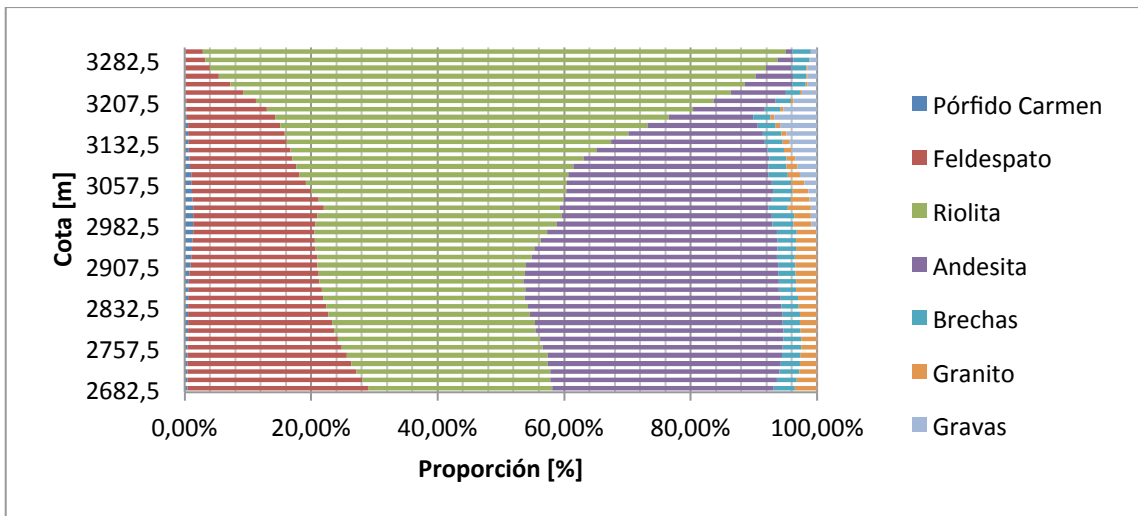


Figura 96: Proporciones verticales, caso de estudio N° 4, selección de sondajes 2

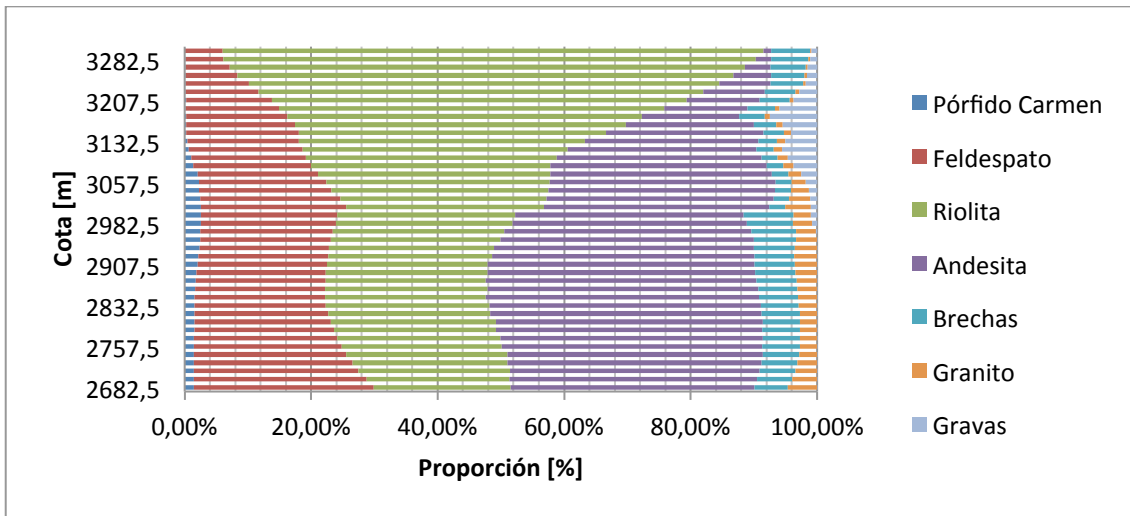


Figura 97: Proporciones verticales, caso de estudio N° 4, selección de sondajes 3

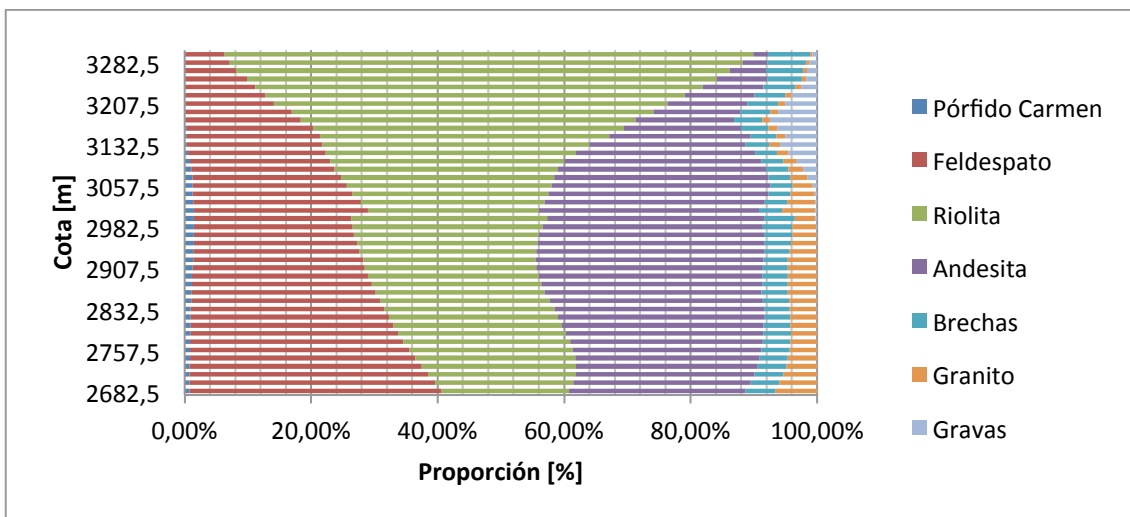


Figura 98: Proporciones verticales, caso de estudio N° 4, selección de sondajes 4

8.8. Anexo VIII: Variogramas de indicadores

Se adjuntan figuras con variogramas de indicadores de las 4 litologías con menor presencia en el modelo geológico conceptual y en los datos condicionantes. Las figuras se ordenan por caso de estudio y selección de sondaje. En cada figura es posible apreciar el variograma de indicador del modelo geológico conceptual (en rojo), de los datos condicionantes desagrupados (en azul) y de 15 realizaciones seleccionadas al azar (en verde).

Todos los variogramas mostrados son calculados en dirección este – oeste. La longitud del paso utilizado para calcular los variogramas se deduce a partir del modelo de bloques disponible, por lo que se utiliza un paso de 25 metros de longitud.

8.8.1. Caso de estudio N° 1

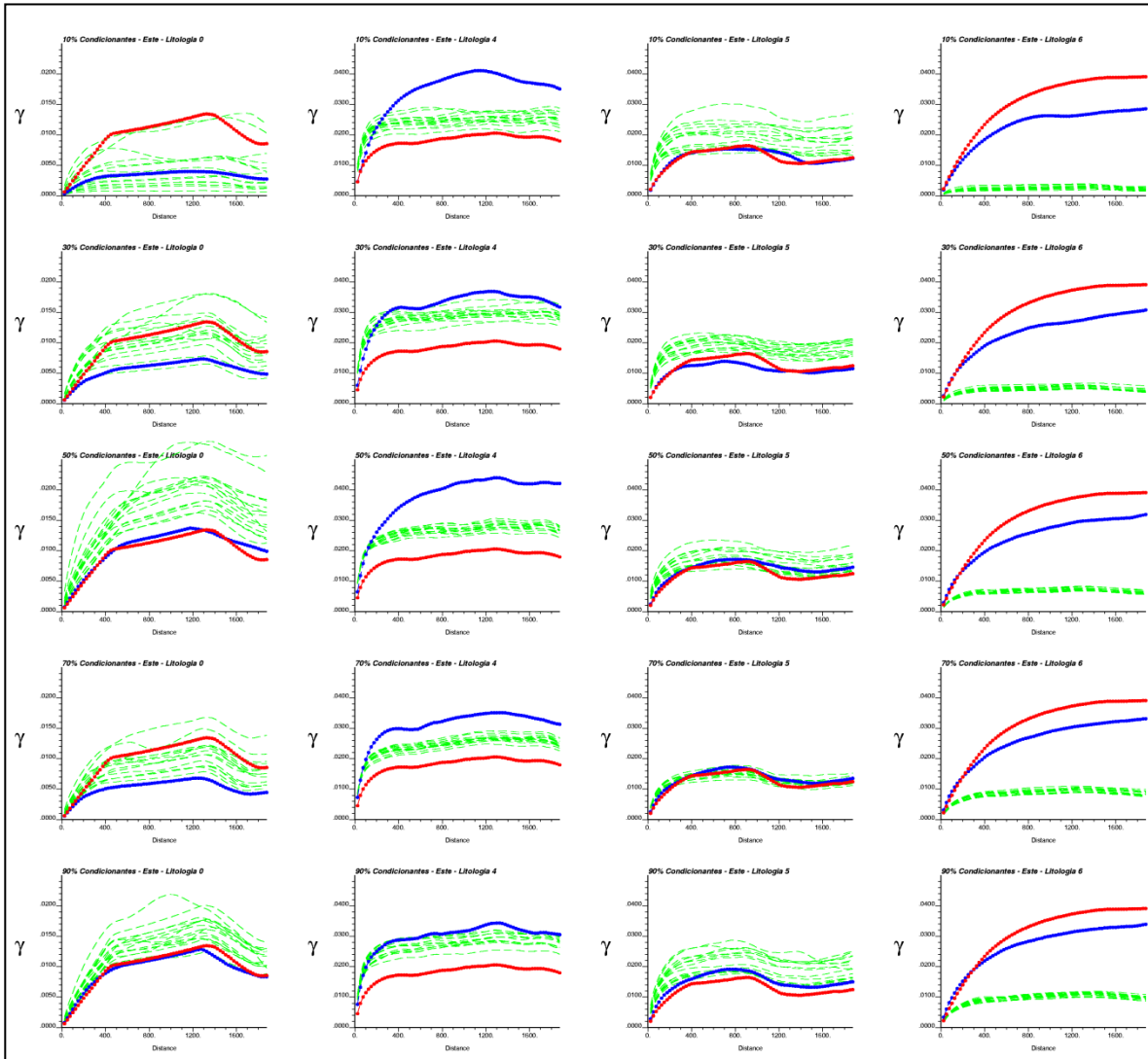


Figura 99: Variogramas de indicadores de litologías con menor proporción en modelo geológico, caso de estudio N° 1

8.8.2. Caso de estudio N° 2.

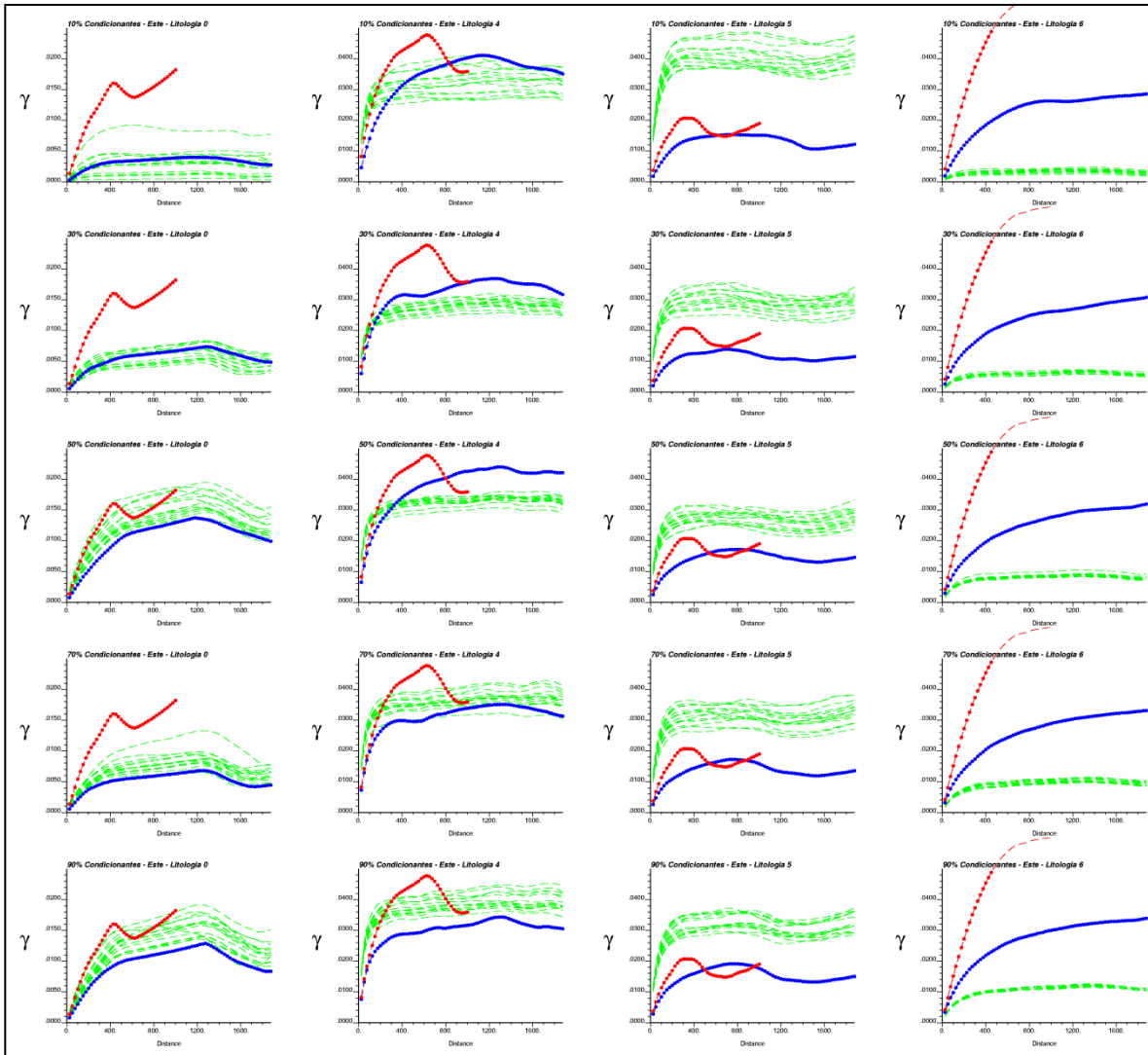


Figura 100: Variogramas de indicadores de litologías con menor proporción en modelo geológico, caso de estudio N° 2

8.8.3. Caso de estudio N° 3

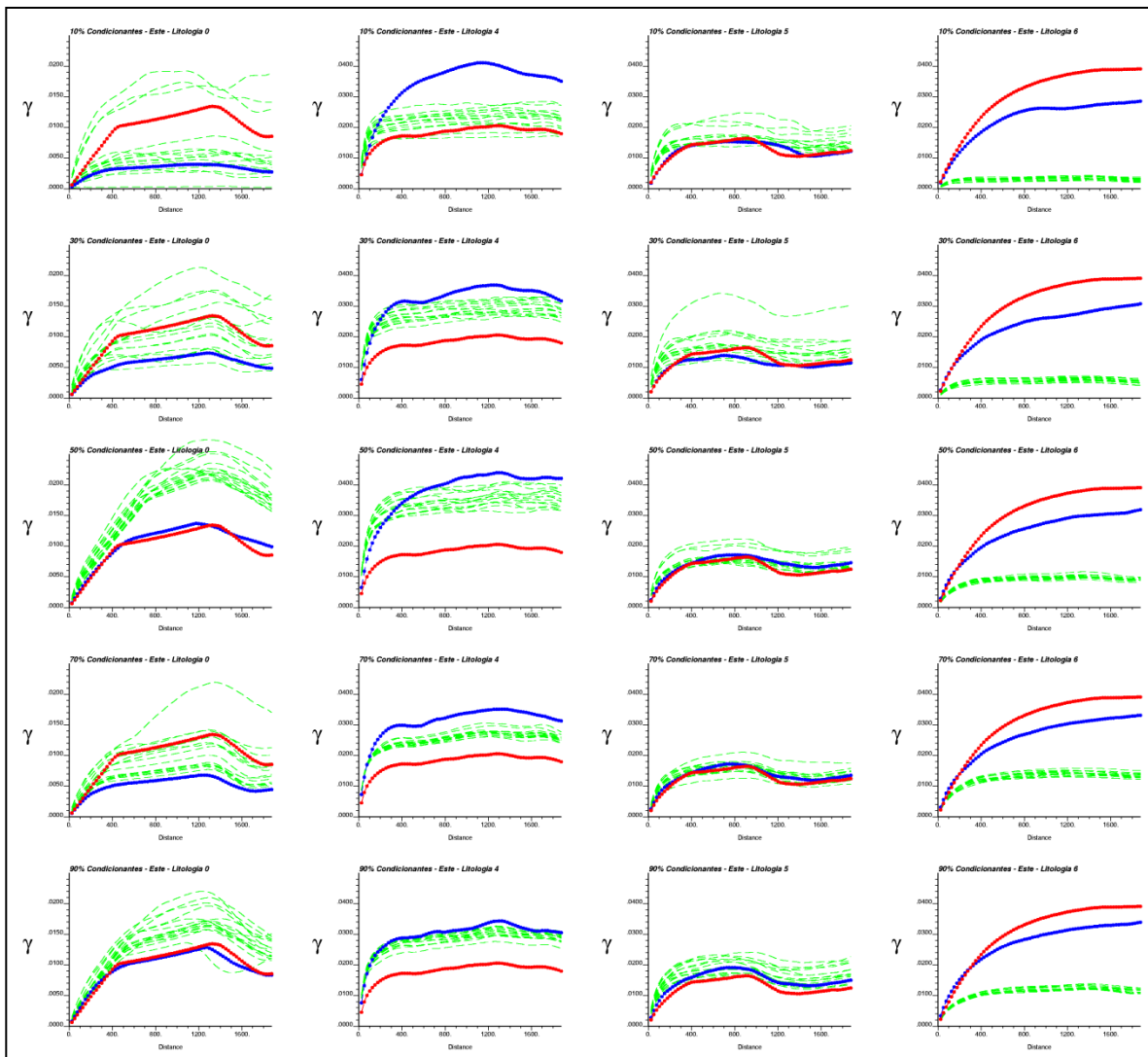


Figura 101: Variogramas de indicadores de litologías con menor proporción en modelo geológico, caso de estudio N° 3

8.8.4. Caso de estudio N° 4

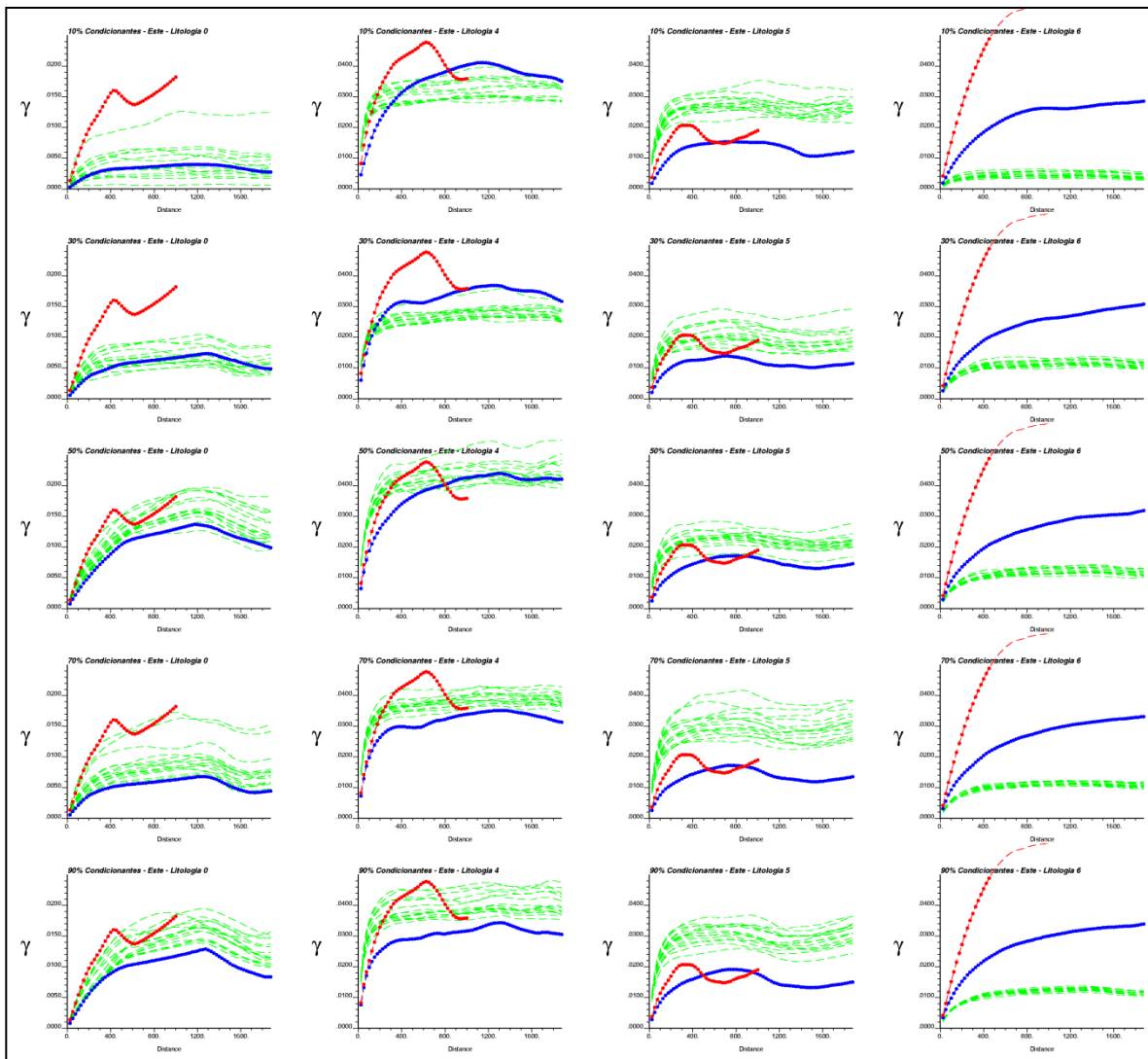


Figura 102: Variogramas de indicadores de litologías con menor proporción en modelo geológico, caso de estudio N° 4

8.9. Anexo IX: Reproducción de patrones

Se adjuntan los gráficos de reproducción de patrones de realizaciones obtenidas con el uso de las selecciones de sondaje 3, 4 y 5. Las figuras se ordenan por caso de estudio. Cabe recordar que en cada figura se grafica en el eje Y el número de ocurrencias de un patrón en una determinada realización seleccionada al azar del caso de estudio y selección de sondajes correspondientes, versus el número de ocurrencias del mismo patrón en la imagen de entrenamiento respectiva. El número de ocurrencias de patrones en la imagen de entrenamiento de tamaño menor es multiplicado por un factor de escala.

8.9.1. Caso de estudio N° 1

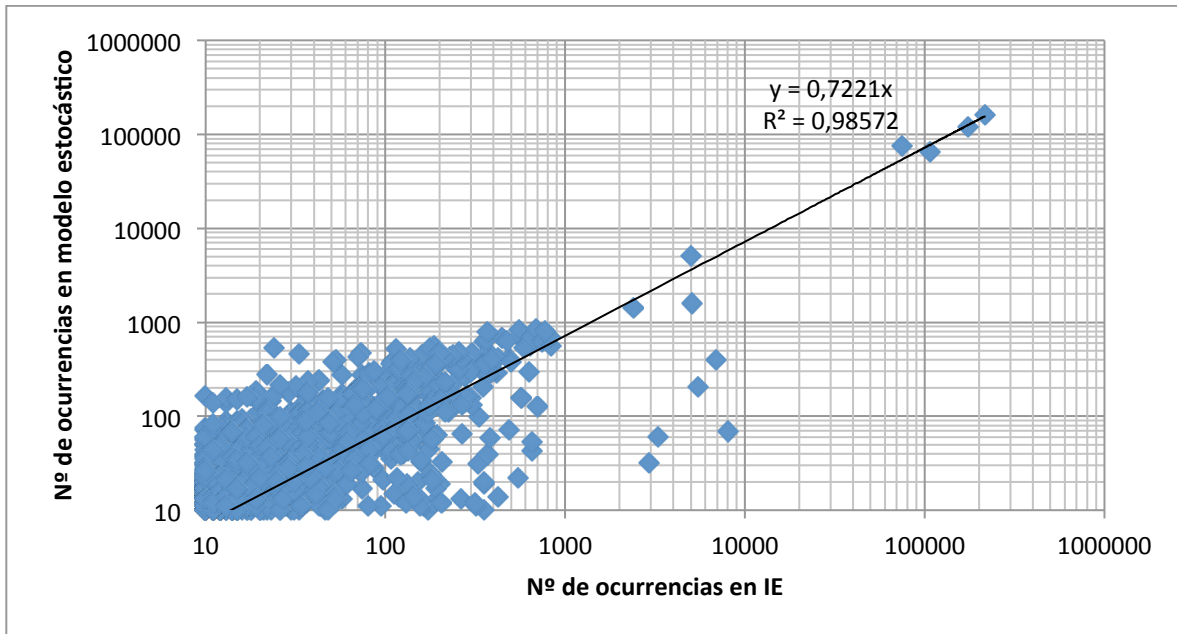


Figura 103: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 1, selección de sondajes 2

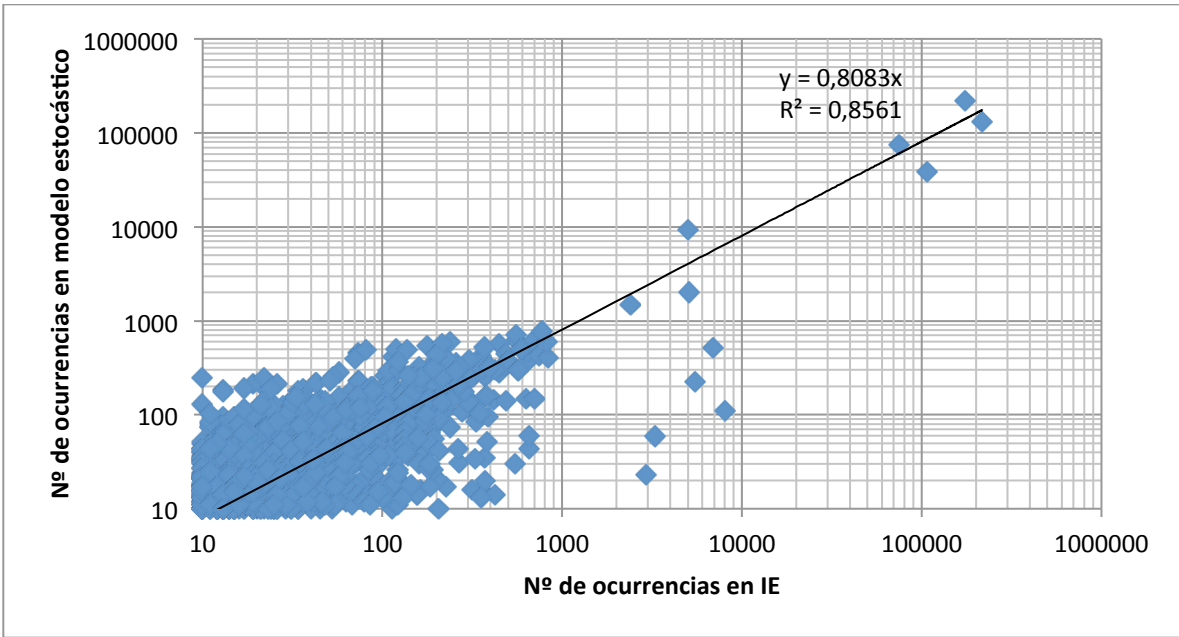


Figura 104: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 1, selección de sondajes 3

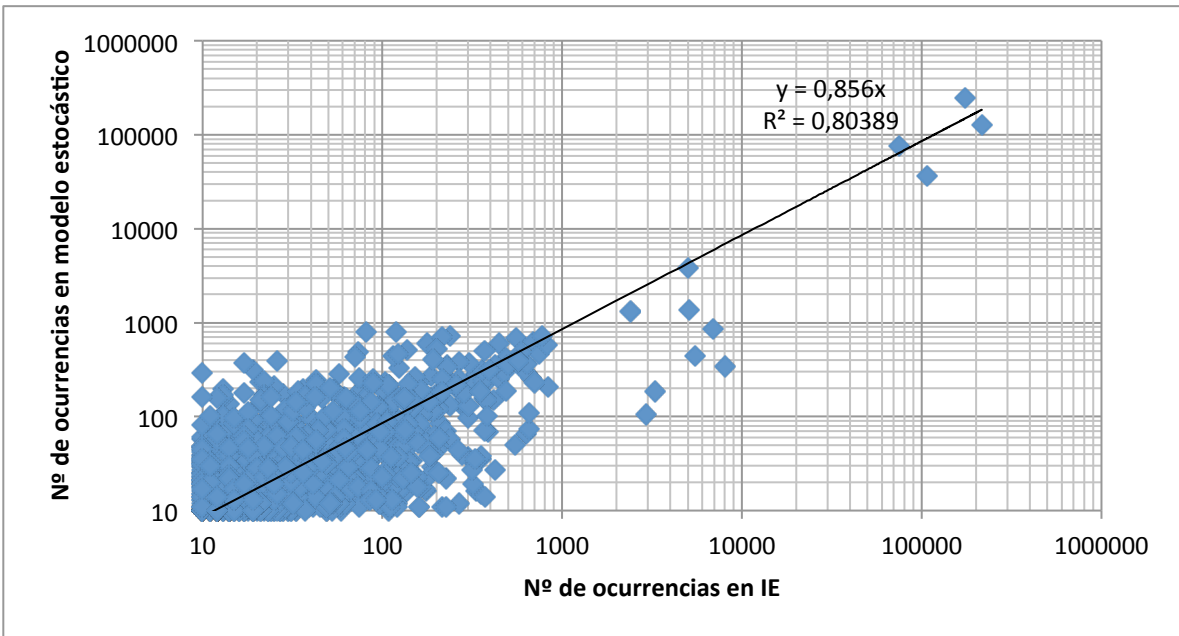


Figura 105: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 1, selección de sondajes 4

8.9.2. Caso de estudio N° 2

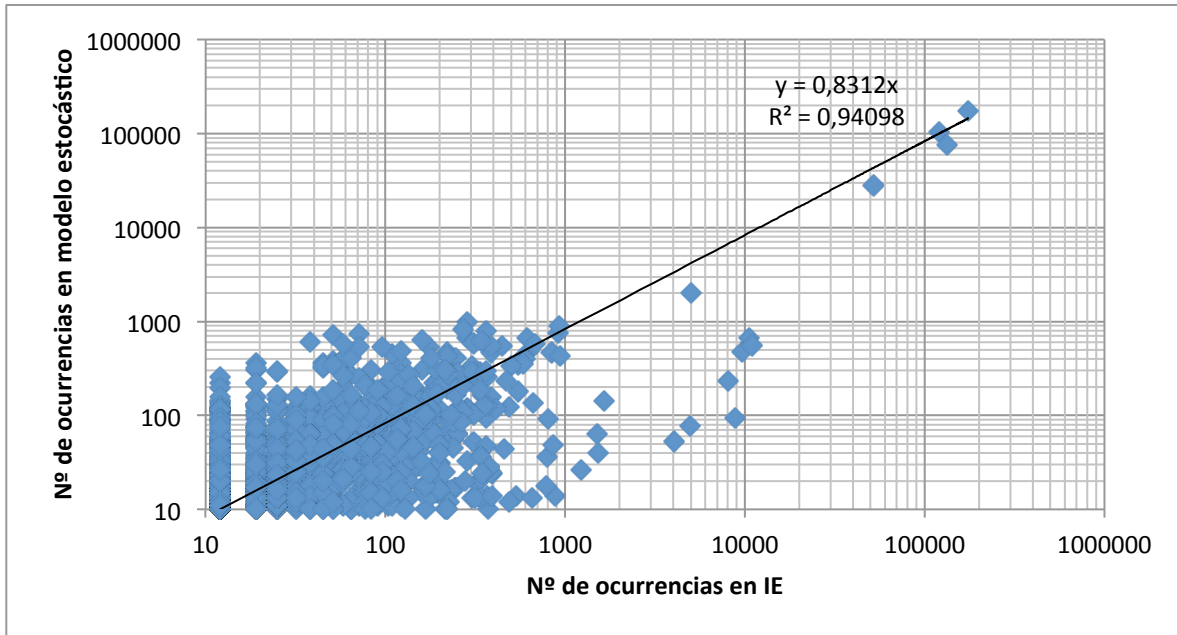


Figura 106: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 2, selección de sondajes 2

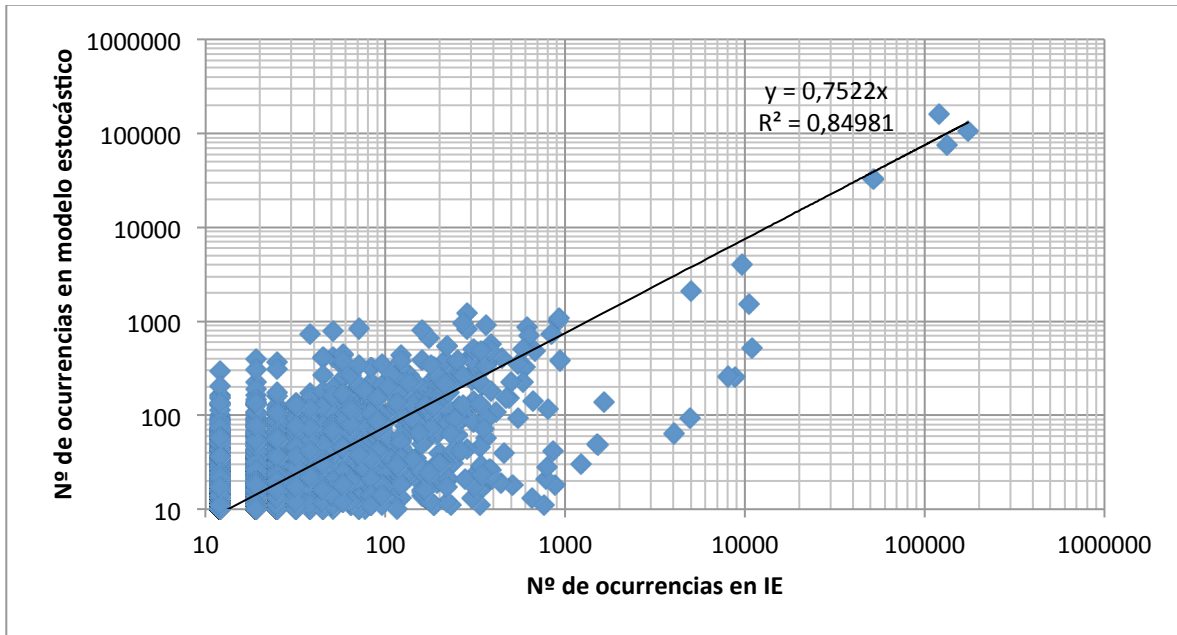


Figura 107: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 2, selección de sondajes 3

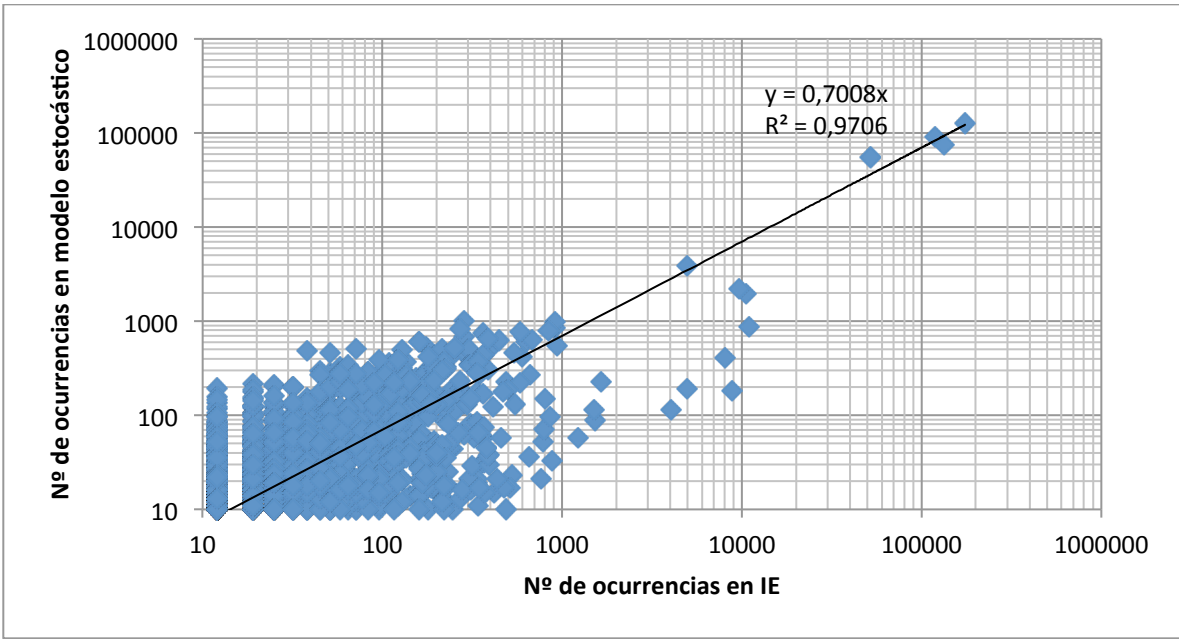


Figura 108: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 2, selección de sondajes 4

8.9.3. Caso de estudio N° 3

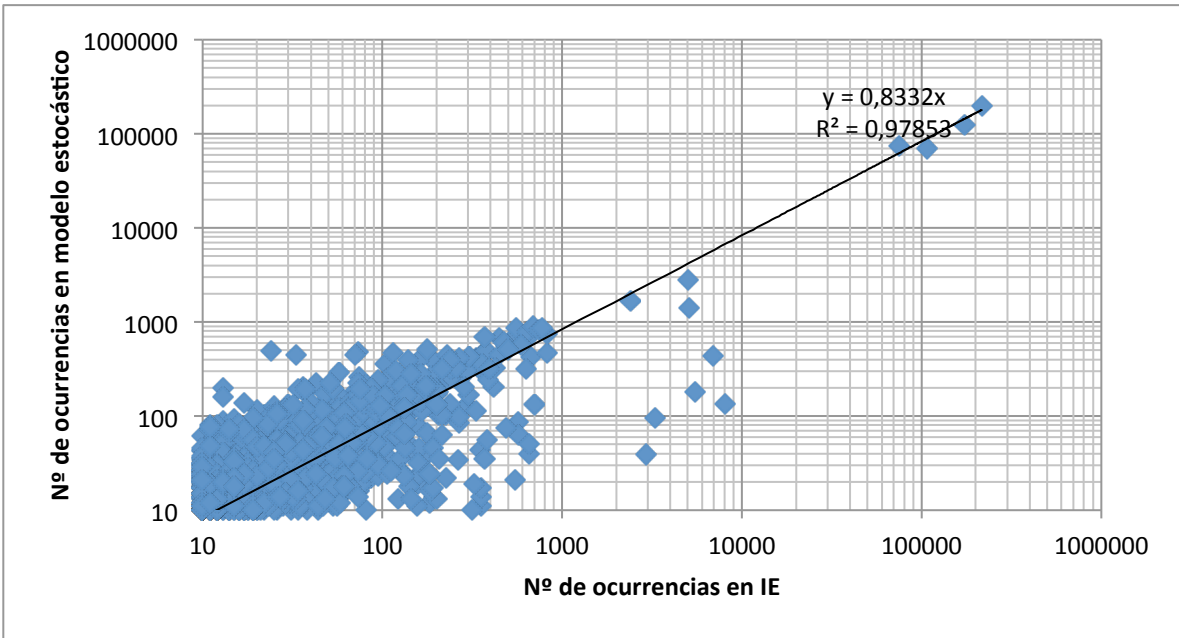


Figura 109: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 3, selección de sondajes 2

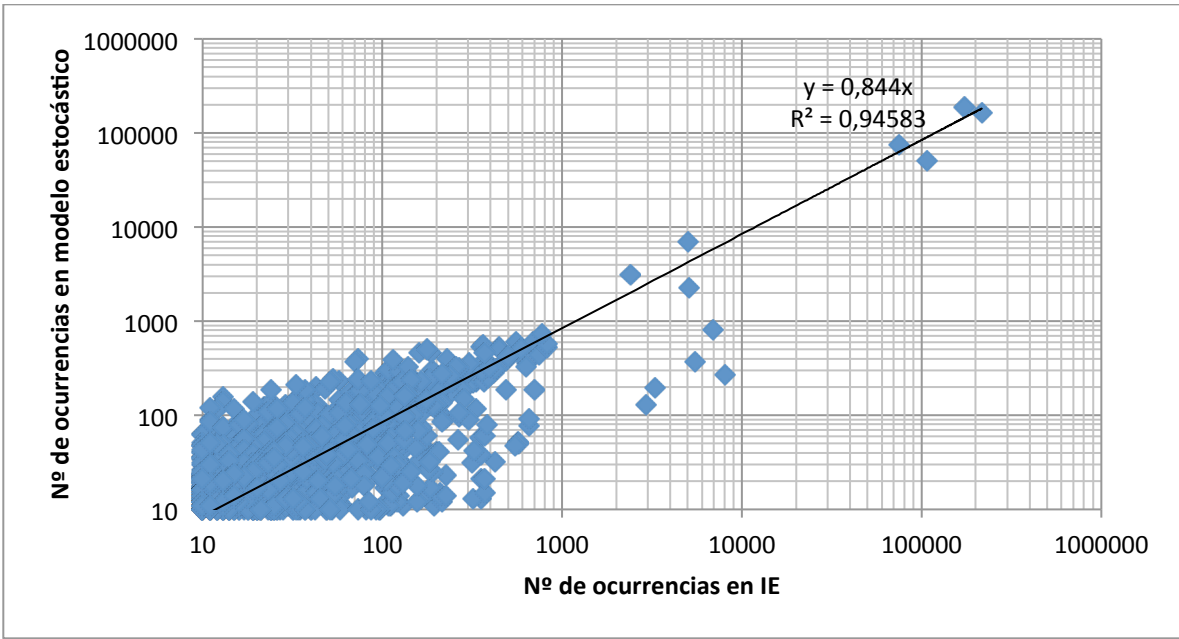


Figura 110: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 3, selección de sondajes 3

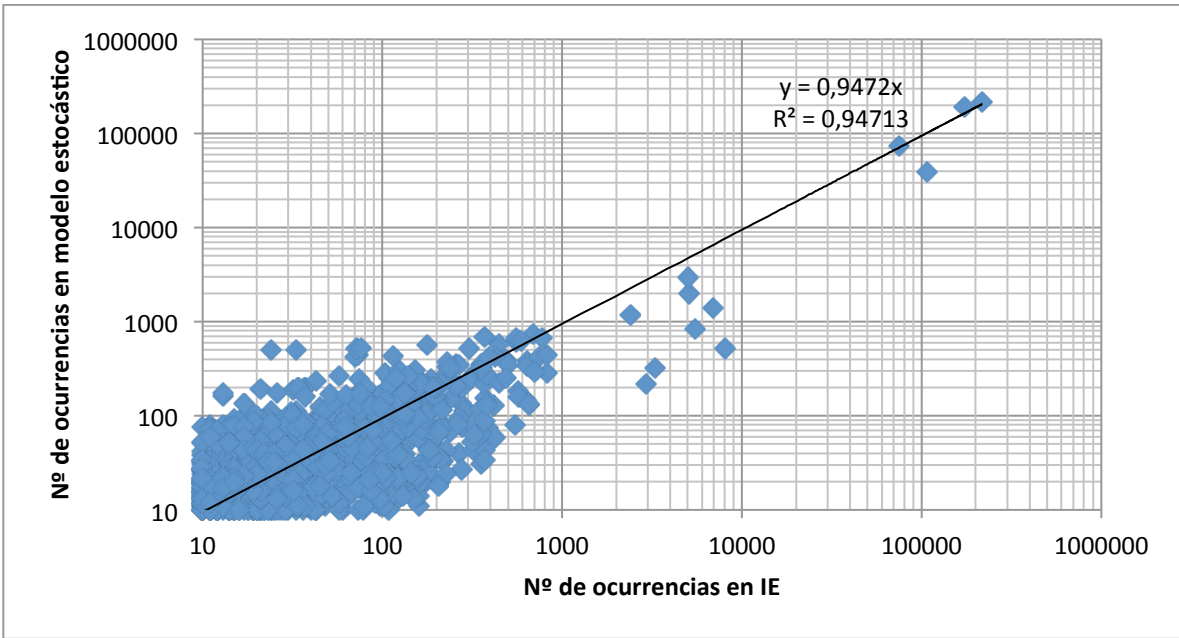


Figura 111: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 3, selección de sondajes 4

8.9.4. Caso de estudio N° 4

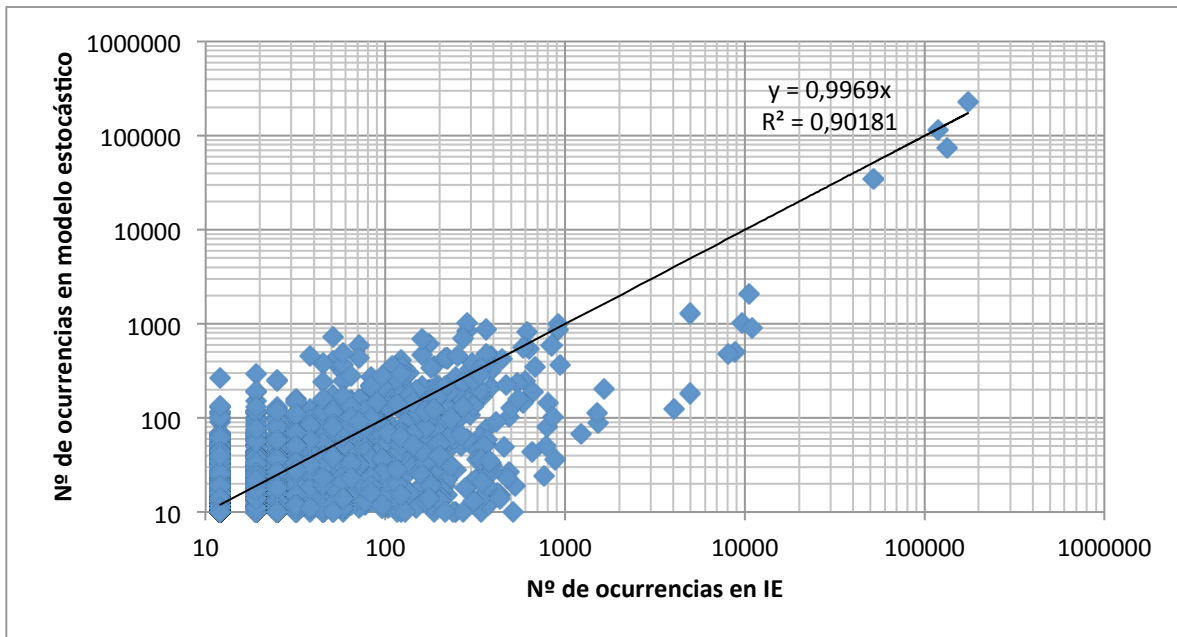


Figura 112: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 4, selección de sondajes 2

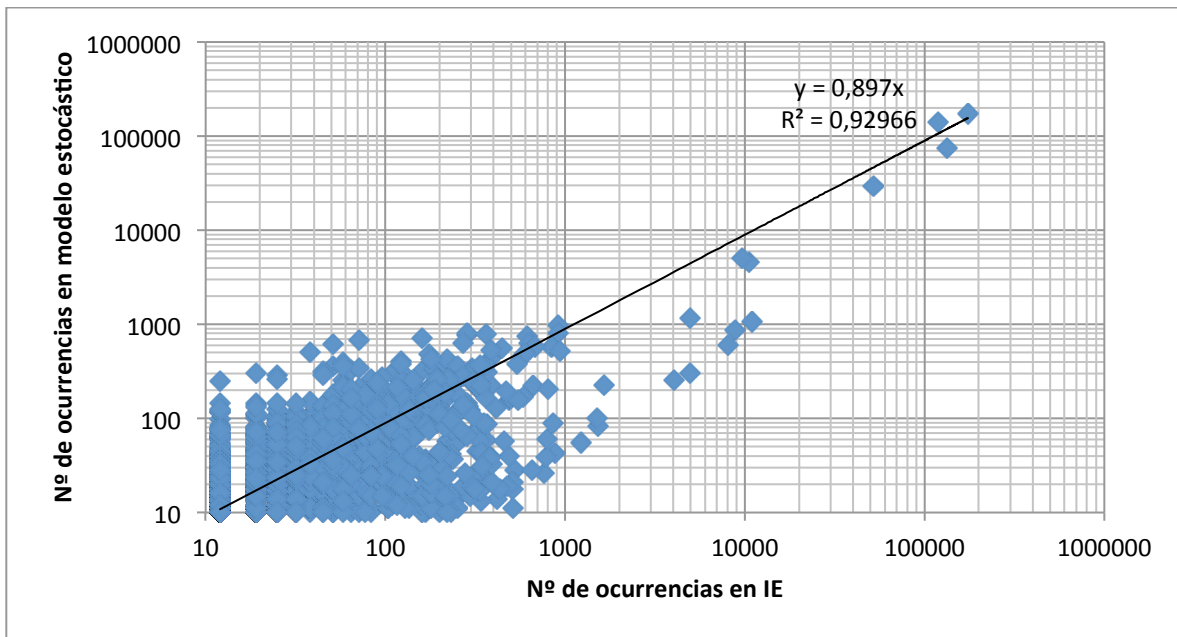


Figura 113: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 4, selección de sondajes 3

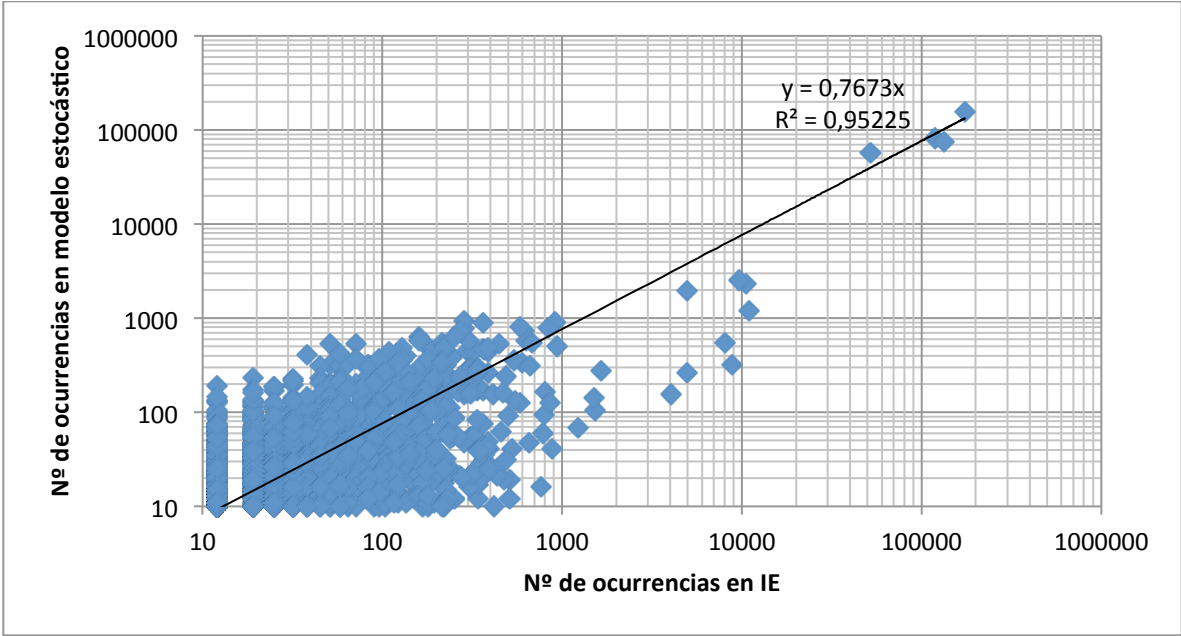


Figura 114: Reproducción de patrones, caso de estudio N° 4, selección de sondajes 4

