

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

DISEÑO DE SIMULACIÓN DE CATEGORÍAS CON DIRECCIONES VARIABLES

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL DE MINAS

RODRIGO JESÚS GUTIÉRREZ ESPINOZA

**PROFESOR GUÍA:
JULIÁN ORTIZ CABRERA**

**MIEMBROS DE LA COMISIÓN
BRIAN TOWNLEY CALLEJAS
XAVIER EMERY**

**SANTIAGO DE CHILE
ABRIL 2013**

RESUMEN

Una correcta evaluación de las unidades geológicas de un yacimiento es una etapa de gran importancia, pues a partir de esta evaluación se llevará a cabo la estimación de las especies de interés económico, lo cual será un aspecto fundamental a la hora de analizar factibilidad de un proyecto minero. Para el caso de yacimientos que presentan localmente cambios de continuidad de variables regionalizadas, la estimación de éstas será un problema importante pues las técnicas geoestadísticas convencionales consideran solo una dirección de continuidad global como parámetro de entrada no reproduciendo satisfactoriamente la geología de la zona a estimar.

El objetivo general del presente trabajo de título es diseñar un método de simulación de variables categóricas que incorpore la realidad geológica medida en terreno por medio de un campo de direcciones de anisotropías variables. El diseño creado se compara en un estudio de caso con un método convencional que no considera las direcciones variables.

Se comienza exponiendo el diseño computacional del método, el cual está basado en el método existente de GSLIB SISIM y al cual se incluirán subrutinas del método SGS_LVA que incorpora las direcciones variables a simulaciones geoestadísticas. El cambio fundamental incluido a GSLIB SISIM es la modificación del dominio de estimación, el cual es basado en distancias euclidianas por un dominio basado en distancias obtenidas desde el campo de direcciones variables, el cual será un parámetro de entrada del método creado.

El método diseñado es puesto a prueba en un estudio de caso de un yacimiento de oro en mantos plegados de muy baja potencia. Éste estudio permite una comparación entre los resultados de simulación de categorías considerando una anisotropía global y los que entrega el método que considera la realidad geológica por medio de direcciones de anisotropía variables.

La conclusión del estudio de caso descrito es que el método con direcciones variables reproduce correctamente la geología en términos visuales y en mediciones de manteos locales de estratos mineralizados lo cual es validado por datos de muestras iniciales, además de dar una acertada proporción de categorías y eliminar la variabilidad en sectores que entrega el método convencional.

ABSTRACT

A proper evaluation of an ore deposit is a significant step because from this evaluation will be conducted estimation on the species of interest that will be a key aspect when it comes to the approval of a mining project. In the case of places that exhibit local continuity changes, the variable estimation will be a significant problem because conventional geostatistical techniques consider only one direction of overall continuity as input.

The overall goal of this work is to design a computer method for simulation of categorical variables using sequential indicator simulation with the addition of a local varying anisotropy (LVA) field and compare it, in a case study, with the conventional method who doesn't consider LVA field.

We start exploring the methodology in the computational method design, which is based on the existing method GSLIB SISIM, and we will incorporate subroutines from SGS_LVA method who works with LVA in continuous variables. The fundamental change in SISIM to be included is to control modification based euclidian distances by a geodesic distances based in LVA field, which will be a method input.

The resulting method, named SISIM_LVA, will be tested in a case study of a gold deposit in folded sheets of very low power. The resulting tests allow us to make a comparison between the simulation results of zones in GSLIB SISIM and SISIM_LVA.

As conclusion of the design method described will be it show us the trend given by the LVA field in terms of changes of direction and local dip which are validated by the data given by the initial samples, as well as provide a better definition of zones that the provided by the conventional method.

A José y Gloria.

AGRADECIMIENTOS

Quiero agradecer a mis padres José y Gloria por haberme dado la oportunidad de realizar mis estudios en Santiago y por estar incondicionalmente en cada momento de mi vida. También quiero agradecer a Makarena por haber compartido buenos momentos a mi lado y haberme tenido paciencia en el día a día durante mis estudios. Y a mi hermana Paula, que llegó para dar su alegría con todos incluyéndome a mí.

Quiero agradecer a mis amigos de mi ciudad, Constitución, los cuales tienen un pedazo importante de mi cariño y sin duda también fueron fundamentales en esta etapa de mi vida. Agradezco también a mis amigos mineros que hice durante el tiempo de la universidad, por los momentos importantes y también por los anecdóticos que sin duda quedarán como recuerdos de amistad y compañerismo, espero que estas amistades perduren por mucho tiempo más. Agradezco por todo el cariño y ayuda de los funcionarios del Departamento de Ingeniería de Minas, especialmente a Juanita.

Agradezco al profesor guía de esta memoria Julián Ortiz, por la constante ayuda, la idea original del tema de investigación y las oportunidades dadas a lo largo de este tiempo que me han ayudado a formarme como ingeniero. Agradecimientos también a los profesores de comisión Xavier Emery y Brian Townley que siempre tuvieron buena disposición para ayudarme y a la gente del Laboratorio Alges, excelentes personas y profesionales que cooperaron mucho durante el desarrollo de la memoria.

Finalmente agradezco al proyecto CAM-G de colaboración del Laboratorio Alges a BHP Billiton Base Metals el cual permitió el financiamiento de la investigación.

TABLA DE CONTENIDO

1.	INTRODUCCIÓN.....	1
1.1.	Motivación del trabajo	1
1.2.	Objetivos	2
1.2.1.	Objetivo General.....	2
1.2.2.	Objetivos Específicos	2
1.2.3.	Alcances.....	2
2.	ANTECEDENTES	4
2.1	Modelamiento Geológico.	4
2.2.	Conceptos Básicos de Evaluación de Recursos.....	5
2.2.1.	Noción de Variable Regionalizada.	5
2.2.2	Caracterización de una Función Aleatoria.....	6
2.3.	Estimación de Leyes.....	9
2.4.	Simulación Convencional de Variables Categóricas.....	10
2.4.1.	Simulación Secuencial de Indicadores.	11
2.4.1.	Simulación Gaussiana Truncada.	12
2.4.2.	Simulación Plurigaussiana.....	14
2.4.4.	Simulación Multipunto con Imágenes de Entrenamiento.	15
2.4.5.	Algoritmo Computacional SISIM.	17
2.5.	Geometrías no capturadas por técnicas convencionales.....	19
2.6.	Simulaciones Geoestadísticas incorporando Direcciones Variables.....	19
2.6.1.	Algoritmo Computacional SGS_LVA.	24
3.	METODOLOGÍA.....	26
3.1.	Algoritmo Computacional SISIM_LVA.	28
3.1.1.	Modificación de GSLIB SISIM.....	29
3.1.2.	Herramientas Extraídas desde GSLIB SGS_LVA.	29
3.2.	Estimación Campo de Direcciones Variables.	30
4.	CASO DE ESTUDIO JERÓNIMO	32
4.1.	Geología del Yacimiento.....	32
4.2.	Información Disponible.....	36
4.3.	Desagrupamiento e Histograma de Datos.	41
4.4.	Estudio Metodología Convencional.	44

4.4.1. Variografía Jerónimo.....	44
4.4.2. Simulación Secuencial de Indicadores.....	50
4.5. Estudio de Metodología con Direcciones Variables.....	52
4.5.1. Generación del Campo de Direcciones Variable.....	53
4.5.2. Variografía con Campo Direcciones Variables.....	57
4.5.3. Simulación Secuencial de Indicadores con Direcciones Variables.....	62
4.6. Validaciones.....	65
5. DISCUSIÓN.....	67
6. CONCLUSIONES.....	69
6.1 Recomendaciones.....	69
7. REFERENCIAS.....	71
ANEXOS.....	74
ANEXO A – Rumbos y manteos condicionantes para campo direcciones variables.....	74
ANEXO B – Vistas isométricas SISIM convencional.....	75
ANEXO C – Vistas isométricas SISIM LVA.....	77
ANEXO D – Plantas y secciones XZ SISIM convencional.....	79
ANEXO E – Plantas y secciones XY SISIM_LVA.....	81
ANEXO F – Validaciones visuales.....	83
ANEXO G – Validaciones de Rumbos y manteos.....	89

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1: Aspecto típico de la función variograma.....	8
Ilustración 2: Estratos plegados mostrando direcciones de continuidad variables (Boisvert, 2011).	19
Ilustración 3: Anticlinal con grilla direcciones variables. Locaciones 1 y 2 ilustran como la distancia anisótropa en la celda depende del campo de direcciones variable (Boisvert, 2011). ...	20
Ilustración 4: Representación gráfica, un modelo es representado como grafos con flechas entre vértices. (Boisvert, 2011).....	21
Ilustración 5: Transformación ISOMAP para una grilla de 51x51 usando un campo de direcciones variables, dependiendo del número de coordenadas en que se escaló el campo (q) (Boisvert, 2011)......	22
Ilustración 6: Pasos ejemplificados de kriging con direcciones variables (Boisvert, 2011).	23
Ilustración 7: Ubicación Jerónimo.....	32
Ilustración 8: Sistema de fallas Mapuche y Normal de Jerónimo.	35
Ilustración 9: Fallas Jerónimo y Sílica Roja.	35
Ilustración 10: Disposición de zonas según estructuras.	36
Ilustración 11: Visualizaciones de totalidad de datos iniciales de Yacimiento Jerónimo.	37
Ilustración 12; Visualización totalidad de muestras en subespacio reducido de dominio Jerónimo.	39
Ilustración 13: Histograma Zonas Jerónimo (zona 99 se agrupa en índice 4).....	40
Ilustración 14: Muestras de Yacimiento Jerónimo omitiendo código 99 en sección total.	41
Ilustración 15: Media de código 1 versus Tamaño Celda.	42
Ilustración 16: Histograma desagrupado zonas Jerónimo.....	43
Ilustración 17: Histograma desagrupado zonas Jerónimo (Excepto código 99).	43
Ilustración 18: Variograma Experimental Zona 1.	46
Ilustración 19: Variograma Experimental Zona 2.	46
Ilustración 20: Variograma Experimental Zona 3.	47
Ilustración 21: Variograma Experimental Zona 99.	47
Ilustración 22: Variograma Modelado Zona 1.	48
Ilustración 23: Variograma Modelado Zona 2.	48
Ilustración 24: Variograma Modelado Zona 3.	49
Ilustración 25: Variograma Modelado Zona 99.	49
Ilustración 26: Vista isométrica simulación n°1 Jerónimo via SISIM convencional.	51
Ilustración 27: Vista isométrica simulación n°1 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.	51
Ilustración 28: Corte XY (Z = 3350 - 3500) simulación n°1 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.	52
Ilustración 29: Corte XZ (Y = 7069762 - 7069962) simulación n°1 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.	52
Ilustración 30: Tendencias preliminares de muestras según rumbo y manteo.	55
Ilustración 31: Datos condicionantes sección Y=7069587.	55
Ilustración 32: Sección Y=7069587 campo de direcciones variable.....	56
Ilustración 33: Vista Planta campo direcciones variables.	56
Ilustración 34: Sección YZ campo de direcciones variable.	56
Ilustración 35: Variograma Isótropo Zona 1.	58

Ilustración 36: Variograma Isótropo Zona 2.	58
Ilustración 37: Variograma Isótropo Zona 3.	59
Ilustración 38: Variograma Isótropo Zona 99.	59
Ilustración 39: Variograma Isótropo Modelado Zona 1.	60
Ilustración 40: Variograma Modelado Isótropo Zona 2.	60
Ilustración 41: Variograma Modelado Isótropo Zona 3.	61
Ilustración 42: Variograma Modelado Isótropo Zona 99.	61
Ilustración 43: Vista isométrica simulación nº1 Jerónimo vía SISIM_LVA.	63
Ilustración 44: Vista isométrica simulación nº1 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.	63
Ilustración 45: Vista planta (Z = 3050 - 3550) simulación nº1 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.	64
Ilustración 46: Corte XZ (Y = 7069762 - 7070062) simulación nº1 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.	64
Ilustración 47: Vista isométrica simulación nº2 Jerónimo vía SISIM convencional.	75
Ilustración 48: Vista isométrica simulación nº3 Jerónimo vía SISIM convencional.	75
Ilustración 49: Vista isométrica simulación nº4 Jerónimo vía SISIM convencional.	75
Ilustración 50: Vista isométrica simulación nº5 Jerónimo vía SISIM convencional.	75
Ilustración 51: Vista isométrica simulación nº2 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.	76
Ilustración 52: Vista isométrica simulación nº3 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.	76
Ilustración 53: Vista isométrica simulación nº4 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.	76
Ilustración 54: Vista isométrica simulación nº5 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.	76
Ilustración 55: Vista isométrica simulación nº2 Jerónimo vía SISIM_LVA.	77
Ilustración 56: Vista isométrica simulación nº3 Jerónimo vía SISIM_LVA.	77
Ilustración 57: Vista isométrica simulación nº4 Jerónimo vía SISIM_LVA.	77
Ilustración 58: Vista isométrica simulación nº5 Jerónimo vía SISIM_LVA.	77
Ilustración 59: Vista isométrica simulación nº2 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.	78
Ilustración 60: Vista isométrica simulación nº3 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.	78
Ilustración 61: Vista isométrica simulación nº4 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.	78
Ilustración 62: Vista isométrica simulación nº5 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.	78
Ilustración 63: Vista planta sim. nº2-5 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.	79
Ilustración 64: Corte XZ sim. nº2-5 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.	80
Ilustración 65: Vista planta sim. nº2-5 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.	81
Ilustración 66: Corte XZ sim. nº2-5 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.	82
Ilustración 67: Validación visual en planta Z = 3190 de Sim. Nº1.	83
Ilustración 68: Validación visual en planta Z = 3365 de Sim. Nº2.	84
Ilustración 69: Validación visual en planta Z = 3540 de Sim. Nº3.	85
Ilustración 70: Validación visual en sección Y = 7069712 de Sim. Nº1.	86
Ilustración 71: Validación visual en sección Y = 7069912 de Sim. Nº2.	87
Ilustración 72: Validación visual en sección Y = 7070112 de Sim. Nº3.	88

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Estadísticas Básicas.....	36
Tabla 2: Estadísticas básicas subespacio Jerónimo.....	38
Tabla 3: Dimensiones muestreo de zonas.....	38
Tabla 4: Proporciones Datos Desagrupados.....	43
Tabla 5: Parámetros Variograma Experimental Omnihorizontal.....	45
Tabla 6: Parámetros Variograma Experimental Vertical.....	45
Tabla 7: Parámetros entrada GSLIB SISIM corrida con todas las zonas.....	50
Tabla 8: Resultados GSLIB SISIM corrida con todas las zonas.....	51
Tabla 9: Datos condicionantes para generación campo direcciones variables (Y = 7069712).	54
Tabla 10: Parámetros Variograma Experimental Isótropo.....	57
Tabla 11: Parámetros entrada GSLIB SISIM_LVA.....	62
Tabla 12: Resultados GSLIB SISIM corrida considerando todas las zonas.....	63
Tabla 13: Validación estadística Jerónimo.....	65
Tabla 14: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069712 Sim. N°1).....	66
Tabla 15: Muestras de rumbo y manteo Jerónimo.....	74
Tabla 16: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069712 Sim. N°1).....	89
Tabla 17: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069912 Sim. N°1).....	89
Tabla 18: Manteos medidos para validación (sección Y = 7070112 Sim. N°1).....	89
Tabla 19: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069712 Sim. N°2).....	90
Tabla 20: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069912 Sim. N°2).....	90
Tabla 21: Manteos medidos para validación (sección Y = 7070112 Sim. N°2).....	90
Tabla 22: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069712 Sim. N°3).....	91
Tabla 23: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069912 Sim. N°3).....	91
Tabla 24: Manteos medidos para validación (sección Y = 7070112 Sim. N°3).....	91
Tabla 25: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069712 Sim. N°4).....	92
Tabla 26: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069912 Sim. N°4).....	92
Tabla 27: Manteos medidos para validación (sección Y = 7070112 Sim. N°4).....	92
Tabla 28: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069712 Sim. N°5).....	93
Tabla 29: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069912 Sim. N°5).....	93
Tabla 30: Manteos medidos para validación (sección Y = 7070112 Sim. N°5).....	93

1. INTRODUCCIÓN

La simulación de variables regionalizadas en yacimientos minerales a partir de muestras de una variable de interés puede resultar complejo debido a las posibles singularidades del dominio causadas por la geología, en particular si una dirección de continuidad fija no representa a las zonas a simular. Por ejemplo, un proceso de alteración o mineralización puede presentar una o más orientaciones de distribución lo cual será dado por condiciones de deformación y/o permeabilidad preferencial.

1.1. Motivación del trabajo

La problemática que se ha encontrado se sustenta en la incorrecta reproducción de la realidad de los mecanismos actuales de simulación de variables categóricas, lo cual deja un nicho importante de oportunidades para buscar una metodología de simulación que incorpore la geología. Por otro lado, existe una no despreciable cantidad de información disponible de trabajos anteriores donde autores han propuesto soluciones a las simulaciones categóricas, sumando conocimiento en pos de mejorar los resultados de las simulaciones.

Bien es sabido que tener simulaciones que no representan de manera fidedigna la realidad geológica hace que las etapas aguas abajo de la evaluación de un proyecto minero reciban información sesgada y que los procesos posteriores no representen esta realidad de manera óptima.

La motivación existente es diseñar una herramienta de simulaciones categóricas basada en campos de direcciones variables, los cuales serán basados en realidad geológica medida en terreno, que podrían tener resultados que se acerquen más a la realidad que las herramientas con sólo una dirección global. Así, lo que se querrá desarrollar en esta memoria será un método de simulación de variables categóricas que use los campos de direcciones variables en el afán de dar un mayor realismo geológico a los resultados.

1.2. Objetivos

En este subcapítulo se describirán detalladamente los objetivos, tanto generales como específicos que guiarán este trabajo de título, además de sus alcances. El presente trabajo de título se enmarca dentro de una futura tesis de magíster que realizará el alumno con un objetivo común y que esta memoria plasmará en parte.

1.2.1. *Objetivo General*

El presente trabajo de título tiene por objetivo general el diseño e implementación de un método de simulación de variables categóricas que incorpore un campo de direcciones variables para que de este modo las simulaciones sean basadas en información geológica medida en terreno.

1.2.2. *Objetivos Específicos*

Estos objetivos contemplan:

- Realizar una metodología para estimar el campo de direcciones variables basado en parámetros geométricos de realidad geológica.
- Programar un algoritmo en lenguaje Fortran que permita realizar la simulación categórica incorporando campos de direcciones variables.
- Trabajar la metodología desarrollada en el caso de estudio de un yacimiento de Oro de manera de analizar los resultados de la incorporación de la geología a las simulaciones.

1.2.3. *Alcances*

El alcance de este trabajo será evaluar la ventaja de incorporar las direcciones variables a la simulación de indicadores por sobre las simulaciones de indicadores convencionales que consideran una dirección global de anisotropía. Se concluye cual método es el más apropiado para la evaluación del yacimiento en términos: visuales, reproducción de proporciones de muestras iniciales y disminución del ruido de las simulaciones.

La generación del campo de direcciones variables se realiza a partir de mediciones condicionantes de rumbos de rocas estratificadas obtenidos desde secciones de los datos originales, por tanto este campo de direcciones variable se basará solo en parámetros geométricos y se considerará un parámetro de entrada.

2. ANTECEDENTES

Este capítulo tiene por objetivo describir los antecedentes con los que se cuenta para el desarrollo de esta memoria. Se comienza por una breve descripción del modelamiento geológico, luego se continúa con técnicas de evaluación de recursos (estimación y simulación geoestadística) utilizadas en la metodología propuesta. En general, se intenta estandarizar las definiciones presentadas por los distintos autores para que el lector pueda desarrollar una lectura más sencilla.

Debido a que la geoestadística considera la variable regionalizada como una realización de una función aleatoria, resulta interesante ver las herramientas matemáticas que permiten caracterizar una variable aleatoria y que permiten tomar en cuenta los aspectos erráticos y estructurales de una variable regionalizada.

Finalmente se mencionan y explican trabajos relacionados con utilización de direcciones variables. Se recurre a un método específico con el objetivo de interiorizarse en lo que ya se ha realizado en cuanto a esta técnica existente para incorporar la geología a la evaluación de recursos.

2.1 Modelamiento Geológico.

Los datos que se utilizan en este trabajo de título corresponden a variables regionalizadas y ángulos de rumbo y manteo de mantos mineralizados. En el caso de la variable de estudio se trabaja con indicadores unidades geológicas de un yacimiento.

En general, los datos obtenidos a través de sondajes son utilizados por los geólogos para ayudar en la inferencia del modelo geológico del yacimiento. En la actualidad los yacimientos que afloran a superficie prácticamente no existen, por lo que la interpretación geológica resulta mucho más compleja.

Los sondajes son perforaciones de pequeño diámetro y gran longitud que se efectúan para alcanzar zonas inaccesibles desde la superficie o laboreos mineros. Los sondajes permiten obtener muestras de dichas zonas a profundidades de hasta 1.200 m para ser estudiadas y analizadas por los geólogos.

Las técnicas más utilizadas actualmente son la perforación con recuperación de testigos o diamantina y la recuperación de detritos o aire reverso. En la primera se utiliza una tubería engastada en diamantes en la punta (corona), obteniéndose un cilindro de roca de un diámetro entre 2 y 5 pulgadas, en tanto que la segunda se realiza con herramientas que van moliendo la roca, permitiendo obtener sólo trozos de roca de hasta 1 cm.

Para el caso de estudio presentado en este trabajo de título, la base de datos utilizada corresponde a datos de sondajes que cuentan con la variable *geocod*, la cual es la zona (unidad geológica) del yacimiento a la que pertenece el compósito. A partir de esta variable se realizan las simulaciones de indicadores y se realizará la inferencia del campo de direcciones variables usado en el caso de estudio.

2.2. Conceptos Básicos de Evaluación de Recursos

2.2.1. Noción de Variable Regionalizada.

Una variable regionalizada es una función numérica que describe de forma cuantitativa un cierto atributo presente en una ubicación precisa del espacio. La ley se considera una variable regionalizada. Desde un punto de vista matemático, una variable regionalizada es una función determinista, denotada tradicionalmente como z .

En general, esta función representa dos aspectos complementarios: por una parte, tiene una “estructura” espacial, pero por otro lado, varía irregularmente y escapa a toda representación simple, es decir, se hace compleja la estimación de su valor en lugares que no se encuentran muestreados. Si bien un punto del espacio está relacionado con sus vecinos, resulta altamente complejo reconocer, relacionar y utilizar de forma correcta esta relación.

Caracterizar correctamente estas relaciones con el objetivo de reproducir de la forma más certera el valor de la variable regionalizada en los diferentes puntos del espacio en estudio a través del uso de herramientas que permiten resumir las principales características de la regionalización, es una tarea que desarrolla la geoestadística.

Para el estudio de una variable regionalizada se define un dominio limitado D llamado campo de la variable. Este campo por ejemplo puede representar el espacio de interés para el estudio de la variable, ser un lugar donde el atributo tiene una presencia significativa o representar un lugar delimitado por fronteras naturales que definen el interés o no de la zona a estudiar. Los modelos geoestadísticos consideran el valor $z(x)$ de la variable regionalizada en un punto x del campo D como una realización de la variable aleatoria $Z(x)$, es decir, como una realización de una variable que asume diferentes valores a consecuencia de los resultados de un experimento aleatorio.

Cuando x recorre D , se obtiene una familia de variables aleatorias $\{Z(x), x \in D\}$, que constituyen una función aleatoria o proceso estocástico. El conjunto $\{Z(x), x \in D\}$, que no es otra cosa que la variable regionalizada estudiada, es una realización particular de la función aleatoria. Resulta interesante ver las herramientas matemáticas utilizadas para caracterizar una variable aleatoria y que permiten tomar en cuenta los aspectos erráticos y estructurales de una regionalización (Leiva, 2007).

2.2.2 Caracterización de una Función Aleatoria.

En geoestadística se suele utilizar los dos primeros momentos para caracterizar la distribución espacial de una variable regionalizada. El momento de primer orden corresponde a la esperanza matemática, mientras que por momentos de segundo orden se reconocen la varianza, variograma y covarianza.

El momento de primer orden corresponde al valor esperado o esperanza matemática (o simplemente “media”) de una variable aleatoria. Se puede definir como la suma de la probabilidad de cada suceso multiplicado por su valor.

$$E[Z(x)] = m(x) = \int_D z(x) * f_z(z(x)) dz \quad (1)$$

La varianza es un estimador de la divergencia de una variable aleatoria de su valor esperado. También se utilizan la desviación estándar, que corresponde a la raíz cuadrada de la varianza.

$$var[Z(x)] = E\{[Z(x) - m(x)]^2\} = E[Z(x)^2] - m(x)^2 \quad (2)$$

La función variograma depende únicamente del vector de separación h de las muestras. Requiere de una función aleatoria intrínseca sin deriva. Una función aleatoria $Z(x)$ se dice intrínseca cuando sus crecimientos son estacionarios de orden dos, es decir:

$$1) E[Z(x+h) - Z(x)] = m(h) \text{ Independiente de la posición } x$$

$$2) cov[Z(x_1 + h_1) - Z(x_1), Z(x_2 + h_2) - Z(x_2)] = C(x_1 - x_2; h_1, h_2)$$

Dependiente solo de $x_1 - x_2, h_1$ y h_2

El variograma se considera para describir la interacción entre los valores separados por el vector h . Siendo $Z(x)$ una función aleatoria intrínseca sin deriva, es decir cuando $m(h) = 0$, la definición del variograma es la siguiente:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} var[Z(x+h) - Z(x)] \quad (3)$$

La **Ilustración 1** muestra el aspecto típico de la función variograma.

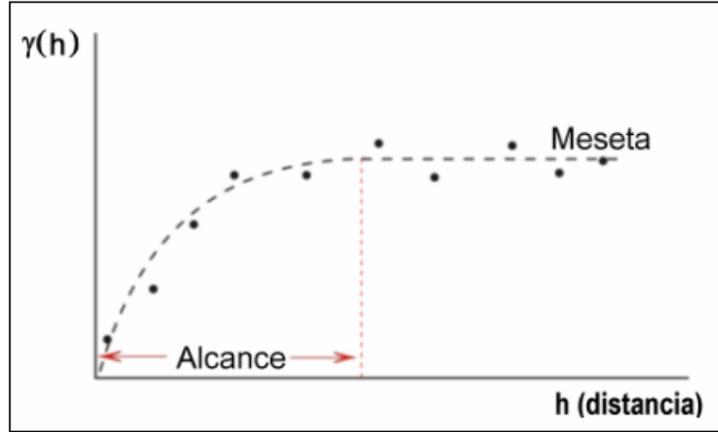


Ilustración 1: Aspecto típico de la función variograma.

Como en geostatística se trabaja con un número discreto de datos se debe trabajar con un estimador del variograma el cual se define de la siguiente manera:

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2|N(h)|} \sum_{N(h)} [z(x_\alpha) - z(x_\beta)]^2 \quad (4)$$

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

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

Esto significa reemplazar la esperanza en la expresión del variograma por la media aritmética sobre los pares de muestras separadas por una distancia h .

Se habla de estacionaridad de segundo orden de una función aleatoria si sus dos primeros momentos existen y son invariantes por traslación. En este caso se tiene:

$$\forall x, E[Z(x)] = m = cte. \quad (5)$$

$$\forall x, \text{var}[Z(x)] = \text{cov}\{Z(x), Z(x)\} = C(0) = \sigma^2 = cte. \quad (6)$$

$$\forall x, x + h, \text{cov}\{Z(x), Z(x + h)\} = C(h) \quad (7)$$

$$\forall x, x + h, \frac{1}{2} \text{var}\{Z(x) - Z(x + h)\} = C(0) - C(h) = \gamma(h) \quad (8)$$

Considerando las hipótesis anteriores de estacionaridad de segundo orden, se llega a la siguiente relación entre el variograma y la covarianza:

$$\gamma(h) = C(0) - C(h) \quad (9)$$

2.3. Estimación de Leyes.

La ley de un elemento químico se considera una variable regionalizada. En la estimación de leyes se utiliza el kriging, el cual posee la propiedad de ser el mejor estimador lineal de datos en términos de mínimo error cuadrático. La técnica de interpolación por kriging toma en cuenta las características estructurales de los datos al considerar el variograma. Además realiza una interpolación exacta en los lugares en que se cuenta con datos, considera la redundancia de los mismos y entrega una expresión para la varianza en la estimación.

El valor estimado $Z^*(x_0)$ en la posición x_0 por kriging simple se escribe de la siguiente forma:

$$Z^*(x_0) = \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} Z(x_{\alpha}) + (1 - \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha}) m \quad (10)$$

Donde los ponderadores $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ se obtienen imponiendo las condiciones de un estimador insesgado y que minimice la varianza. El sistema de ecuaciones que permite encontrar los ponderadores $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ escritos en forma matricial, es el siguiente:

$$[\lambda_{\beta}] = [C(x_{\alpha} - x_{\beta})]^{-1} [C(x_{\alpha} - x_0)] \quad (11)$$

Debemos notar que para encontrar el valor estimado $Z^*(x_0)$ mediante kriging simple se utiliza la media m de los valores muestreados. Finalmente la varianza en la estimación de $Z^*(x_0)$ con kriging simple en cada punto x_0 queda dada por la siguiente expresión:

$$\sigma_{kS}^2(x_0) = \sigma^2 - \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} C(x_{\alpha} - x_0) \quad (12)$$

Como se mencionó con anterioridad el kriging simple utiliza una media m única de los datos para la estimación, lo cual resulta poco aconsejable, pues conocer con certeza el valor de la media es poco frecuente. Además cuando la media varía demasiado de un lugar a otro dentro del espacio a estimar se desea que nuestro estimador pueda reproducir esta situación. Es así como se plantea el kriging ordinario o kriging de media desconocida. El kriging ordinario, al no tomar en cuenta el valor de la media de los valores muestreados, requiere de una condición extra sobre los ponderadores para así satisfacer su propiedad de estimador insesgado. Esta condición se muestra en la siguiente ecuación:

$$\sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} = 1 \quad (13)$$

Asumiendo la condición que se muestra en la **Ecuación 13** y considerando a μ como un multiplicador de Lagrange de esta condición en el sistema que permite encontrar los ponderadores $\lambda_1, \dots, \lambda_n$, los valores de los ponderadores que permiten estimar $Z^*(x_0)$ en la posición x_0 por kriging ordinario se obtienen con el siguiente sistema de ecuaciones:

$$\begin{bmatrix} \lambda_{\beta} \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} C(x_{\alpha} - x_{\beta}) & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} C(x_{\alpha} - x_{\beta}) \\ 1 \end{pmatrix} \quad (14)$$

Es importante recalcar que la condición impuesta sobre los ponderadores $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ de la **Ecuación 13** al ser reemplazada en la **Ecuación 10** hace que el término de la derecha sea cero, consiguiendo de esta forma que el valor estimado no considere la media. La varianza en la estimación de $Z^*(x_0)$ con kriging ordinario queda dada por la siguiente expresión:

$$\sigma_{K0}^2(x_0) = \sigma^2 - \sum_{\alpha=1}^n C(x_{\alpha} - x_0) - \mu \quad (15)$$

2.4. Simulación Convencional de Variables Categóricas

La simulación consiste en hacer realizaciones de la variable aleatoria que se requiere estudiar. Estas realizaciones deben reproducir el histograma, el variograma y los valores exactos de los datos muestreados.

En la simulación de indicadores, la principal ventaja de usarla se da en el análisis de riesgo (escenario más optimista/pesimista) y en la medida de la incertidumbre que entrega.

Será un antecedente clave en la gestación de este trabajo de título tener un conocimiento de las técnicas convencionales usadas para la simulación de variables categóricas. Entre las técnicas más usadas se da cuenta de la Simulación Secuencial de Indicadores, Simulación Gaussiana Truncada, Simulación Plurigaussiana, y Simulaciones Multipunto a partir de patrones.

2.4.1. Simulación Secuencial de Indicadores.

En el modelamiento geológico, algunos modelos son construidos determinísticamente bajo juicios expertos con información cualitativa. Sin embargo hay veces que existen datos inadecuados para crear modelos de esta manera. Así será necesario un algoritmo de simulación estocástica para la construcción de múltiples realizaciones basado en datos cuantitativos.

La simulación secuencial de indicadores es un método extensamente usado para modelos de variables categóricas, aunque se critique que en ocasiones sea incompleto y no estructurado, dado que el variograma de indicadores sólo da estadísticas de dos puntos.

La simulación de indicadores permanece como una aplicación relevante cuando el modelamiento geológico se dificulta por la desestructuración de los cuerpos, y por este motivo se deberá obligar al modelo a basarse en datos que provengan de una observación geológica y un modelo estocástico para mejorar sus resultados. En general, lo que se busca es ocupar información geológica cualitativa o cuantitativa que genere restricciones sobre el modelamiento, de tal forma de limitar el número de soluciones posibles y lograr un resultado más cercano a la realidad. A pesar de sus críticas, existen buenas razones para privilegiar este método en desmedro de otros. El principal será que los parámetros estadísticos podrán ser inferidos con datos limitados, además de constituirse en un robusto algoritmo que provee una forma segura de transferir la incertidumbre en las categorías a los resultados numéricos.

La metodología del algoritmo considera k categorías, donde la variable indicador será denotada como sigue:

$$I(S(x); S_k) = \begin{cases} 1 & \text{si } S(x) = S_k \\ 0 & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad k = 1, \dots, K \quad (22)$$

Una variable indicador será interpretada como la probabilidad de una categoría de prevalecer en una posición específica, por ende los datos condicionantes serán codificados con ceros o unos, pues estos son datos cuantitativos donde se tendrá certeza total de su probabilidad de prevalecer, y serán utilizados para determinar las probabilidades de las categorías en zonas no muestreadas.

La simulación secuencial de indicadores aplica kriging de indicadores en forma secuencial donde luego una categoría es escogida por simulación de Monte Carlo en cada posición. Luego, todas las posiciones son visitadas secuencialmente con un nivel incremental de condicionamiento, pues cada lugar simulado anteriormente pasa a ser un dato condicionante en la próxima simulación. Estas simulaciones permitirán hacer un modelo probabilístico de la variable en estudio, que viene a reemplazar lo hecho antes de manera determinística, con datos cuantitativos de sondeos incorporando datos geológicos cualitativos lo que se quiere hacer es un modelo más cercano a la realidad en yacimientos minerales.

2.4.1. Simulación Gaussiana Truncada.

Este método, con el objetivo de obtener las probabilidades de ocurrencia de litologías, utiliza simulaciones que se basan en hipótesis multigaussianas donde las distribuciones condicionales de las variables aleatorias gaussianas se pueden obtener mediante el uso de kriging.

La regla de truncamiento se puede interpretar como una transformación particular de una variable categórica en una continua como variable aleatoria gaussiana, por lo tanto es posible calcular la probabilidad de ocurrencia de cada litología sin simular la variable aleatoria en el dominio. En cambio, el enfoque multigaussiano se puede utilizar para obtener la distribución

condicional en cada lugar de destino. Se necesitarán varias realizaciones independientes de la variable aleatoria gaussiana en los lugares donde los datos que se utilizan como condicionantes.

Los siguientes serán pasos a seguir de una simulación gaussiana truncada para el caso estacionario, donde las proporciones de n categorías (ejemplo: litologías) se mantienen constantes, el indicador ocurrencia de una categoría i en un lugar x será:

$$I_i(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in F_i \\ 0 & \text{si no} \end{cases} \forall i = 1, \dots, n, \forall x \in R^3 \quad (16)$$

Sea $Y(x)$ una variable aleatoria gaussiana de covarianza $C_Y(h)$. Para las n litologías y $n - 1$ umbrales cada litología podrá expresar la regla de truncación como sigue:

$$F_i = \{x \in R^3, l^i \leq Y(x) < u^i\} \forall i = 1, \dots, n \quad (17)$$

Donde l^i y u^i representan los umbrales de truncamiento inferior y superior de la i -ésima litología y se dará la igualdad $l^i = u^{i-1}$ para los umbrales intermedios, mientras que para los umbrales inferior y superior de la categoría 1 y n serán $-\infty$ y $+\infty$ respectivamente. La proporción de la i -ésima litología será:

$$P_i = E(1_i(x)) = \text{prob}(l^i \leq Y(x) < u^i) = G(l^i) - G(u^i) \quad (18)$$

Con G como la distribución de una variable gaussiana. El procedimiento para el método simulación gaussiana truncada será el siguiente:

1. Establecer las proporciones de las litologías y sus relaciones de contacto, resumir esta información en una regla de truncación.
2. Usando la regla de truncación, realizar variografía de las variables indicadoras de las litologías.
3. Simular la variable gaussiana en los lugares de los datos de manera condicional a los índices de litología mediante Muestreador de Gibbs. En este paso se realizarán múltiples realizaciones.

4. Realizar kriging simple usando la covarianza de la variable gaussiana y las simulaciones anteriores como datos condicionantes y simular un valor gaussiano.
5. Con los pasos anteriores se tendrán muchas simulaciones en cada lugar de destino. Utilizando la hipótesis multigaussiana la probabilidad condicional en la i -ésima litología y la j -ésima realización puede expresarse como sigue:

$$Prob(x \in F_i, \text{real } j) = G\left(\frac{u^i - Y_{SK}^j(x)}{\sigma_{SK}(x)}\right) - G\left(\frac{l^i - Y_{SK}^j(x)}{\sigma_{SK}(x)}\right) \quad (19)$$

Donde $Y_{SK}^j(x)$ es la estimación por kriging en la realización j , $\sigma_{SK}^2(x)$ es la varianza del kriging simple en el lugar x y $nreal$ indica el número de realizaciones, luego la probabilidad final de cada litología en un lugar x será:

$$Prob(x \in F_i) = \frac{1}{nreal} \sum_{j=1}^{nreal} \left(G\left(\frac{u^i - Y_{SK}^j(x)}{\sigma_{SK}(x)}\right) - G\left(\frac{l^i - Y_{SK}^j(x)}{\sigma_{SK}(x)}\right) \right) \quad (20)$$

2.4.2. Simulación Plurigaussiana.

Este método será una generalización de la simulación gaussiana truncada, se comienza definiendo varias reglas de truncación, pero ahora de funciones aleatorias diferentes, la cual será dado por lo siguiente:

$$I(x; y_1; y_2) = \begin{cases} 1 & \text{si } Y_1(x) < y_1 \\ 2 & \text{si } Y_1(x) \geq y_1 \text{ e } Y_2(x) < y_2 \\ 3 & \text{si } Y_1(x) \geq y_1 \text{ e } Y_2(x) \geq y_2 \end{cases} \quad (21)$$

Las etapas de la modelación serán las siguientes:

1. Inferir los parámetros del modelo a partir de los datos (variogramas de las gaussianas y umbrales).
2. Simular las funciones aleatorias gaussianas en los sitios de muestreo, es decir, condicionadas por los datos mediante muestreador de Gibbs.
3. Simular las funciones aleatorias gaussianas en el resto del espacio.
4. Aplicar truncamiento.

Además, se deberá definir para realizar los pasos anteriores:

1. El método de truncación o bandera, que influye en los contactos entre las unidades y en sus jerarquías.
2. Los umbrales, que influyen en las proporciones del espacio ocupadas por las distintas unidades geológicas.
3. Los variogramas de las gaussianas que influyen en los variogramas de los indicadores de cada unidad geológica.

2.4.4. Simulación Multipunto con Imágenes de Entrenamiento.

Cuando se habla de estadísticas de múltiples puntos es necesario definir el concepto de “Patrón”, el cual corresponderá a un conjunto de nodos (píxeles), cada uno con valores definidos, ordenados de tal manera que se puedan identificar de otros patrones con ordenamientos diferentes.

La base de la simulación con patrones es obtener realizaciones que respeten datos condicionantes y que reproduzcan frecuencias de ocurrencias de patrones definidos.

Guardiano y Srivastava (1993) presentan un algoritmo que introduce la estadística de múltiples puntos en la simulación secuencial, donde a partir de una imagen de entrenamiento se generan realizaciones estocásticas que estadísticamente son similares a la imagen empleada. Las probabilidades de ocurrencia de cada una de las categorías son obtenidas directamente desde la imagen de entrenamiento. Esto ocasiona muy altas demandas de tiempo computacional, ya que esta debe ser recorrida en cada punto no simulado para inferir su distribución de probabilidad condicional.

Strebelle (2002) plantea el algoritmo de Snesim basado en los conceptos de Guardiano y Srivastava (1993), pero optimizando la velocidad de búsqueda del proceso. Esta metodología permite construir realizaciones de la distribución de unidades geológicas condicionadas a datos y consistente con la interpretación geológica, utilizando para esto un modelo geológico convencional como imagen de entrenamiento (Strebelle, 2002).

El algoritmo de Snesim se basa en conceptos tales como: plantilla de búsqueda, patrón (data event), árbol de búsqueda, imagen de entrenamiento, etc.

A modo de definición podemos llamar imagen de entrenamiento a una imagen pixelada (nodos) en 2D ó 3D, que contiene una distribución espacial de categorías geológicas. Desde esta imagen el algoritmo de Snesim obtiene la información sobre la distribución espacial del modelo geológico. Se puede considerar un atributo, mediante una variable categórica, que puede tomar “ k ” posibles estados.

Un patrón de tamaño “ n ” estará definido por datos de n vectores desde un punto central cualquiera de la imagen de entrenamiento, el cual es desconocido.

En modo estocástico, los “ k ” posibles valores de la variable aleatoria de este punto desconocido del patrón serán caracterizados por su distribución de probabilidad condicional denotada por:

$$Prob\{S(u) = s_k | d_n\} = f(u; k | d_n), \quad k = 1, \dots, K \quad (24)$$

Donde $S(u)$ es la categoría en el punto “ u ” desconocido (central) del patrón, y d_n denota el patrón de “ n ” vectores de datos “alrededor” del punto desconocido “ u ”.

Para encontrar la función de probabilidad a posteriori, una alternativa puede ser hacer una búsqueda de las replicas de los patrones en la imagen de entrenamiento, labor que se realiza a través de un “árbol de búsqueda”.

Así, se tiene que las imágenes de entrenamiento sirven para estadística multipunto de geometrías difíciles y complejas, donde los métodos hasta ahora descritos tratan de buscar un patrón dentro de las imágenes de entrenamiento y guardar las ocurrencias de los datos para después encontrar la distribución de probabilidad condicional sobre ellas.

Los últimos avances del estado del arte en esta materia consisten en el método de “*Direct Sampling*” propuesto por Mariethoz (2010). Lo que este método propone es hacer un muestreo directo y así evitar contener las bases de datos de patrones en el árbol de búsqueda.

Las primeras aproximaciones de imágenes de entrenamiento que hicieron Guardiano y Svaristava (1993), y posteriormente Strebelle (2002) cuando formara el algoritmo de Snesim para operar las imágenes de entrenamiento tenían dificultades cuando se trataba de variables continuas y co-simulaciones. Posteriormente el método de Mariethoz (2010) viene a resolver estas dificultades.

Las estadísticas multipunto como se describió previamente representan las funciones de probabilidad acumuladas a posteriori de las variables aleatorias, para así poder hacer una simulación secuencial. Guardiano y Srivastava (1993) proponen recorrer toda la imagen de entrenamiento para cada iteración secuencial. Por otro lado Strebelle (2002) lo que propone es hacer una base de datos de las imágenes para posteriormente realizar las simulaciones secuenciales, evitando recorrer en la simulación de cada nodo toda la imagen de entrenamiento, esto lo realiza el algoritmo de Snesim, que mediante un árbol de búsqueda calcula la distribución a posteriori, pero existe la limitante de la memoria física de almacenamiento del computador.

La propuesta del “*Direct Sampling*” (Mariethoz, 2010) será simular los nodos apenas son reconocidos por patrones, o sea, evitar que se tengan que almacenar todas las coincidencias previamente. Es decir, al momento de obtener una coincidencia, simular inmediatamente, y después elegir otro nodo de manera aleatoria para continuar con la simulación.

2.4.5. Algoritmo Computacional SISIM.

La librería de herramientas geoestadísticas GSLIB (Deutsch & Journel, 1998) tiene una sección con un ejecutable que realiza simulación secuencial de indicadores, llamada SISIM. Este ejecutable realiza la metodología descrita en **Sección 2.4.1** mediante una programación en lenguaje computacional Fortran. Los pasos requeridos según la metodología son realizados mediante diferentes subrutinas computacionales, lo cual será descrito a continuación.

1. Se configuran y almacenan los parámetros de entrada como: radios de búsqueda, variogramas, número de datos condicionantes (datos originales y nodos previamente simulados) usados en las búsquedas.
2. Se leen los datos iniciales y se crean los indicadores.
3. Se crea una matriz de rotaciones y anisotropía la cual recibirá como inputs: los ángulos de búsqueda y anisotropía globales los cuales serán almacenados en una matriz de rotaciones.
4. Se configura la búsqueda donde se demarcarán los bloques que serán usados para la búsqueda de muestras vecinas al simular los puntos.
5. Se configura el orden de simulación de los datos de modo de formar un camino aleatorio con grillas múltiples.
6. Las muestras se asignan a nodos y se comienza la simulación del i -ésimo nodo.
7. Se realiza la búsqueda del número de vecinos establecido en los inputs de entrada por medio de búsqueda por superbloques y la búsqueda de nodos previamente simulados mediante búsqueda espiral (Deutsch & Journel, 1988)
8. Se realiza el kriging de indicadores del nodo que se está simulando tomando como datos condicionantes las muestras iniciales y los nodos previamente simulado.
9. Se simula el valor y se incorpora a los datos condicionantes.
10. Se inicia otro nodo siguiendo el camino aleatorio previamente determinado.

2.5. Geometrías no capturadas por técnicas convencionales.

Distribuciones de variables categóricas con continuidad asociada a geometrías curvilíneas resultan sumamente complejas de estimar y simular con las técnicas convencionales. Al utilizar un variograma global se pierde mucha de la información geológica con la que se cuenta. Esta información sin lugar a dudas debería ser tomada en consideración en las metodologías geoestadísticas. Como se aprecia en la **Ilustración 2** las litologías difícilmente pueden ser representadas por una dirección única de anisotropía y resulta predecible que la utilización de un variograma único conlleve a una reproducción deficiente de su geometría.

Definir de forma correcta la potencia y la ubicación de las estructuras geológicas resulta trascendental en el negocio minero pues se debe estar bastante seguro de que la operación resultará rentable antes de comenzar el desarrollo del proyecto. Actualmente, existen metodologías en desarrollo que incorporan las direcciones variables en el ámbito de las simulaciones de variables continuas (Boisvert, 2011), lo cual da pie a su extensión hacia las variables categóricas.

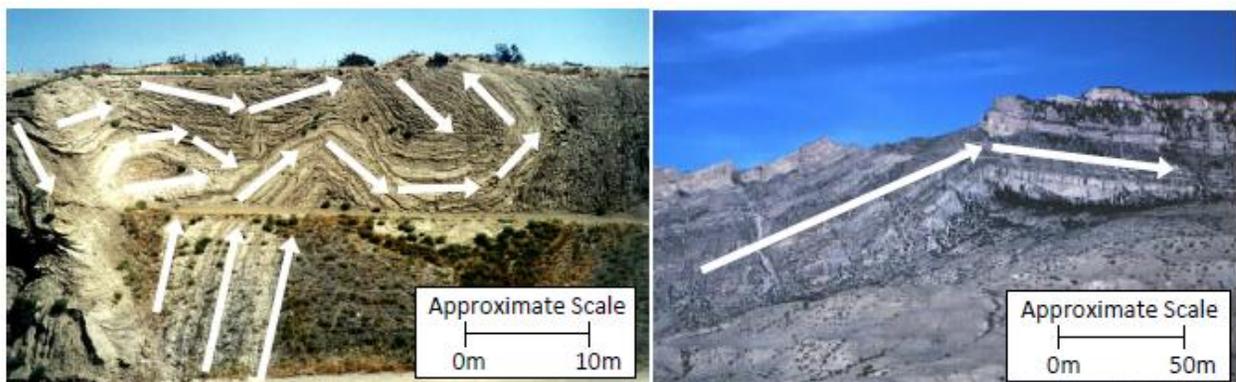


Ilustración 2: Estratos plegados mostrando direcciones de continuidad variables (Boisvert, 2011).

2.6. Simulaciones Geoestadísticas incorporando Direcciones Variables.

Los depósitos geológicos muestran aspectos no lineales como vetillas o pliegues que dan resultado un complejo sistema de anisotropías que dificultan modelar el cuerpo con las técnicas geoestadísticas disponibles. La metodología que será descrita incorpora los campos de

direcciones variables en kriging y simulaciones secuenciales gaussianas y se basa principalmente en modificar las distancias en las que los puntos son separados. Normalmente se usa el camino vía línea recta, sin embargo cuando existen aspectos no lineales en los cuerpos es apropiado usar un camino entre los puntos que siga los pliegues del mismo.

El algoritmo Dijkstra (1959) es usado para determinar el camino más corto entre los puntos. Este camino no lineal es una distancia no-euclidiana por ende, que el sistema de ecuaciones del kriging sea definido positivo será un aspecto no garantizado. El escalamiento multidimensional será usado para asegurar la definición positiva de la matriz de kriging.

La incorporación del algoritmo Dijkstra (1959) para encontrar la menor distancia entre puntos se puede explicar considerando el depósito sedimentario con un pliegue simple de la **Ilustración 3**. Desplegando el depósito a nivel de los estados previos al pliegue se revela el camino que relaciona los puntos A y B, en el espacio plegado. Este camino es no lineal pero sigue los campos de direcciones variables.

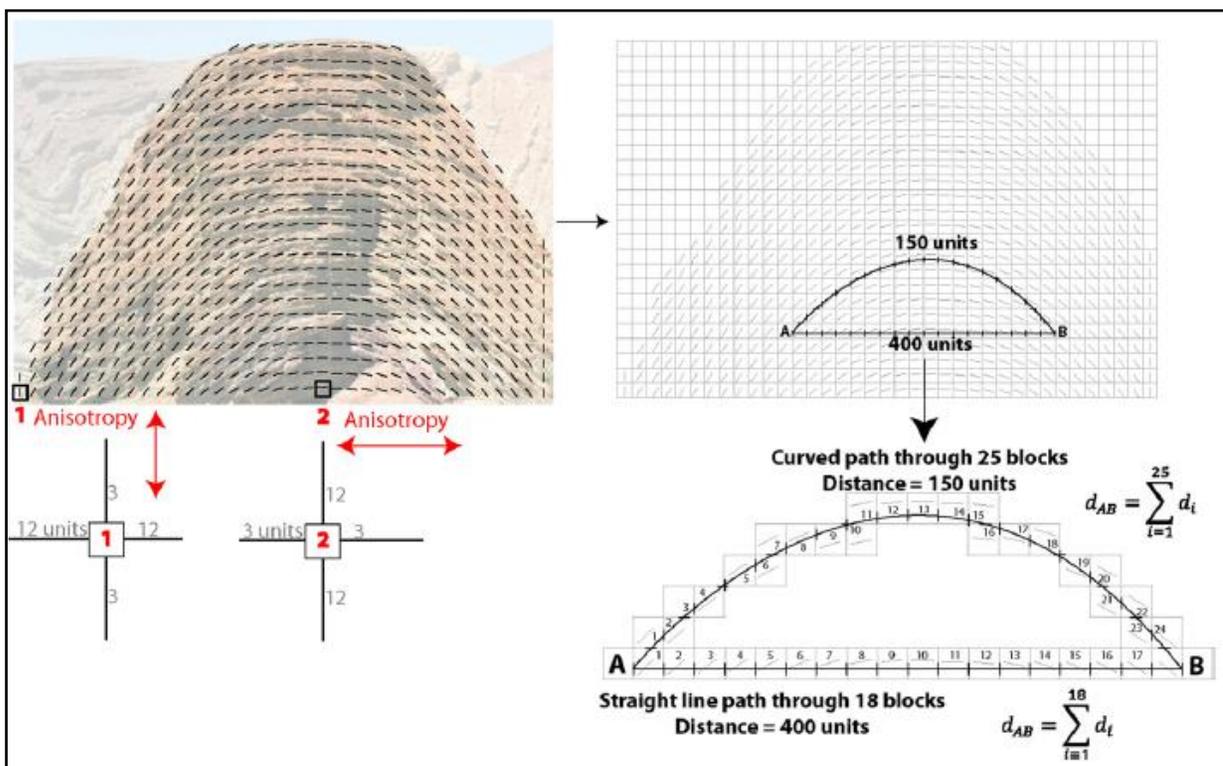


Ilustración 3: Anticlinal con grilla direcciones variables. Locaciones 1 y 2 ilustran como la distancia anisotrópica en la celda depende del campo de direcciones variable (Boisvert, 2011).

Considerando una grilla sobrepuesta al anticlinal con un campo de direcciones variables asociado, cada celda del modelo tendrá asociada una dirección diferente de continuidad. La distancia anisótropa entre las locaciones dependerá de la dirección de continuidad local. Así la distancia d_{AB} es la suma de las distancias a lo largo de las celdas atravesadas, por ende la premisa fundamental de esta técnica será que: “dos puntos en el espacio son relacionados mediante el camino con la mínima distancia anisótropa”. La **Ilustración 4** muestra un ejemplo de cómo el algoritmo de Dijkstra busca el camino más corto entre dos puntos conocidos, descartando entre todas las posibles direcciones que se pueden dar entre los vértices.

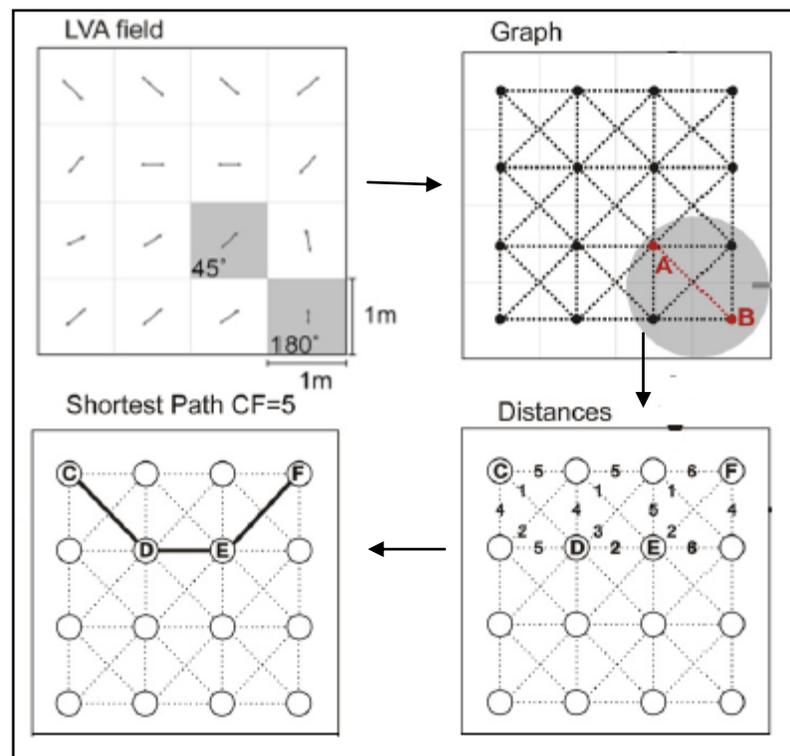


Ilustración 4: Representación gráfica, un modelo es representado como grafos con flechas entre vértices. (Boisvert, 2011).

La incorporación del camino más corto entre puntos al kriging y a las simulaciones secuenciales gaussianas no es sencilla. Los fundamentos matemáticos del kriging y la simulación secuencial gaussiana son basados en la solución de un sistema de ecuaciones definido positivo, lo cual es conocido como las ecuaciones del kriging:

$$\sum_{\beta=1}^n \lambda_{\beta} C(u_{\alpha}, u_{\beta}) = C(u, u_{\alpha}), \quad \alpha = 1, \dots, n \quad (25)$$

Si las covarianzas en **Ecuación 25** forman una matriz definida positiva, la solución al sistema de kriging es única y puede ser determinada (Christakos, 1984; Cressie, 1993). Normalmente la definición positiva se asegura con una distancia Eucladiana, pero esto no ocurre cuando ocupamos campos de direcciones variables con distancias anisótropas. Para satisfacer este criterio de definición positiva las posiciones de la grilla serán mapeadas en un espacio Euclidiano multidimensional, así será sencillo encontrar modelos válidos de covarianza que aseguren la definición positiva.

El kriging es el interpolador lineal que minimiza la varianza del error (Cressie, 1993; Deutsch and Journel, 1998). Los pesos del kriging son calculados mediante la resolución de las ecuaciones del kriging de Matheron (1963). El procedimiento será idéntico cuando se trabaja con campos de direcciones variables, pero será hecho en q dimensiones después de haber aplicado escalamiento (L- ISOMAP). En la **Ilustración 5** se da un ejemplo:

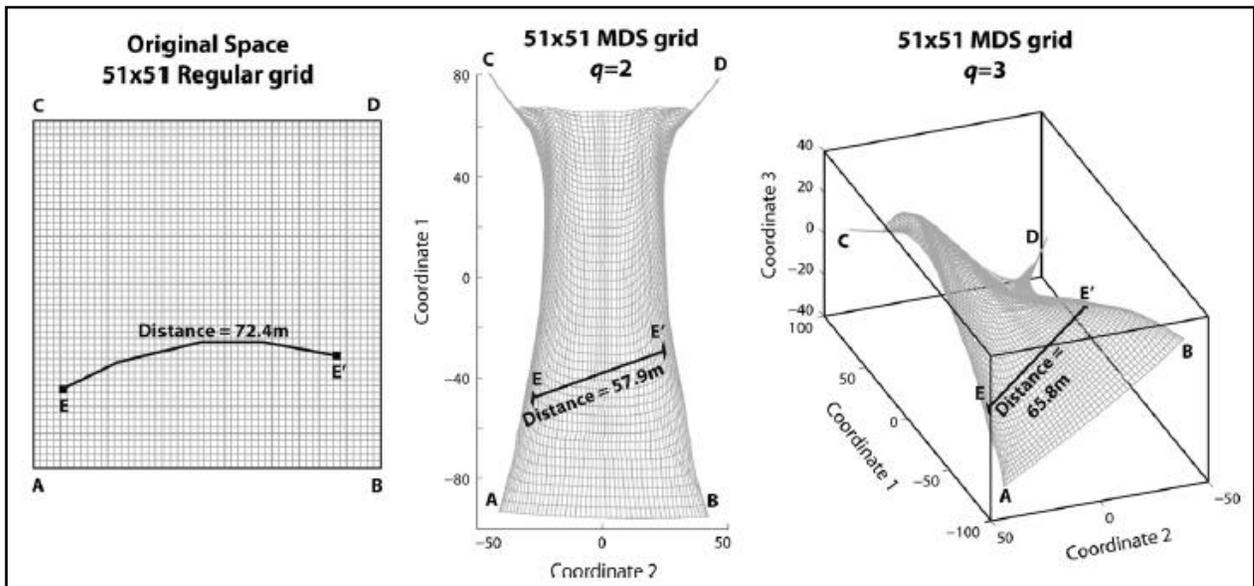


Ilustración 5: Transformación ISOMAP para una grilla de 51x51 usando un campo de direcciones variables, dependiendo del número de coordenadas en que se escaló el campo (q) (Boisvert, 2011).

Finalmente, la **Ilustración 6** presenta un diagrama con los pasos que el método computacional realiza, los cuales serán los siguientes:

1. Generar campo de direcciones variables.
2. Calcular la matriz de distancias iniciales entre puntos (**Ilustración 4**).
3. Usar el L-ISOMAP para usar las celdas en un espacio euclidiano de q dimensiones.
4. Modelar un variograma isótropo basado en los datos en q dimensiones. El variograma es usado para obtener las covarianzas entre las posiciones dado el campo de direcciones variables.
5. Para cada celda determinar los vecinos más cercanos y calcular la matriz de distancias $n \times n$ requerida.
6. Desde la matriz de distancias, calcular la matriz de covarianzas utilizando el variograma.
7. Resolver el sistema de ecuaciones y calcular el valor estimado y la varianza.

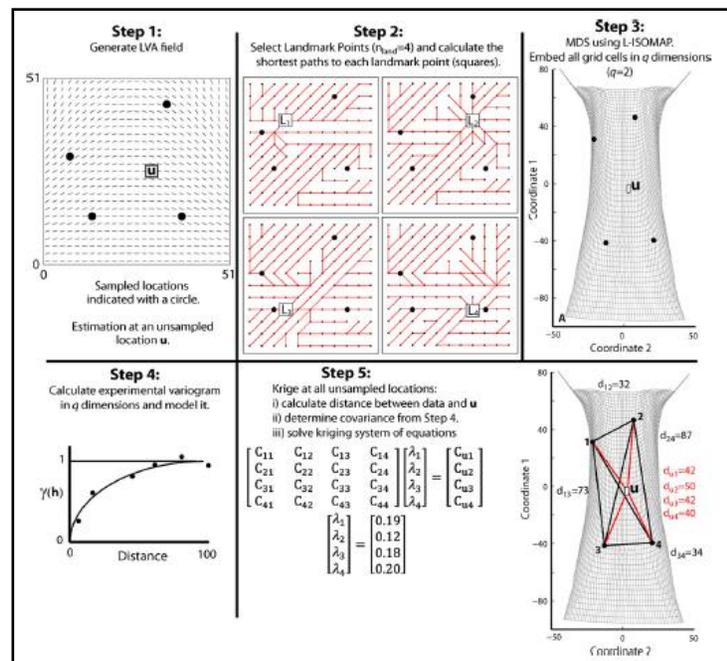


Ilustración 6: Pasos ejemplificados de kriging con direcciones variables (Boisvert, 2011).

La motivación para considerar la simulación secuencial gaussiana es la reproducción de la correcta variabilidad mostrada en los datos originales. Esto es logrado mediante la generación de realizaciones de la variable aleatoria $Z(x)$. La simulación secuencial gaussiana con campos de direcciones variables es similar a la simulación secuencial gaussiana tradicional, pero se realiza el escalamiento en q dimensiones. Los inputs necesarios para la simulación secuencial gaussiana serán el campo de direcciones variables, el número de datos cercanos a considerar, el variograma isótropo y los parámetros necesarios para el alto escalamiento de coordenadas (L – ISOMAP) de modo de plasmar el campo de direcciones variables en las simulaciones.

2.6.1. Algoritmo Computacional SGS_LVA.

La librería de herramientas geoestadísticas GSLIB tiene una sección con un ejecutable que realiza una simulación secuencial gaussiana con direcciones variables llamada SGS_LVA. Este método realiza los pasos de la **Sección 2.6** mediante subrutinas del lenguaje de programación Fortran. Los pasos serán descritos a continuación.

1. Se configuran y almacenan los parámetros de entrada como: radios de búsqueda, variograma isótropo, número de datos condicionantes de datos y nodos previamente simulados usados en las búsquedas además del número de dimensiones para hacer el escalamiento y la cantidad de sectores condicionantes para el algoritmo de Dijkstra (1959) por coordenada.
2. Se leen los datos iniciales y se crean los indicadores.
3. Crear grilla de landmark points y se crean los grafos de direcciones que servirán para calcular los caminos más cortos mediante el algoritmo de Dijkstra (1959).
4. Se hace el alto escalamiento de coordenadas (L-ISOMAP) de la grilla de estimación de acuerdo al campo de direcciones variable.
5. Se configura el orden de simulación de los datos de modo de formar un camino aleatorio con grilla múltiple de factor 4.

6. Las muestras se asignan a nodos y se comienza la simulación del i -ésimo nodo.
7. Se realiza la búsqueda del número de vecinos establecido en los inputs de entrada por medio de búsqueda por superbloques y la búsqueda de nodos previamente simulados.
8. Se realiza el kriging del nodo que se está simulando tomando como datos condicionantes las muestras iniciales y los nodos previamente simulados. y se inicia otro nodo siguiendo el camino aleatorio previamente determinado mediante realización de Monte Carlo, repitiendo los pasos descritos para el nodo anterior previamente simulado.

3. METODOLOGÍA

La metodología que se realiza para la simulación de categorías incorporando direcciones variables en esta memoria de título se enmarca en un caso de estudio donde se utilizará el método desarrollado computacionalmente, para posteriormente analizar sus resultados, de modo tal de observar si la realidad geológica medida de forma de rumbos y manteos de estratos e incluida de manera cuantitativa al problema en la forma de campo de direcciones variables es plasmada en los resultados. Particularmente se tomará una base de datos de un yacimiento de Oro “Jerónimo” ubicado en la Región de Atacama, Chile, el que presenta pliegues en sus litologías, lo cual la hace propicia para el caso de estudio desarrollado en esta memoria de título. Los pasos a desarrollar a lo largo de éste serán descritos a continuación.

1. Se procede a revisar la información geológica relevante del yacimiento, se estudia su ubicación, formaciones importantes, litologías y sistema de fallas del área de simulación. La variable categórica que se estudiará a lo largo del caso corresponde a un indicador de unidad geológica del yacimiento mineral, la cual en la base de datos recibe el nombre de geocod y puede tomar valores 1, 2, 3 y 99. Este código se refiere a la zona de ubicación del compuesto, la cual puede ser Upper Zone (1), Inter Zone (2), Lower Zone (3) y Waste (99), zonas que se encuentran delimitadas, en parte, por el sistema de fallas del yacimiento, lo que será de utilidad a la hora de validar los métodos de simulación.
2. Se prosigue con el reconocimiento de la base de datos “Jerónimo”, la cual contiene información de ubicación, leyes y unidades geológicas del yacimiento (geocod). El procedimiento es desplegar visualizaciones en el software computacional U-Mine de las variables de interés (geocod), de modo de encontrar cualquier dato aberrante, además de obtener las dimensiones de las zonas muestreadas y que se pueda rescatar, a priori, relaciones de tamaño entre las zonas que se simularán.
3. Posteriormente se realizarán histogramas de los indicadores de unidad geológica (geocod), con el objetivo de encontrar las proporciones de estos. Se realiza un análisis de

desagrupamiento por celdas, de modo de obtener el tamaño de los bloques de simulación. Gracias a esta herramienta, se podrá tener las proporciones desagrupadas, las cuales jugarán un papel fundamental en el estudio variográfico y simulaciones.

4. Se incorporará la realidad geológica al método propuesto en esta memoria de título por medio de la inclusión del campo de direcciones variables a las futuras simulaciones. Para la creación de este campo se procede a realizar mediciones de rumbos y manteos de estratos mineralizados condicionantes de modo de añadir datos geológicos que acotarán las simulaciones de modo que estas sean más cercanas a la realidad.
5. La siguiente etapa es realizar las simulaciones de las zonas del yacimiento “Jerónimo” mediante la metodología convencional y la metodología de direcciones variables. En el caso de la simulación convencional, ésta se realiza con el ejecutable de la librería geoestadística GSLIB SISIM (Deutsch C. V., Journel A. G., 1998), posterior a haber realizado el estudio variográfico de los indicadores.
6. En el caso de la simulación de las zonas del yacimiento “Jerónimo” mediante la metodología ideada en el trabajo de título, es decir la incorporación de las direcciones variables, se comienza con la creación del algoritmo computacional, el cual fusiona herramientas de la recién comentada SISIM y de la herramienta SGS_LVA (Boisvert J., 2011). Se prosigue con la generación del campo de direcciones variable del yacimiento, lo cual se realiza con la metodología de kriging ordinario de direcciones condicionantes. Teniendo el campo de direcciones variables se podrá realizar el estudio variográfico el cual generará variogramas isotropos. Estos serán usados en la simulación de indicadores con direcciones variables, lo cual es realizado por el ejecutable programado en este trabajo de título, llamado SISIM_LVA.
7. Finalizadas las simulaciones del yacimiento “Jerónimo”, tanto con el método convencional como con el método que considera las direcciones variables, se procede a la validación de las simulaciones, de modo de tener el respaldo práctico para realizar futuros

análisis acerca de las ventajas de utilizar las direcciones variables. Las validaciones que se realizan son la visual, la estadística basada en las proporciones de los indicadores post-simulaciones y el análisis de direcciones de manteos de las zonas obtenidas vía simulación.

3.1. Algoritmo Computacional SISIM_LVA.

Se comienza con la investigación de los códigos computacionales programados en lenguaje Fortran, los cuales contienen las metodologías relacionadas al tema de las simulaciones categóricas. Primero se realiza el estudio del código de simulación categórica GSLIB SISIM, donde se realiza el análisis de sintaxis del código y de las subrutinas asociadas que éste utiliza. Posteriormente se puntualiza los sectores del código que podrán ser potenciales puntos de cambio del algoritmo para la incorporación de las direcciones variables.

Luego del estudio de los códigos de simulación categórica se recurre a los códigos que han incorporado la realidad geológica por medio de las direcciones variables en la estimación de variables continuas como lo es GSLIB SGS_LVA, KT3D_LVA y GAMV_LVA, realizando lo análogo que se hizo con los códigos de simulación categórica, es decir, analizar minuciosamente el código para conocer su funcionamiento y potenciales subrutinas que podrán ser enlazadas con la simulación de categorías y así poder obtener la simulación que incorpora las direcciones variables.

Una vez conocidos los códigos de GSLIB que realizan las simulaciones de variables categóricas y continuas se procede a la construcción del método computacional que llevará a cabo la simulación de categorías con direcciones variables. La base del método será el código de simulación de categorías GSLIB SISIM, al cual se modificará su funcionamiento, por medio de nuevas subrutinas provenientes de SGS_LVA para así lograr incorporar las direcciones variables al método SISIM.

Este estudio será enfocado en encontrar nexos computacionales entre la simulación categórica, por medio de GSLIB SISIM, y la simulación de variable continua que incorpora direcciones variables, por medio de SGS_LVA.

3.1.1. Modificación de GSLIB SISIM.

Como se explicó en el **Capítulo 2**, el algoritmo de GSLIB SISIM se basa en la búsqueda de vecinos según variograma global el cual representa la continuidad del dominio de simulación mediante una sola dirección de continuidad para cada categoría. Las subrutinas que se encargan de realizar estas búsquedas se basan en distancias métricas entre los nodos de simulación, no tomando en cuenta la realidad geológica de manera ideal.

Con la intención de incorporar la geología al método de simulación lo que se realiza es modificar la forma de búsqueda que utiliza GSLIB SISIM por una búsqueda que sea del modo que la realiza GSLIB SGS_LVA, la cual se basa en campos de direcciones variable de datos geológicos medidos en terreno del dominio de simulación como se vio en el **Capítulo 2**.

3.1.2. Herramientas Extraídas desde GSLIB SGS_LVA.

El algoritmo GSLIB SGS_LVA realiza la búsqueda de manera significativamente diferente a GSLIB SISIM, puesto que la realiza en un campo deformado, donde las distancias utilizadas serán establecidas de acuerdo a las direcciones variables que representan la realidad geológica. Para estos efectos se toman las subrutinas de GSLIB SGS_LVA que permiten incorporar los datos de las direcciones variables y las cuales tienen una metodología de búsqueda de nodos vecinos de manera tal que las simulaciones plasmen la realidad. Estas subrutinas se insertan en el algoritmo computacional de GSLIB SISIM de modo que este ejecutable cambie su forma de búsqueda de datos vecinos al simular un nodo incorporando la realidad geológica que tiene el campo de direcciones variables.

Los pasos que realiza el método computacional modificado SISIM_LVA serán los siguientes:

1. Leer los input del archivo de parámetros (variogramas, radio de búsqueda y campo de direcciones variables), almacenar y codificar las muestras iniciales.
2. Si existen nodos previamente simulados, son considerados como parte de los datos condicionantes.
3. Se lee el campo de direcciones variables alojado en archivo input externo.
4. Se generan puntos de referencia para calcular los “caminos más cortos” entre nodos con el algoritmo de Dijkstra (1959).
5. Se calculan las distancias entre los puntos de referencia.
6. Se procede a la deformación del campo, según el campo de direcciones variables, creando nuevas coordenadas en N dimensiones para los nodos.
7. Se procede a la búsqueda de vecinos, según las nuevas coordenadas.
8. Se calcula la probabilidad de ocurrencia de la i-ésima categoría en un nodo al azar mediante kriging, y se constituye la función de distribución de probabilidad.
9. Se simula un valor categórico para el punto.
10. Se busca un nuevo nodo para simular.

3.2. Estimación Campo de Direcciones Variables.

Como parte de la metodología para el estudio de caso se deberá estimar el campo de direcciones variables, que será el input de la simulación de indicadores. El campo de direcciones variables será estimado mediante el *kriging ordinario* de ángulos de direcciones variables (Leiva, 2007). El campo se genera a partir de un número determinado de datos condicionantes donde se conoce el ángulo de manto de estratos los cuales representarán la continuidad local del yacimiento. La metodología permite la creación de un campo de direcciones variables en 3D.

La estimación del campo de direcciones variables se realiza condicionada a información que se posee de direcciones de anisotropía locales. Esta información puede ser obtenida de varias fuentes:

- Inferencia de estructuras como estratificaciones, fallas o fracturas relacionadas con la variable categórica en estudio.
- Ángulos de manto de los estratos medidos localmente.
- Interpretaciones y proyecciones de tendencia de las muestras condicionantes.

La estimación del campo de direcciones variable se realizará mediante *kriging ordinario* de mediciones de datos condicionantes obtenidos desde visualizaciones secciones y plantas el yacimiento de oro “Jerónimo”. Las mediciones condicionantes consistirán en ángulos de manto locales de los estratos de donde las cuales se han obtenidos las muestras pertenecientes a un indicador de zona determinado.

Para la estimación del campo, los ángulos serán separados en sus componentes x, y, z, para posteriormente realizar un *kriging ordinario* por cada componente con un variograma esférico de alcance alto. A partir del resultado estimado por componente se formará el campo de direcciones variables.

4. CASO DE ESTUDIO JERÓNIMO

El caso de estudio se realiza siguiendo la metodología del **Capítulo 3** y tendrá por objetivo principal generar antecedentes de cara a una comparación entre la metodología convencional de simulación de indicadores y el método ideado de direcciones variables. En la práctica, esto es una comparación de SISIM versus SISIM_LVA en términos de visualización, estadísticas y variabilidad de las simulaciones.

Se desarrolla la simulación en un volumen de 1720x810x580 [m]. Los datos utilizados corresponderán a una porción de un yacimiento de oro en mantos de baja potencia parametrizado en una base de datos de 4 variables: X, Y, Z y *geocod*, variable que indica la unidad de estimación del compósito en el yacimiento. Con la información anterior se podrán realizar las simulaciones planificadas además de formar el campo de direcciones variables necesario para la metodología ideada. Al final de este capítulo se tendrán resultados de las simulaciones que permitirán una delimitación de las zonas del yacimiento a partir de las dos metodologías.

4.1. Geología del Yacimiento.

El yacimiento se encuentra ubicado en la III Región de Chile, Provincia de Chañaral, Comuna de Diego de Almagro, a unos 25 Km en línea recta al sureste del Complejo Industrial Potrerillos.

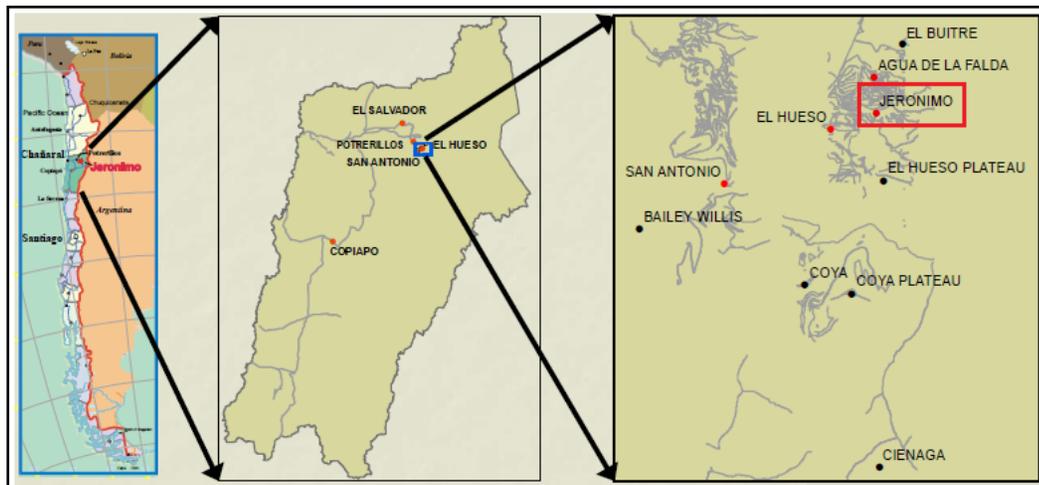


Ilustración 7: Ubicación Jerónimo.

El área en que se emplaza el yacimiento, es casi en su totalidad una secuencia calcárea correspondiente a las Formaciones Montandón y Asientos (Arenas O.; Guerra R. y Barrera L, 2005), ambas de edad Jurásico. Esta secuencia sedimentaria está cubierta en contacto discordante por una potente secuencia volcánica asignada a la unidad Cerro Los Valientes. Desde la base al techo, la secuencia sedimentaria fue separada en varias unidades según sigue (Arenas O.; Guerra R. y Barrera L, 2005):

Unidad A: Corresponde al techo de la Formación Montandón y es una roca fisible de color negro, con laminación fina y un espesor aproximado de 410 m. Corresponde a calizas limolíticas y arcillosas de color negro. En algunos sondajes presenta mineralización asociada, con potencia de 12 m.

Unidad B: Corresponde al piso de la Formación Asientos y es una arenisca calcárea media a fina y calizas con laminaciones negras. Además incluye intercalaciones fosilíferas y otras con chert. Presenta un espesor aproximado de 60 m. Generalmente hospeda mineralización en el techo y en el contacto con el nivel C con una buena continuidad lateral.

Unidad C: Es el nivel guía de la mineralización y corresponde a areniscas finas bioclásticas calcáreas, calizas bioclásticas y coquinas. Presenta un espesor de entre 10 a 12 m. Generalmente está mineralizada, sobre todo cuando está compuesta por coquinas, desarrollando zonas de alta ley, ocasionalmente brechizadas en las zonas cercanas a fallas de alto ángulo.

Unidad D: Generalmente asociada al nivel C, es una arenisca calcárea con fragmentos redondeados de cuarzo, puede ser confundida con el piso de la unidad E. Presenta un espesor de 10 a 13 m y ocasionalmente puede presentar mineralización, sobre todo si los niveles inferiores no fueron buenos huéspedes.

Unidad E: Esta es la unidad más gruesa y corresponde a calizas arenosas con intercalaciones de niveles oolíticos y fosilíferos. También presenta en el techo niveles de areniscas finas a gruesas calcáreas multicolores. Tiene un espesor de 110 m. Ocasionalmente presenta buenos niveles mineralizados dentro de bloques definidos por fallas de alto ángulo y cerca de la superficie.

Unidad F: Principalmente calizas oolíticas y/o fosilíferas. Con un espesor variable entre 20 a 30 m. Generalmente no está mineralizada, excepto en algunos contactos con las rocas volcánicas. Cabe destacar que en la mina El Hueso fue una de las unidades huésped de la mineralización.

Estructuras: Ambas secuencias, sedimentaria y volcánica, están afectadas por un complejo cuadro estructural que está definido al menos por cuatro sistemas principales con orientación N60°-80°W, N30°E, EW y por un sistema de fallas de bajo ángulo que están representadas en el sector por las fallas Jerónimo y Sílica Roja. La falla normal Mapuche genera dos bloques principales conformando los cuerpos Upper, al este de la falla, y Lower (Lower & Extensión), al oeste de la misma; dando lugar a un salto de más de 200 metros en la vertical.

El modelo estructural queda definido por la estructura más importante que corresponde a la falla Mapuche. Se trata de una falla normal de alto ángulo y rumbo variable NS al norte, a EW al sur; describiendo una traza semicircular, y produciendo un salto de alrededor de 200 a 250 metros en la vertical. Esto a su vez, genera dos bloques o dominios, Upper Jerónimo (Upper) y Lower Jerónimo (Lower y Extensión) (**Ilustración 10**), lo cual queda confirmado al contornear la elevación a la cual fue interceptada la unidad C en cada bloque. En el borde sur occidental del bloque Upper, el sistema de fallas (Normal 1 a Normal 3) genera un bloque de 700 m x 100 m que consta de 3 fallas normales principales de rumbo NW y manteo fuerte al SW y fallas inversas, definiendo la zona Inter Fault (**Ilustración 8**).

La Falla Jerónimo, en **Ilustración 9**, corresponde a un grupo de fallas inversas de bajo ángulo y rumbo NS a NNE con manteos de 10° a 20° al oeste que cortan rocas volcánicas de la Secuencia Cerro Valiente y sedimentarias de la Formación Asientos, y a fallas del sistema Mapuche. La Falla Sílica Roja, en **Ilustración 9**, de tipo inversa, de rumbo NNE y manteo de ~45° al NW, fue definida y controlada por interceptos de sondajes. Localmente sobre escurre rocas de la Formación Asientos (Unidad E) sobre rocas volcánicas de la Secuencia Cerro Valiente.

Mineralización: El depósito Jerónimo corresponde a un cuerpo mineralizado con contenidos variables de oro, emplazado en rocas sedimentarias marinas de edad Jurásico Medio a Superior de la Formación Asientos. El huésped principal corresponde a calizas bioclásticas con tamaños de grano medio a grueso. La alteración está restringida al piso de la unidad D, la unidad C y al techo de la unidad B y corresponde a grados variables de silicificación, decalcificación y piritización.

La mena corresponde a oro contenido en piritas y arsenopiritas. El tamaño promedio del oro alcanza los 4 micrones. La ganga corresponde a rodocrosita, rejalgam y oropimente. En menor proporción se presentan calcitas ricas en manganeso, baritina, esfalerita, galena y estibnita.

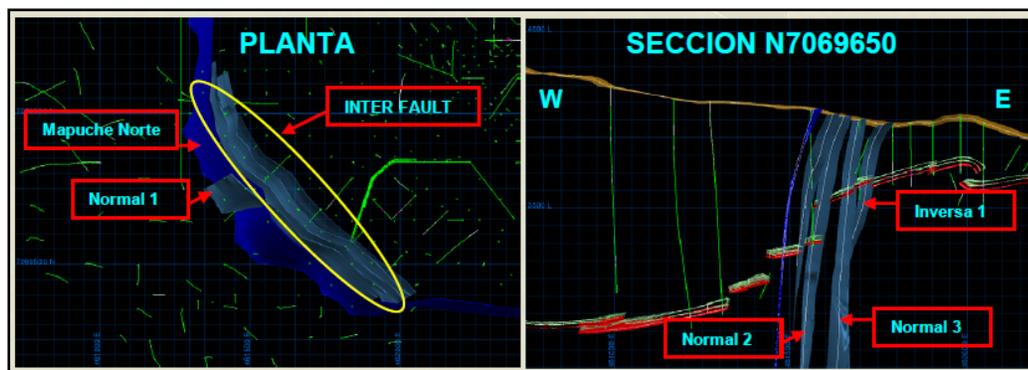


Ilustración 8: Sistema de fallas Mapuche y Normal de Jerónimo.

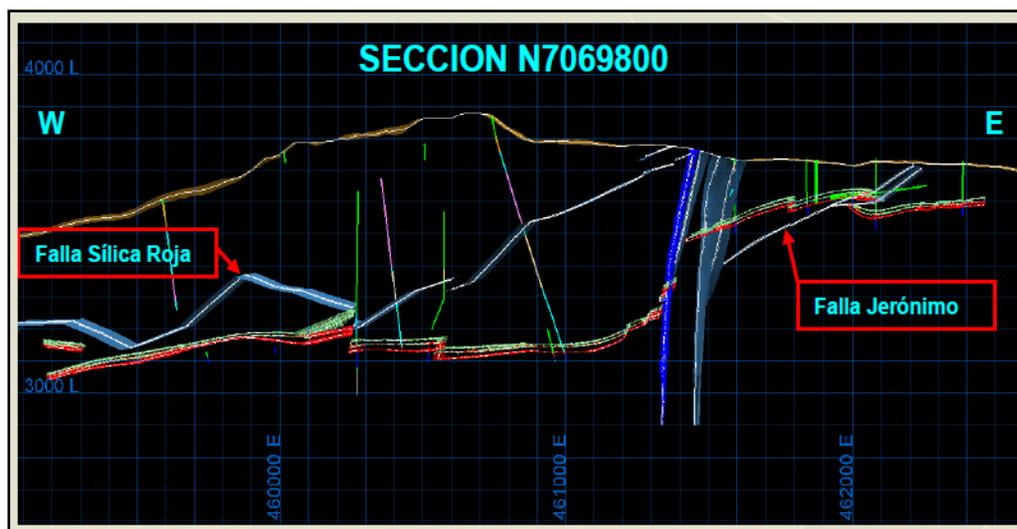


Ilustración 9: Fallas Jerónimo y Sílica Roja.

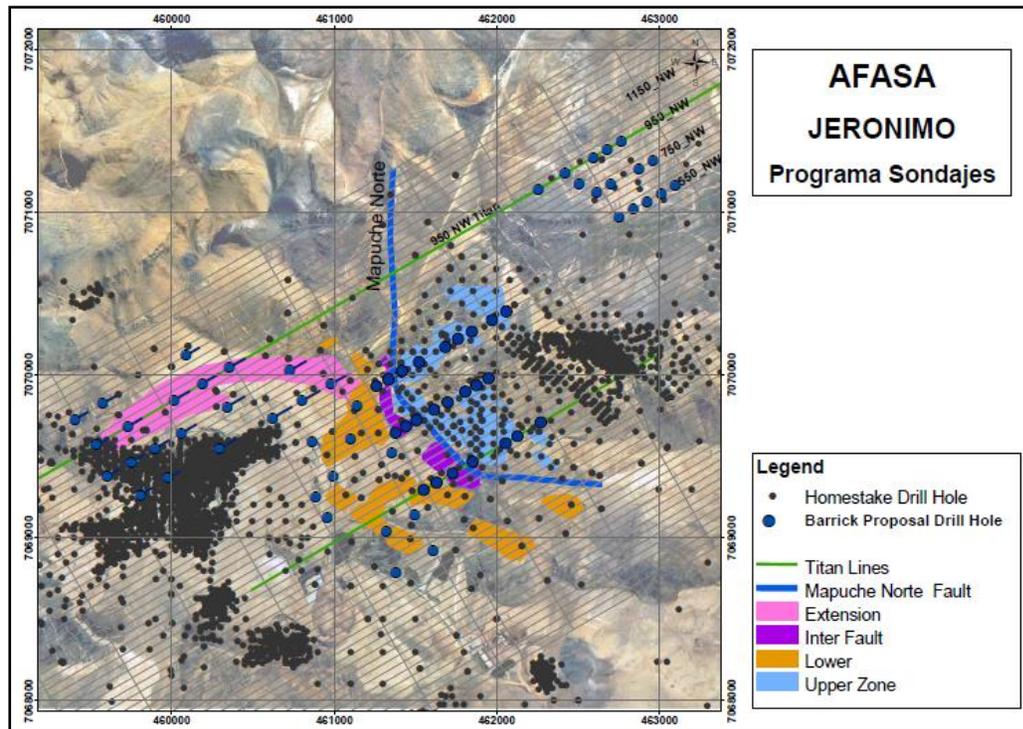


Ilustración 10: Disposición de zonas según estructuras.

4.2. Información Disponible.

Se posee una base de 46252 datos con información de ubicación, leyes y unidades de estimación (zonas), las cuales serán Upper, Inter, Lower y Waste. Estos datos provienen de dos campañas de sondajes realizadas al depósito. La **Tabla 1** muestra las estadísticas del yacimiento. Por simplicidad se toma la siguiente codificación de datos: 1= Upper, 2 = Inter, 3 = Lower, 99 = Waste.

Tabla 1: Estadísticas Básicas.

	Mínimo	Máximo	Cuenta
Coord. X	459259	462646	-
Coord. Y	7068149	7070722	-
Coord. Z	2993	3752	-
Zona 1	-	-	1081
Zona 2	-	-	113
Zona 3	-	-	193
Zona 99	-	-	44865

Además se podrá obtener la información de direcciones de rumbo y manto de estratos de donde se obtuvieron los datos, lo cual será útil a la hora de la generación del campo de anisotropías variable. La **Ilustración 11** presenta la distribución espacial de las muestras del yacimiento Jerónimo cargadas en el software U-Mine.

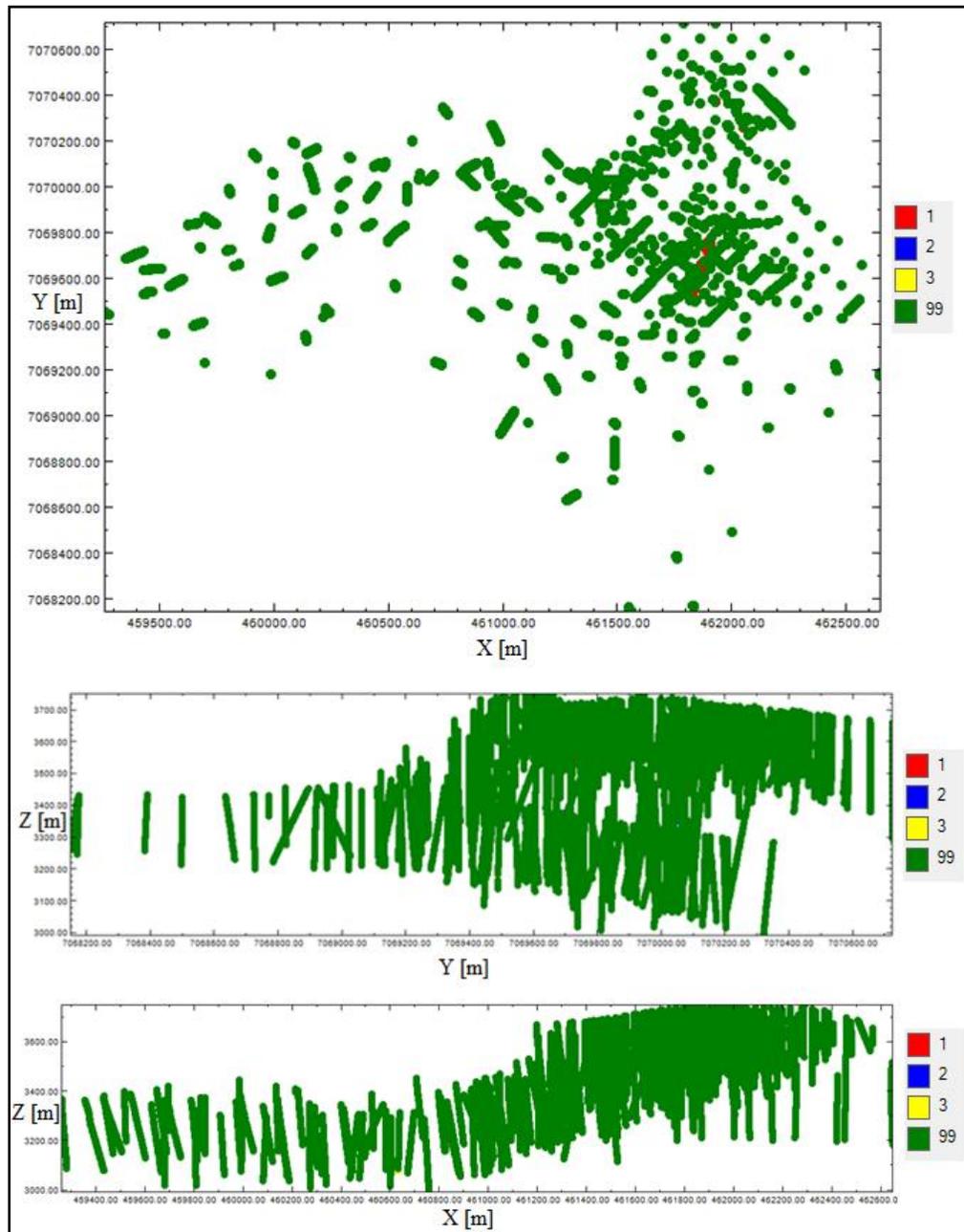


Ilustración 11: Visualizaciones de totalidad de datos iniciales de Yacimiento Jerónimo.

Para el desarrollo del caso de estudio se utiliza un subespacio de menores dimensiones que el espacio anteriormente presentado en **Ilustración 11**. Utilizar un subespacio de menores dimensiones permitirá tener un modelo de bloques con menos celdas y que su manipulación demandará menos tiempo computacional. Las estadísticas de este subespacio se muestran en la **Tabla 2**.

A partir de este momento todo el estudio de caso se realizará sobre el subespacio de la **Tabla 2**, con un total de 17747 datos, al referirnos a la base de datos Jerónimo se estará refiriéndose a este subespacio.

Tabla 2: Estadísticas básicas subespacio Jerónimo.

	Mínimo	Máximo	Cuenta
Coord. X	460302	462006	-
Coord. Y	7069516	7070317	-
Coord. Z	3065	3625	-
Zona 1	-	-	117
Zona 2	-	-	61
Zona 3	-	-	105
Zona 99	-	-	15464

Además se podrá obtener de manera más simple la información de ángulos de manto al tener un subespacio de menores dimensiones, lo cual será muy útil a la hora de la generación del campo de direcciones variable. La **Tabla 3** muestra las dimensiones espaciales del dominio que serán usadas en estudio variográfico. La **Ilustración 12** presenta la distribución espacial de las muestras del yacimiento Jerónimo cargadas en el software U-Mine.

Tabla 3: Dimensiones muestreo de zonas.

	Dimensión X[m]	Dimensión Y[m]	Dimensión Z[m]
Zona 1	625	711	176
Zona 2	427	551	192
Zona 3	1006	564	167
Zona 99	1703	805	560

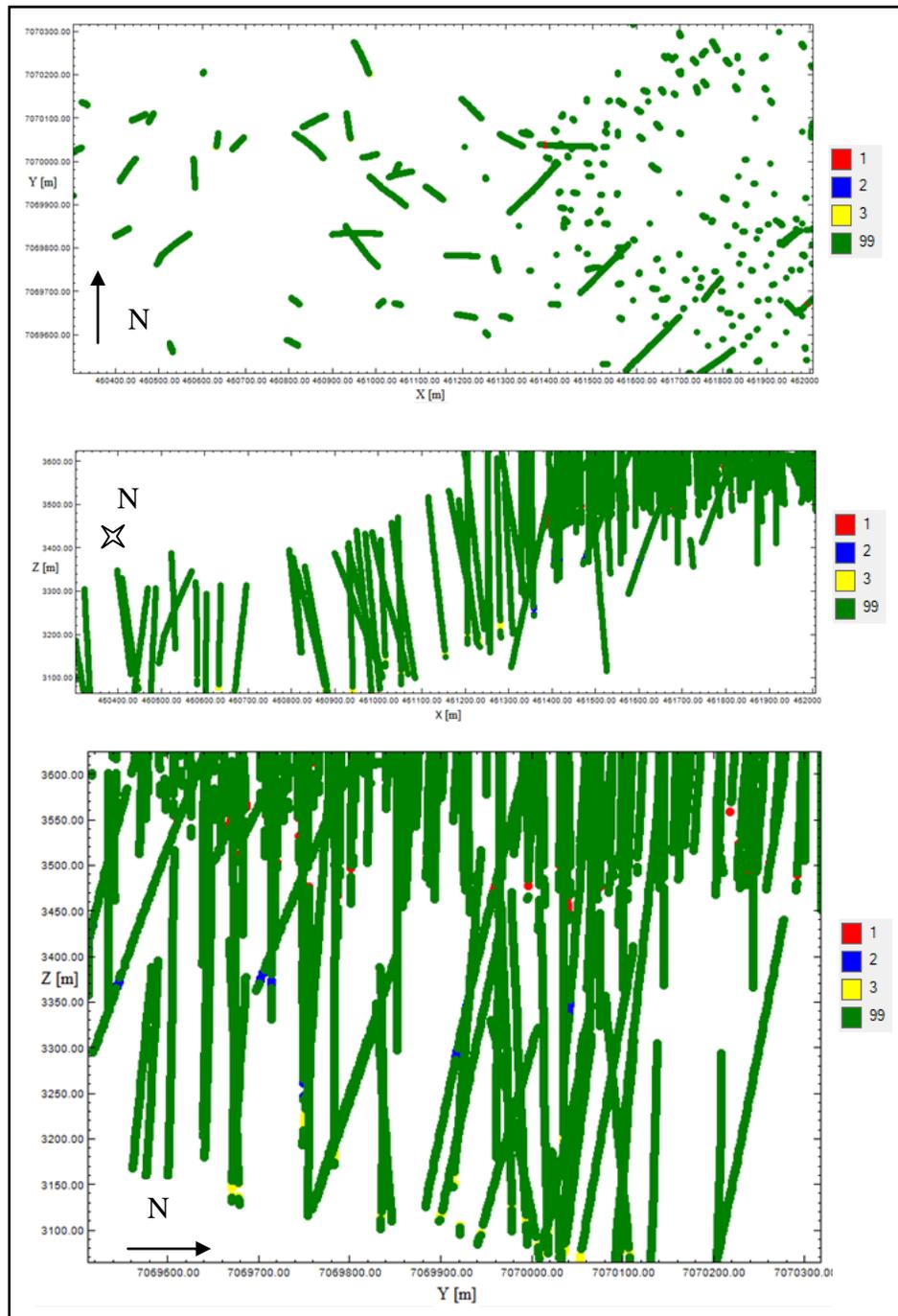


Ilustración 12; Visualización totalidad de muestras en subespacio reducido de dominio Jerónimo.

Siguiendo con el estudio de los datos, se realizan histogramas sin desagrupar de la nueva base de datos reducida, obteniendo la proporción de estos además de permitir observar algunas particularidades de la base de datos. Al realizar un histograma sin desagrupar de los datos se tendrá:

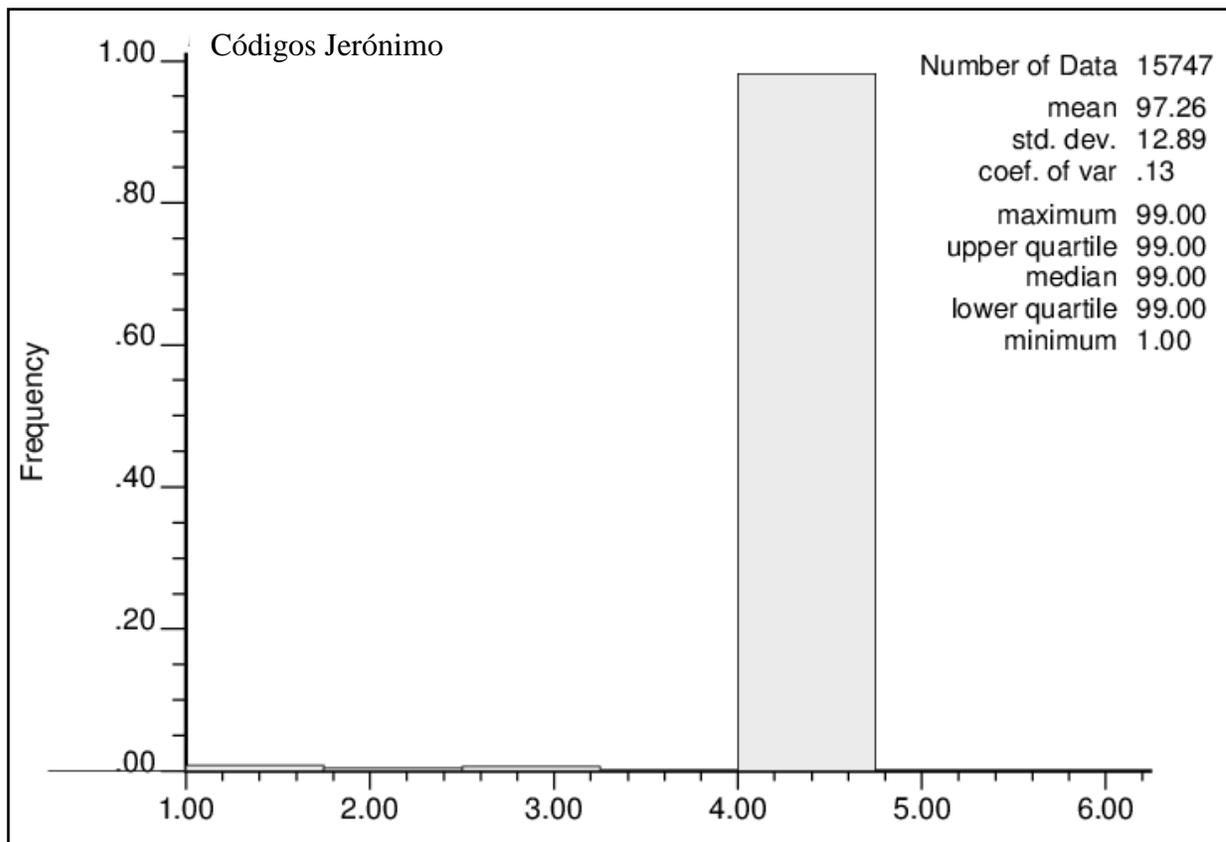


Ilustración 13: Histograma Zonas Jerónimo (zona 99 se agrupa en índice 4).

Como se puede observar a partir del histograma anterior, existe una zona predominante, la cual será la de código 99 (en **Ilustración 13** se muestra como la de código superior a la número 4, por comodidad visual del histograma). El código 99 posee tal predominancia en número en el dominio de muestras que impide hacer comparaciones entre las muestras de código 1, 2 y 3.

Para efectos de estudiar el comportamiento estadístico de los datos con código 1, 2 y 3 se realiza una visualización e histograma del dominio Jerónimo filtrando el código 99 que predominó en las vistas anteriores, además de impedir ver los códigos 1, 2 y 3. En la **Ilustración 14** se puede apreciar las muestras del dominio Jerónimo sin ser cargado el código 99.

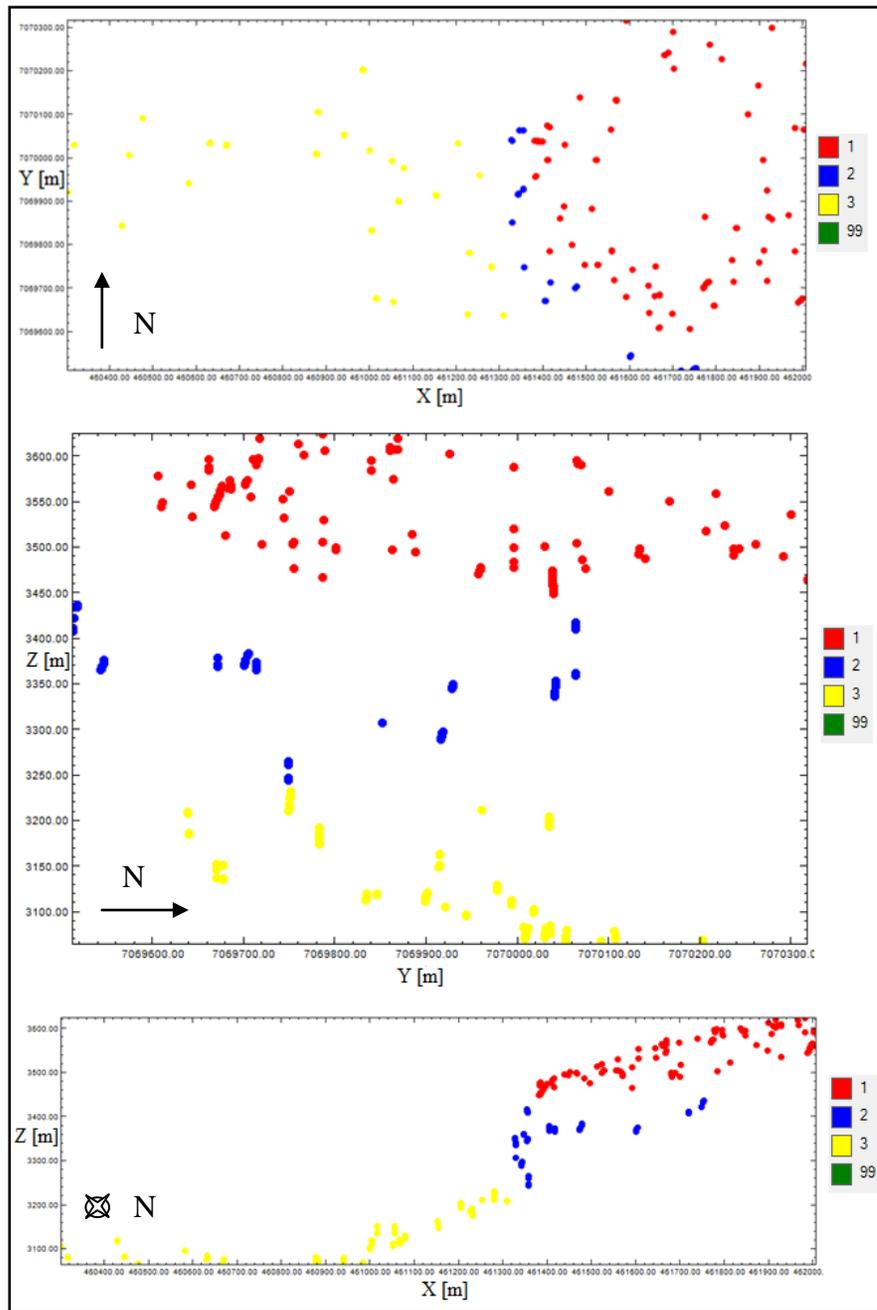


Ilustración 14: Muestras de Yacimiento Jerónimo omitiendo código 99 en sección total.

4.3. Desagrupamiento e Histograma de Datos.

Los datos disponibles del yacimiento Jerónimo se encuentran compositados cada 3m a lo largo de los sondajes, estos son verticales y subverticales. Como se aprecia en **Ilustración 12**, se encuentran espaciados aproximadamente cada 30 m.

En la **Ilustración 15** se puede observar las variaciones que ocurren en la media de los indicadores del código 1 (la cual será la referencia para el desagrupamiento del dominio) para distintos tamaños de celda, donde en el eje X corresponde al tamaño de celda en la coordenada X medida en metros y el eje Y muestra la media del indicador. La anisotropía de celda se realiza tomando en cuenta las dimensiones del dominio de la **Tabla 2**, por lo que se establece una razón de 1:0.5:0.5.

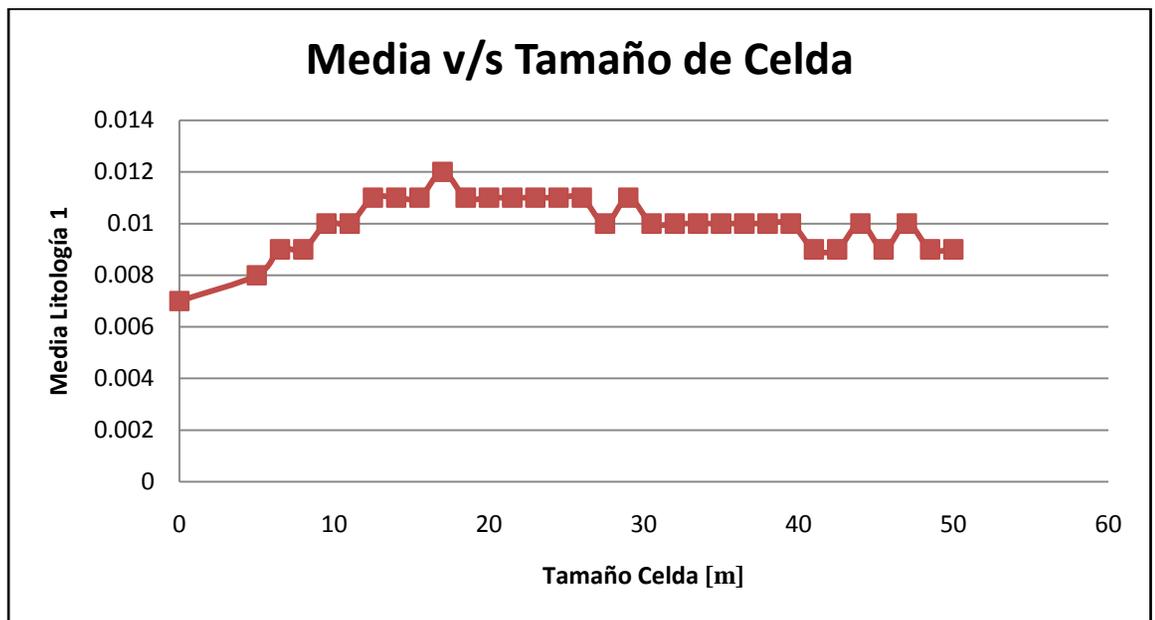


Ilustración 15: Media de código 1 versus Tamaño Celda.

En la **Ilustración 15** se muestra que la media de los datos de código 1 de Jerónimo al desagruparse presenta variaciones considerables al tamaño de celda que varía según eje X. Finalmente se determina que una celda de 40x20x20m es la apropiada para el desagrupamiento considerando el espaciamiento de los sondajes y composición de los datos dentro de éste. Gracias al desagrupamiento se puede realizar el histograma desagrupado de los datos, presentado en la **Ilustración 16** e **Ilustración 17**, donde la última ilustración muestra el histograma con el código 99 filtrado, para de este modo poder observar detalladamente las proporciones de las demás zonas. En la **Tabla 4** se muestran las proporciones de zonas dentro del dominio de simulación, obtenidas posterior al desagrupamiento.

Tabla 4: Proporciones Datos Desagrupados.

	Proporción
Zona 1	0.013
Zona 2	0.006
Zona 3	0.011
Zona 99	0.970

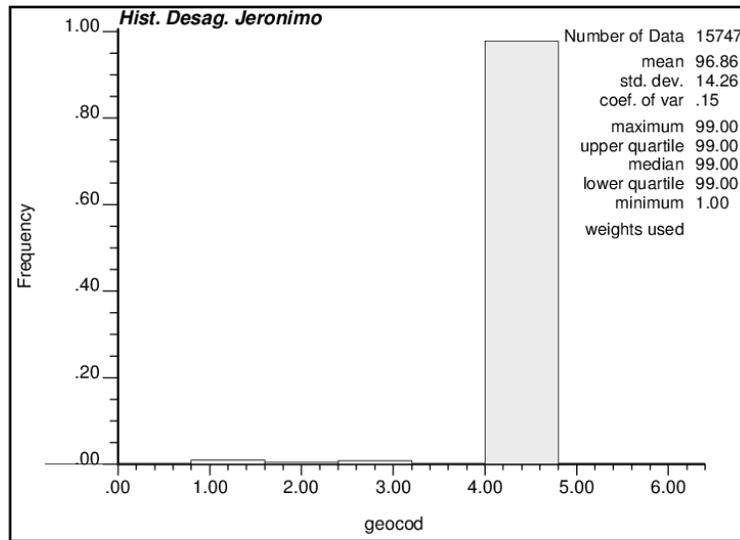


Ilustración 16: Histograma desagrupado zonas Jerónimo..

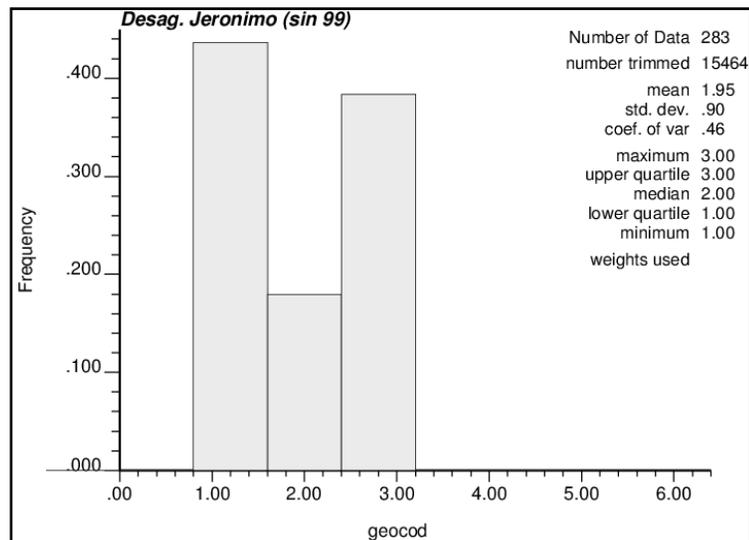


Ilustración 17: Histograma desagrupado zonas Jerónimo (Excepto código 99).

4.4. Estudio Metodología Convencional.

Este subcapítulo se enfocará en las simulaciones con la metodología convencional de SISIM. Primero se comenzará con el estudio variográfico para posteriormente realizar la simulación con indicadores. Se simularán los datos de Jerónimo con las 4 zonas existentes.

4.4.1. Variografía Jerónimo.

Se efectúa el análisis variográfico de indicadores para los datos del dominio Jerónimo. Los primeros variogramas que se mostrarán serán experimentales, generados con el programa GSLIB GAMV y ploteados con el programa GSLIB VARGPLT. Posteriormente se realizará el modelamiento de estos variogramas para dar origen a los variogramas modelados que serán input en las simulaciones secuenciales de indicadores que se realizarán con el método convencional GSLIB SISIM.

Se comienza por los variogramas experimentales. Debido a lo errático de las muestras y a la poca cantidad de éstas en relación al tamaño del dominio en la **Tabla 5** y **Tabla 6** se tomarán tolerancias angulares un tanto más grandes de las comúnmente usadas.

Dada la disposición del manto en la horizontal y a la poca potencia de estos en la vertical, se eligieron como direcciones principales de anisotropía la dirección omnihorizontal y la dirección vertical.

En la **Tabla 5** y **Tabla 6** se muestran los parámetros ingresados para los variogramas experimentales, tomando cuidado en que el largo de los pasos multiplicado por el número de pasos no excediera las dimensiones de cada zona descrita en la **Tabla 3**.

Dados los parámetros necesarios para la generación de variogramas experimentales los resultados de estos son mostrados en **Ilustración 18 – 21**, donde son ploteados en cada imagen las direcciones omnihorizontal y vertical de continuidad de cada zona.

Tabla 5: Parámetros Variograma Experimental Omnihorizontal.

	Zona 1	Zona 2	Zona 3	Zona 99
Azim	0	0	0	0
AzimTol	90	90	90	90
BandH	9999	9999	9999	9999
Dip	0	0	0	0
DipTol	15	15	15	15
BandV	50	50	50	50
NLag	11	11	11	17
DLag	30	50	50	50
Tollag	15	25	25	25

Tabla 6: Parámetros Variograma Experimental Vertical.

	Zona 1	Zona 2	Zona 3	Zona 99
Azim	0	0	0	0
AzimTol	15	15	15	15
BandH	100	100	100	50
Dip	90	90	90	90
DipTol	15	15	15	15
BandV	100	100	100	50
NLag	6	6	6	8
DLag	50	50	50	50
Tollag	25	25	25	25

Cabe destacar que en todas las zonas en cuestión a excepción de la zona de código 99 no se observa la generación de variograma en la dirección vertical, esto debido a la baja potencia de los estratos de los cuales fueron obtenidas las muestras. Esto se observa en la **Ilustración 14** en vista XZ. Independiente de esta situación cuando se modelen estos variogramas se dará arbitrariamente un alcance pequeño en la vertical en relación al tamaño de compositación de las muestras.

- Variograma Experimental Zona 1.

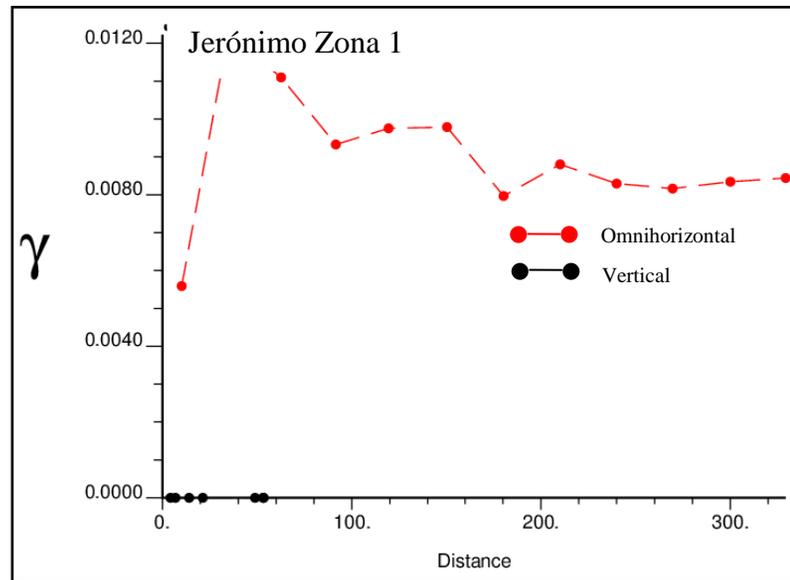


Ilustración 18: Variograma Experimental Zona 1.

- Variograma Experimental Zona 2.

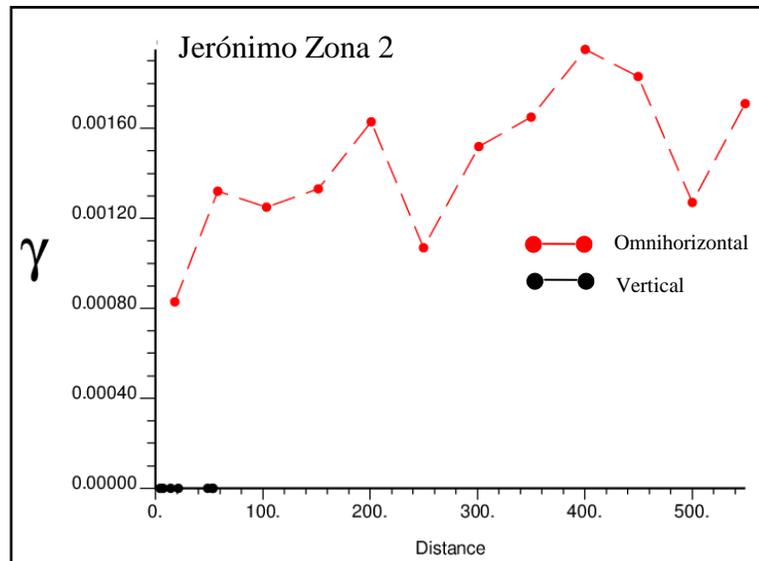


Ilustración 19: Variograma Experimental Zona 2.

- Variograma Experimental Zona 3.

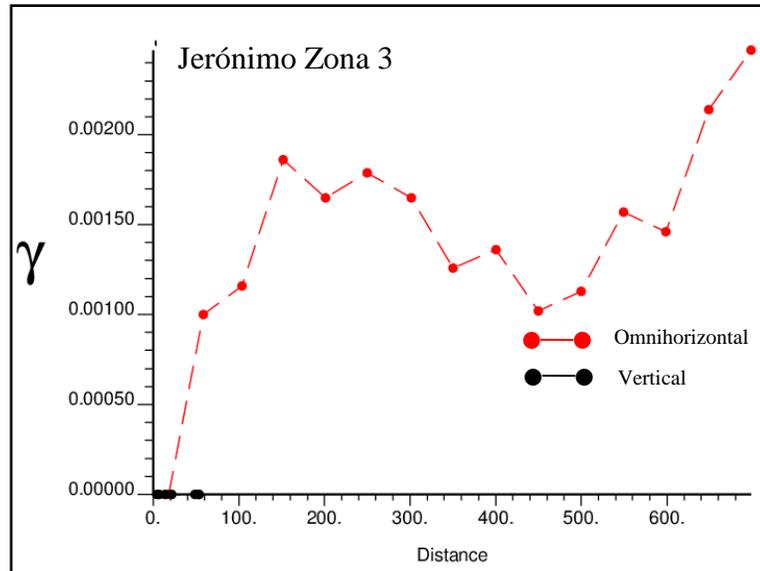


Ilustración 20: Variograma Experimental Zona 3.

- Variograma Experimental Zona 99.

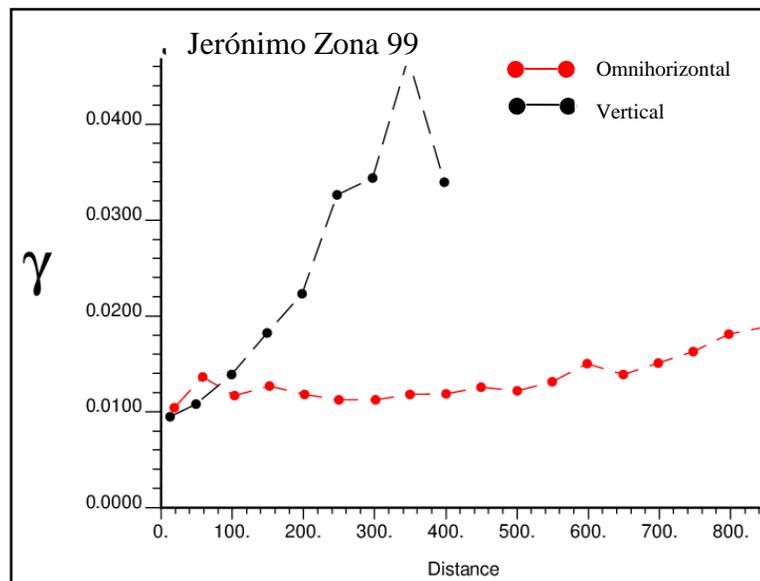


Ilustración 21: Variograma Experimental Zona 99.

Una vez decidido de manera arbitraria usar un alcance vertical de 20 metros, se procede al modelamiento de estos según los modelos descritos en las **Ilustraciones 22 – 25** siguientes.

- Variograma Modelado Zona 1.

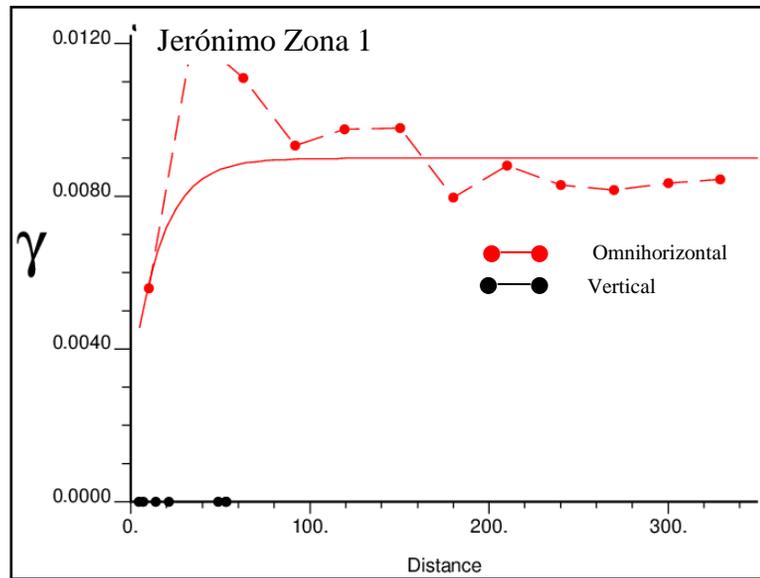


Ilustración 22: Variograma Modelado Zona 1.

$$\gamma(h) = 0.003 + 0.06 * esf(50,50,20)$$

- Variograma Modelado Zona 2.

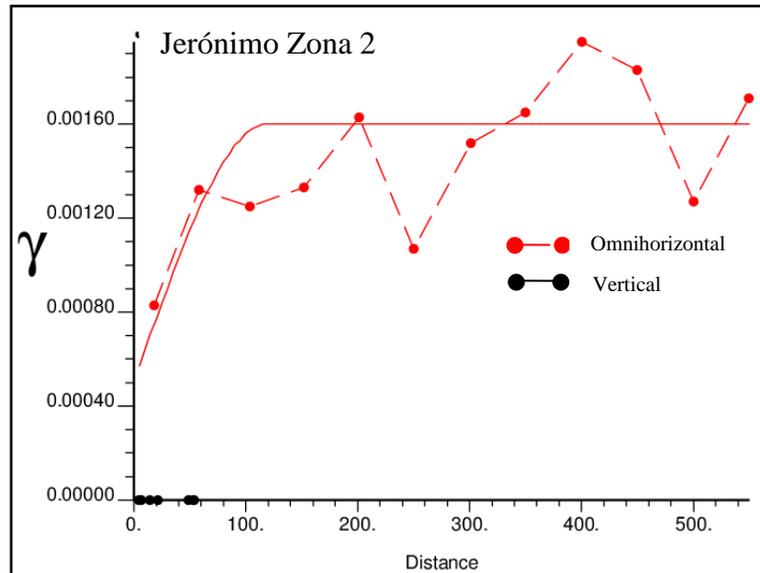


Ilustración 23: Variograma Modelado Zona 2.

$$\gamma(h) = 0.0005 + 0.0011 * esf(120,120,20)$$

- Variograma Modelado Zona 3.

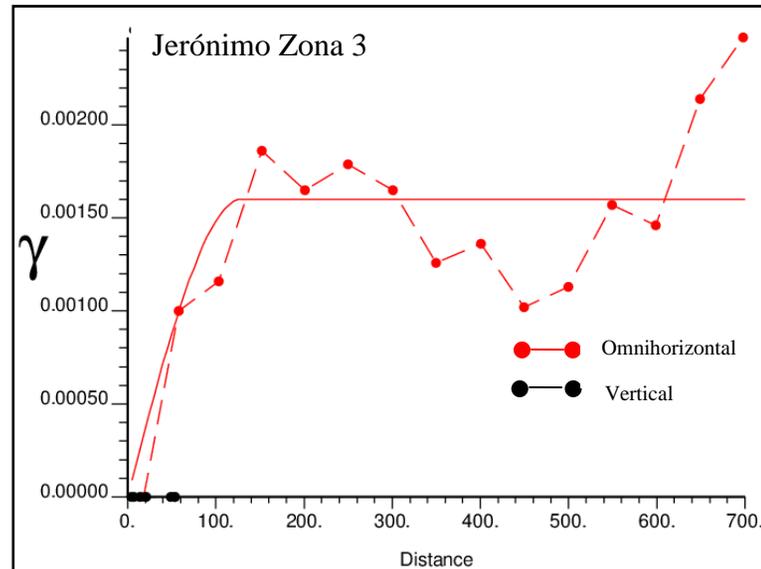


Ilustración 24: Variograma Modelado Zona 3.

$$\gamma(h) = 0.0 + 0.0016 * esf(130,130,20)$$

- Variograma Modelado Zona 99.

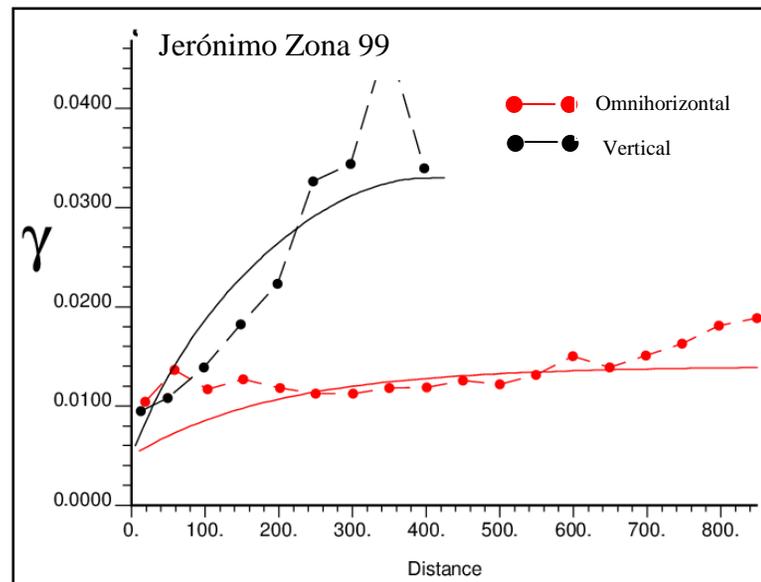


Ilustración 25: Variograma Modelado Zona 99.

$$\gamma(h) = 0.005 + 0.009 * exp(600,600,220) + 0.019 * esf(inf, inf, 400)$$

4.4.2. Simulación Secuencial de Indicadores.

Se realiza la simulación secuencial de indicadores considerando los modelos variográficos que fueron ajustados en la **Sección 4.4.1**. Es decir, considerando una dirección de anisotropía global, lo cual se ha denominado a la largo de este trabajo como el *método convencional*.

Se realizan cinco simulaciones considerando todas las zonas existentes (1, 2, 3 y 99). Los parámetros de entrada serán los mostrados en la **Tabla 7**.

Tabla 7: Parámetros entrada GSLIB SISIM corrida con todas las zonas.

Nº Categorías	4
Nº Realizaciones	5
Máx. Datos Originales	3
Máx. Datos Simulados	24
¿Asignar Datos a Nodos?	Sí
Tamaño Grilla Múltiple	4
Máx. por Octante	N/A
Radios de Búsqueda (x,y,z)	80, 80, 20
SK/OK	OK
Tamaño celda (x,y,z)	25, 25, 25

La simulación mediante GSLIB SISIM entrega resultados en términos de proporciones de las zonas post-simulaciones, las cuales son mostradas en la **Tabla 8**. Además en las **Ilustraciones 26-29** se pueden encontrar las vistas isométricas, planta y sección XZ de la realización N°1. En el **Anexo B y D** se muestran los resultados visuales de las cuatro simulaciones restantes.

Tabla 8: Resultados GSLIB SISIM corrida con todas las zonas.

	CDF Zona 1	CDF Zona 2	CDF Zona 3	CDF Zona 99
Sim. 1	0.0075	0.0067	0.0134	0.9724
Sim. 2	0.0092	0.0066	0.0114	0.9729
Sim. 3	0.0054	0.0086	0.0094	0.9767
Sim. 4	0.0113	0.0079	0.0085	0.9724
Sim. 5	0.0048	0.0070	0.0097	0.9785

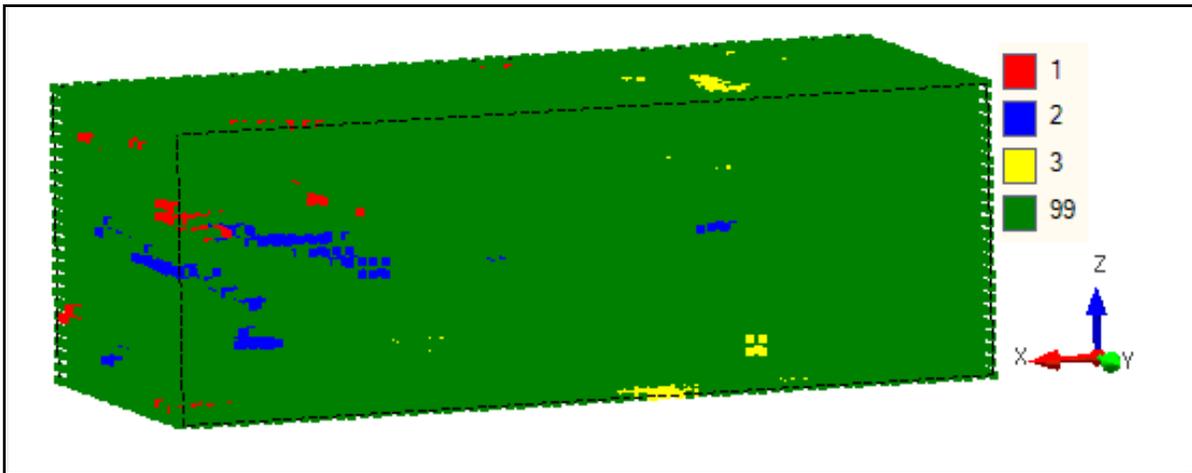


Ilustración 26: Vista isométrica simulación n°1 Jerónimo via SISIM convencional.

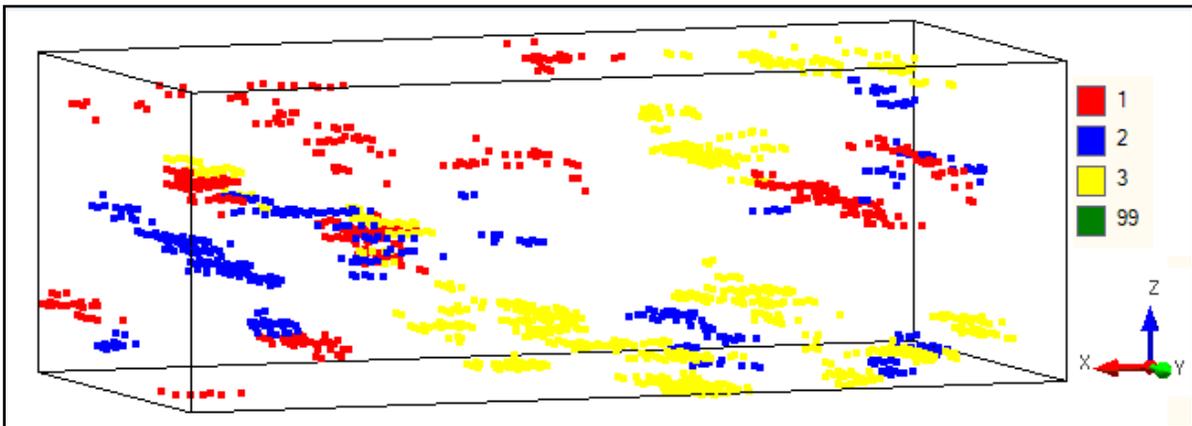


Ilustración 27: Vista isométrica simulación n°1 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.

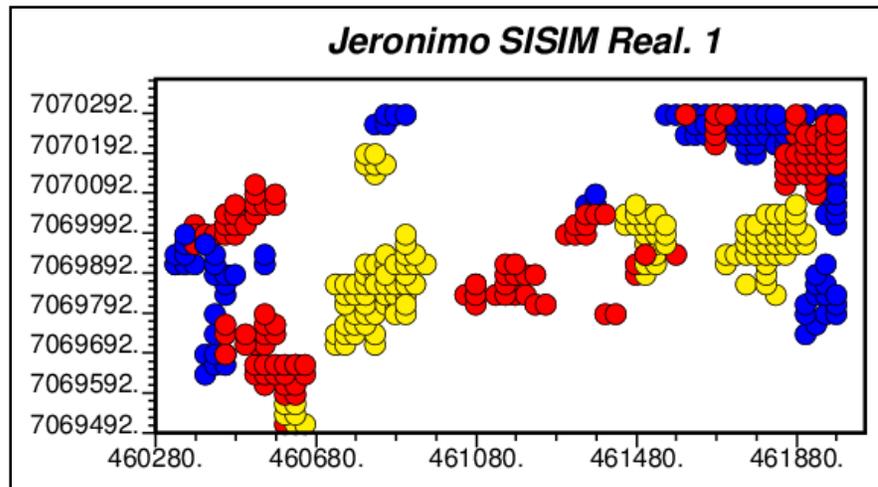


Ilustración 28: Corte XY (Z = 3350 - 3500) simulación n°1 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.

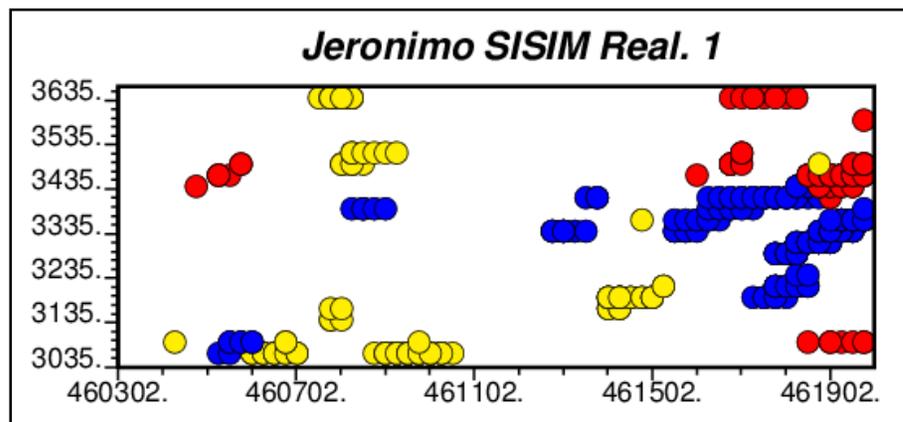


Ilustración 29: Corte XZ (Y = 7069762 - 7069962) simulación n°1 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.

4.5. Estudio de Metodología con Direcciones Variables.

Esta sección se enfoca en la simulación de indicadores con la metodología formulada a lo largo de este Trabajo de Título, ejecutada computacionalmente con SISIM_LVA, el cual realiza simulaciones considerando el input de la geología que vendrá dada por el campo de direcciones variable.

Se comenzará con la generación del campo de direcciones variables a partir de mediciones condicionantes de los ángulos de manto de los estratos de los cuales fueron obtenidas las

muestras que presentan direcciones variables, con el objetivo de generar el campo en tres dimensiones que será input en los programas GAMV_LVA y SISIM_LVA. Se realiza entonces el estudio variográfico para posteriormente realizar la simulación con indicadores.

La simulación, al igual que con la metodología anterior, se realizará con los datos de Jerónimo con las 4 zonas existentes.

4.5.1. Generación del Campo de Direcciones Variable.

Para la generación del campo de direcciones variables el método que se utiliza es estimar el campo a partir de los datos condicionantes que nos pueda entregar la base de datos Jerónimo. Para esto se incorporarán las mediciones de ángulos de manto de los estratos mineralizados que sean de utilidad en la generación del campo y que serán descritas detalladamente.

Se busca en planta y en secciones por sectores donde encontrar direcciones de continuidad de modo de obtener mediciones condicionantes para la generación del campo de direcciones variables. En las secciones YZ y en plantas resulta complicado definir direcciones de continuidad variable de forma visual pues el muestreo en YZ muestra estratos con manto 0° normales al plano y en planta rumbos de 0° . En las secciones ZX es posible identificar direcciones de anisotropía locales, es decir direcciones de continuidad no constantes en el dominio de la simulación. La **Ilustración 30** muestra con flechas la tendencia preliminar de direcciones de continuidad para las plantas y secciones YX y ZX. Estas direcciones de continuidad no coinciden totalmente con las direcciones de anisotropías globales encontradas en el estudio variográfico en el caso convencional.

Al observar la **Ilustración 30** se decide obtener el campo de direcciones variable a partir de las direcciones y ángulos de manto de los estratos huéspedes a mineralización condicionantes obtenidas desde secciones ZX. Estas secciones son las que contienen los sectores de cambio de anisotropía local y que será necesario plasmar en las simulaciones con el método SISIM_LVA. Al contrario, la sección ZY y planta muestran direcciones de anisotropía

constante. La estimación del campo de direcciones variables se realiza con *kriging ordinario*. El variograma considerado es un variograma esférico con alcance 200 m. Este variograma cumple con la condición de tener un alcance suficiente para asegurar un campo suave. Además se utilizan radios de búsqueda de 1000 m. de modo que todos los sectores de campo sean estimados.

Se consideran 33 mediciones condicionantes, de manto y su dirección, de tres secciones ZX separadas cada 200m. (Y = 7069712, Y = 7069912, Y= 7070112), de modo de encontrar muestras para la generación del campo de direcciones variables. En la **Tabla 9** e **Ilustración 31** se muestran los datos condicionantes de la sección Y = 7069712. La totalidad de las muestras se presentan en el **Anexo A**. Para la estimación del campo, éstas serán separadas en componentes seno y coseno para que cada una de ellas sea estimada por separado con el método GSLIB KT3D.

En las **Ilustraciones 32 - 34** se puede observar el campo de direcciones variable generado y ploteado con la función *quivers* de matlab.

Tabla 9: Datos condicionantes para generación campo direcciones variables (Y = 7069712).

Dato	X	Y	Z	Dirección Manteo	Manteo (grados)
1	460400	7069712	3120	W-E	23.2
2	460600	7069712	3100	W-E	15.9
3	460840	7069712	3100	W-E	15.9
4	461050	7069712	3140	W-E	23.1
5	461200	7069712	3200	W-E	49.3
6	461310	7069712	3330	W-E	63.4
7	461380	7069712	3470	W-E	30.9
8	461580	7069712	3520	W-E	15.9
9	461600	7069712	3430	W-E	00.0
10	461850	7069712	3470	E-W	16.0
11	461880	7069712	3460	W-E	15.9

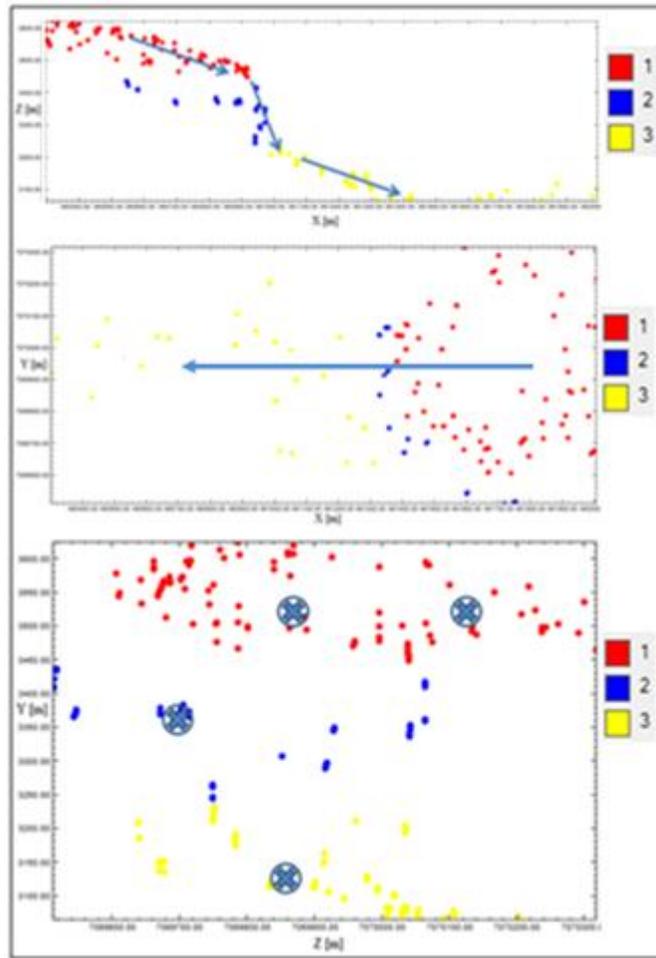


Ilustración 30: Tendencias preliminares de muestras según rumbo y manto.

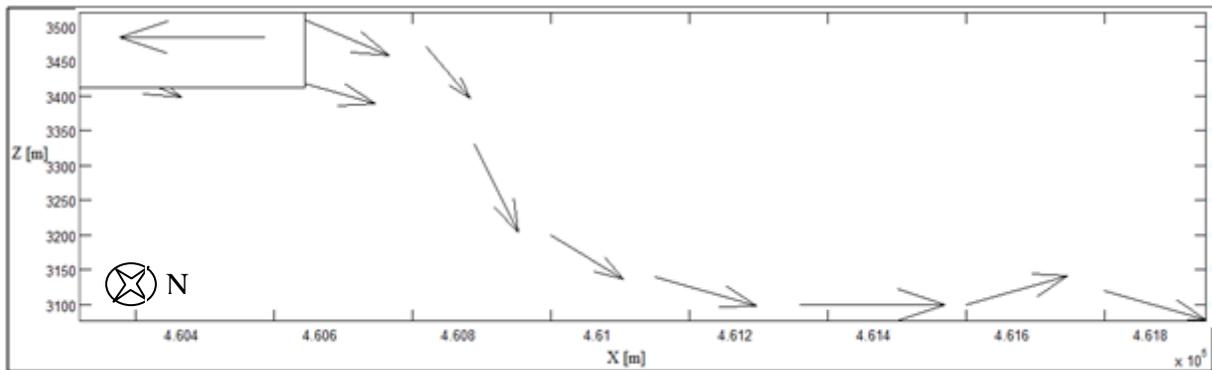


Ilustración 31: Datos condicionantes sección Y=7069587.

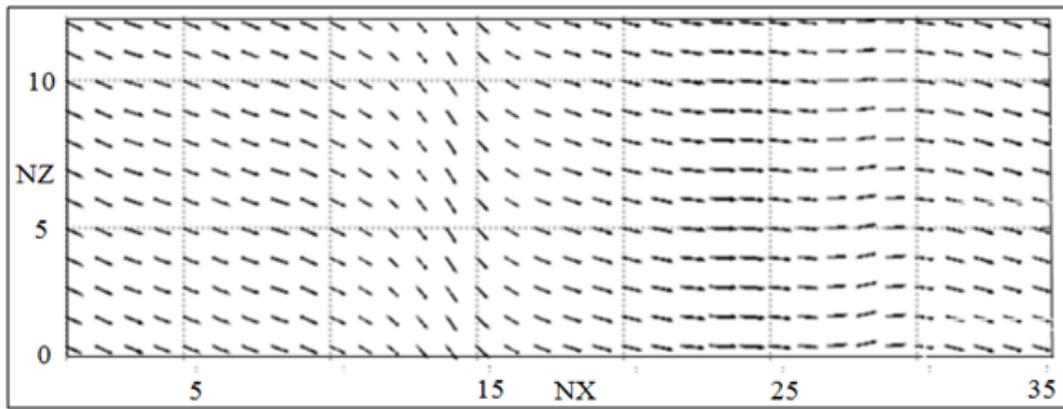


Ilustración 32: Sección Y=7069587 campo de direcciones variable.

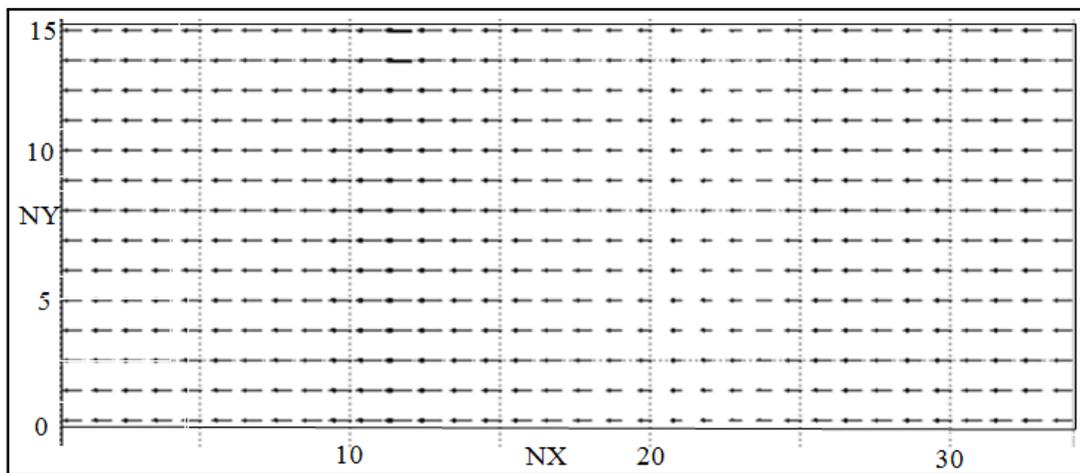


Ilustración 33: Vista Planta campo direcciones variables.

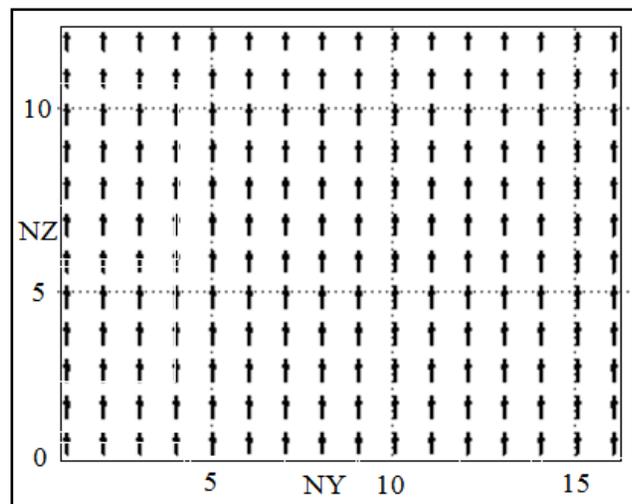


Ilustración 34: Sección YZ campo de direcciones variable.

4.5.2. Variografía con Campo Direcciones Variables.

Se efectúa el análisis variográfico de indicadores para los datos esta vez considerando el input de la geología plasmada en el campo de direcciones variable. Los primeros variogramas que se generarán serán experimentales, los cuales son isótropos, configurados con el programa GAMV_LVA y ploteados con el programa GSLIB VARGPLT. Posteriormente se realiza el modelamiento de estos variogramas isótropos para dar origen a los variogramas modelados que serán input en las simulaciones secuenciales de indicadores con direcciones variables que se realizan con el SISIM_LVA.

Se comienza por los variogramas experimentales omnidireccionales. En la **Tabla 10** se muestran los parámetros ingresados para los variogramas experimentales, tomando cuidado que ahora las dimensiones de las zonas se verán modificadas por el escalamiento L-ISOMAP y podrían llegar a ser hasta 4 veces las dimensiones originalmente descritas.

Tabla 10: Parámetros Variograma Experimental Isótropo.

	Zona 1	Zona 2	Zona 3	Zona 99
Azim	0	0	0	0
AzimTol	90	90	90	90
BandH	9999	9999	9999	9999
Dip	0	0	0	0
DipTol	90	90	90	90
BandV	9999	9999	9999	9999
NLag	21	14	14	20
DLag	200	100	200	50
TolLag	100	50	100	25

Una vez definidos los parámetros necesarios para la construcción de los variogramas experimentales se procede a su ploteo mediante el programa VARGPLT, lo cual es mostrado en las **Ilustraciones 35 – 38**.

- Variograma Experimental Zona 1.

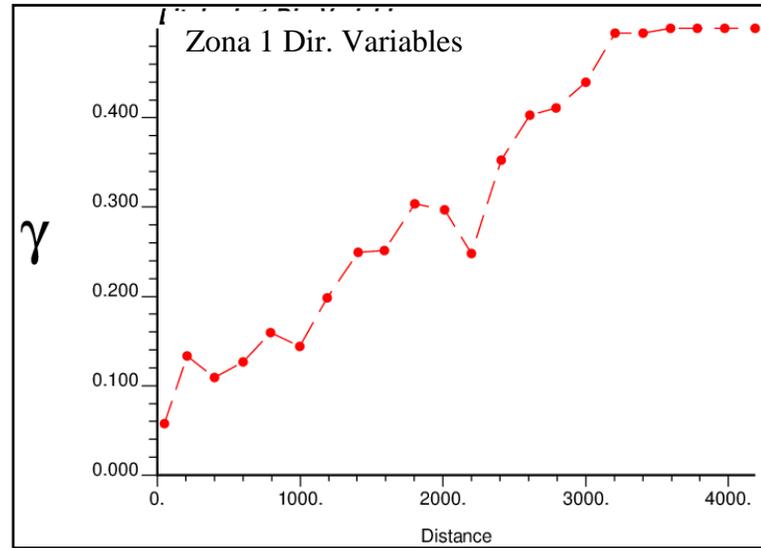


Ilustración 35: Variograma Isótopo Zona 1.

- Variograma Experimental Zona 2.

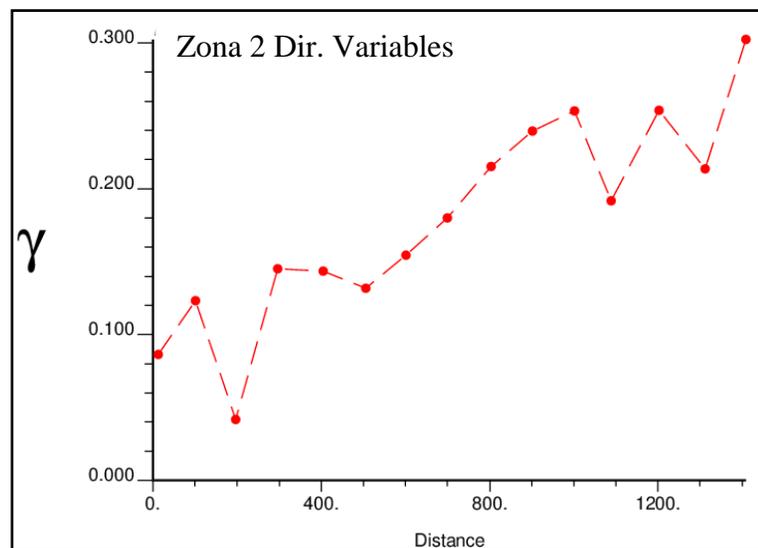


Ilustración 36: Variograma Isótopo Zona 2.

- Variograma Experimental Zona 3.

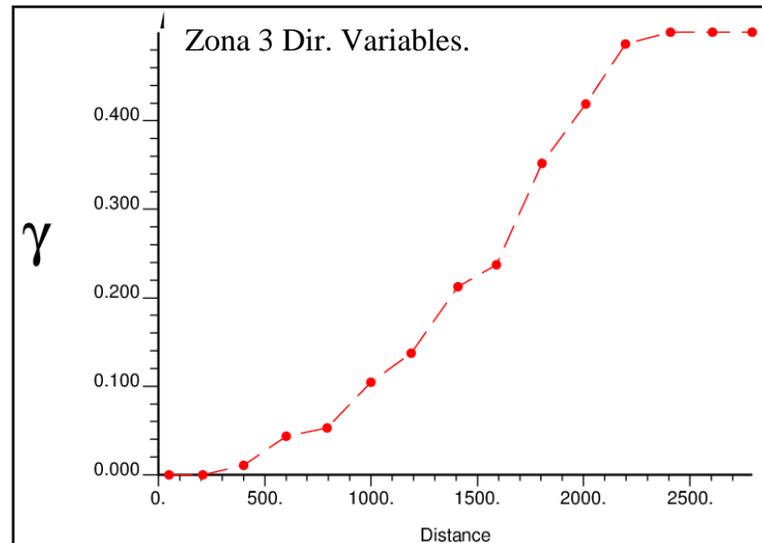


Ilustración 37: Variograma Isótropo Zona 3.

- Variograma Experimental Zona 99.

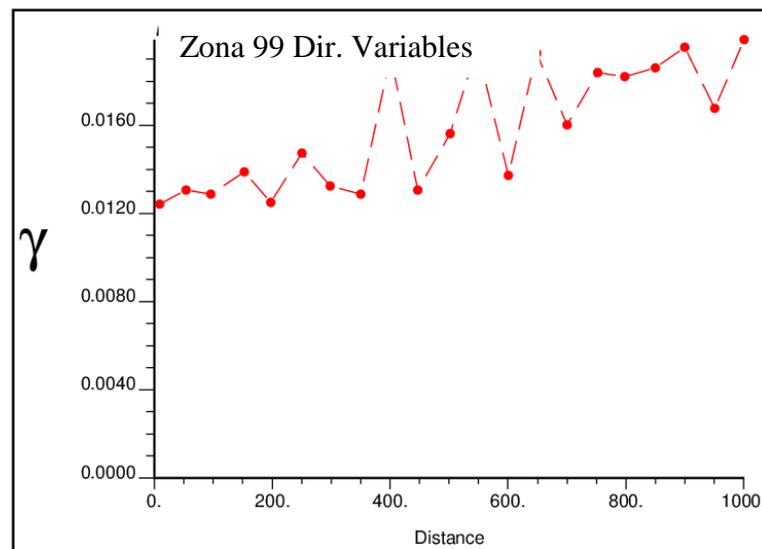


Ilustración 38: Variograma Isótropo Zona 99.

Una vez contruidos los variogramas experimentales se procede a modelarlos con el programa GSLIB VMODEL, lo cual es mostrado en las **Ilustraciones 39 – 42**.

- Variograma Modelado Zona 1.

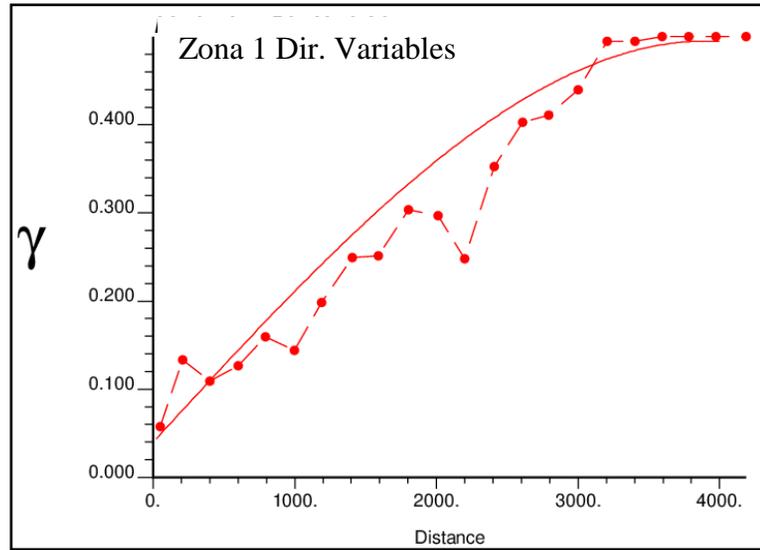


Ilustración 39: Variograma Isótropo Modelado Zona 1.

$$\gamma(h) = 0.04 + 0.455 * esf(3900,3900,3900)$$

- Variograma Modelado Zona 2.

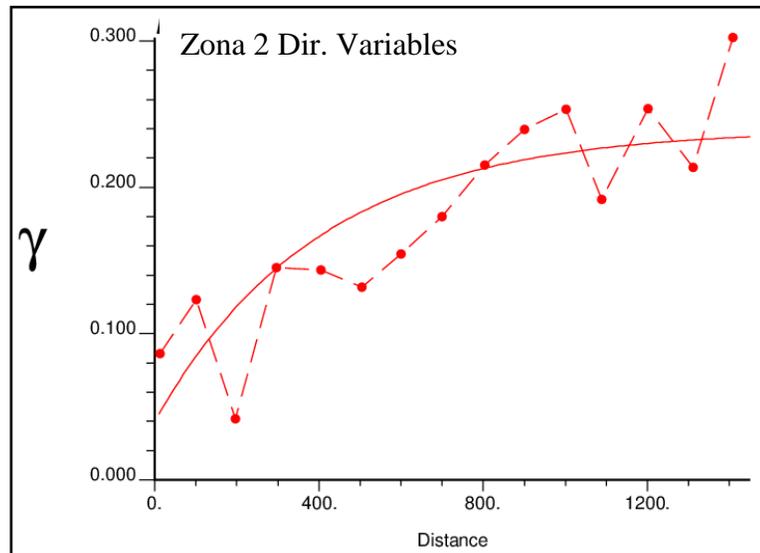


Ilustración 40: Variograma Modelado Isótropo Zona 2.

$$\gamma(h) = 0.04 + 0.2 * exp(1200,1200,1200)$$

- Variograma Modelado Zona 3.

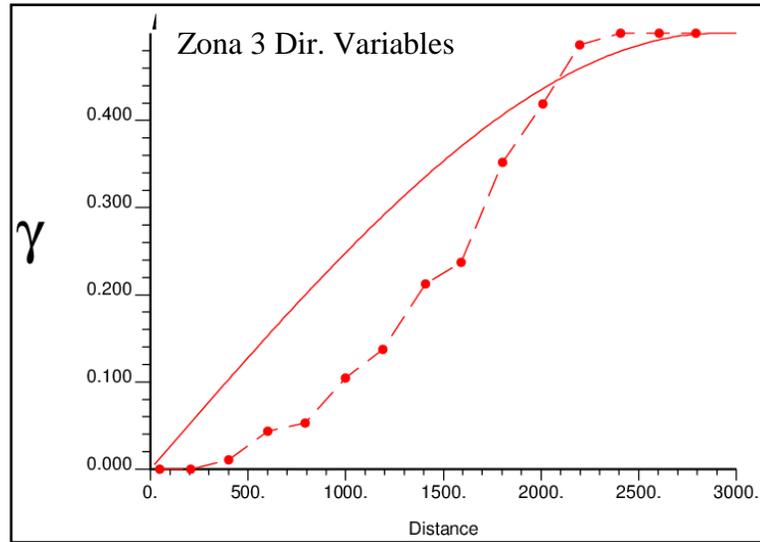


Ilustración 41: Variograma Modelado Isótropo Zona 3.

$$\gamma(h) = 0.0 + 0.5 * esf(2900,2900,2900)$$

- Variograma Modelado Zona 99.

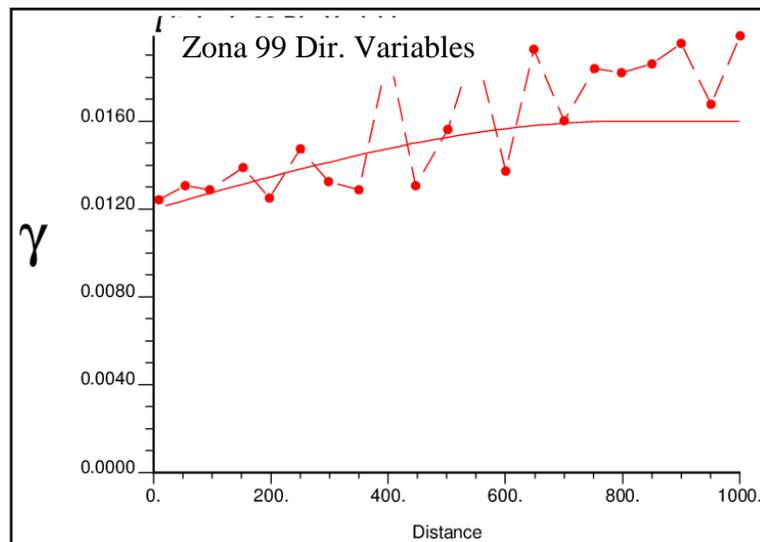


Ilustración 42: Variograma Modelado Isótropo Zona 99.

$$\gamma(h) = 0.012 + 0.04 * esf(800,800,800)$$

4.5.3. Simulación Secuencial de Indicadores con Direcciones Variables.

En este subcapítulo se realiza la simulación secuencial de indicadores considerando los campos de direcciones variables y modelos variográficos que fueron ajustados en la **Sección 4.5.2.**

Para analizar la variabilidad de los resultados que este método entrega se realizarán cinco simulaciones con el método formulado en este trabajo de título SISIM_LVA, donde los parámetros de entrada son los mostrados en la **Tabla 11.**

Tabla 11: Parámetros entrada GSLIB SISIM_LVA

N° Categorías	4
N° Realizaciones	5
Máx. Datos Originales	3
Máx. Datos Simulados	24
Tamaño Grilla Múltiple	4
Máx. por Octante	N/A
Radios de Búsqueda (x,y,z)	1000, 1000, 1000
SK/OK	OK
N° de Offsets	3
Landmark points (x,y,z)	7, 7, 7
N° Dimensiones de Escalamiento	6
Tamaño Celda (x,y,z)	25, 25, 25

Las simulaciones mediante SISIM_LVA entregan resultados en términos de proporciones de las zonas post-simulaciones, las cuales son mostradas en la **Tabla 12.** Además en las **Ilustraciones 43-46** se pueden encontrar las vistas isométrica, planta y sección XZ de la realización N°1. En el **Anexo C y E** se muestran los resultados visuales de las cuatro simulaciones restantes.

Tabla 12: Resultados GSLIB SISIM corrida considerando todas las zonas.

	CDF Zona 1	CDF Zona 2	CDF Zona 3	CDF Zona 99
Sim. 1	0.0042	0.0016	0.0089	0.9853
Sim. 2	0.0031	0.0011	0.0103	0.9855
Sim. 3	0.0015	0.0009	0.0098	0.9878
Sim. 4	0.0035	0.0013	0.0100	0.9852
Sim. 5	0.0028	0.0015	0.0102	0.9855

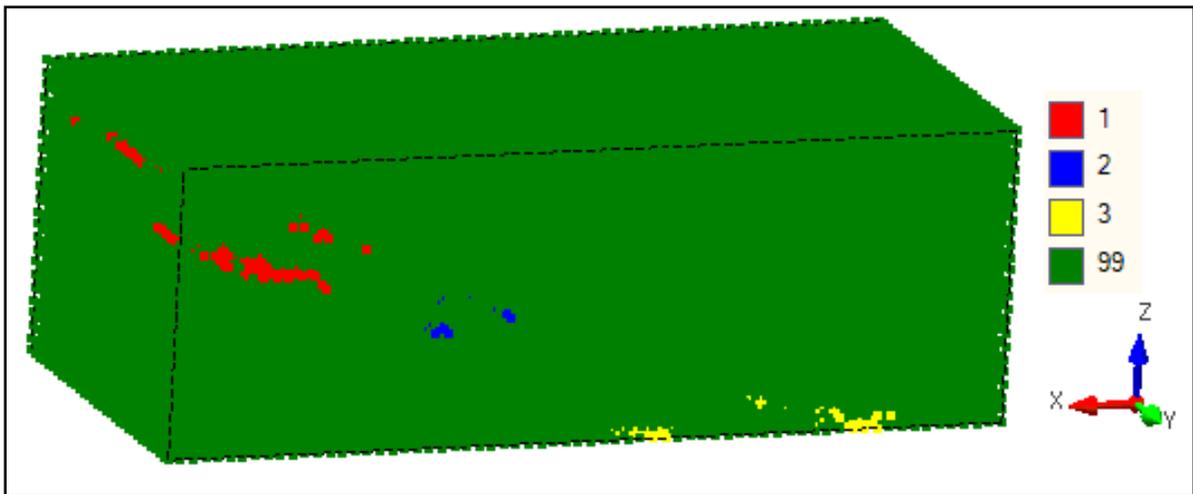


Ilustración 43: Vista isométrica simulación n°1 Jerónimo vía SISIM_LVA.

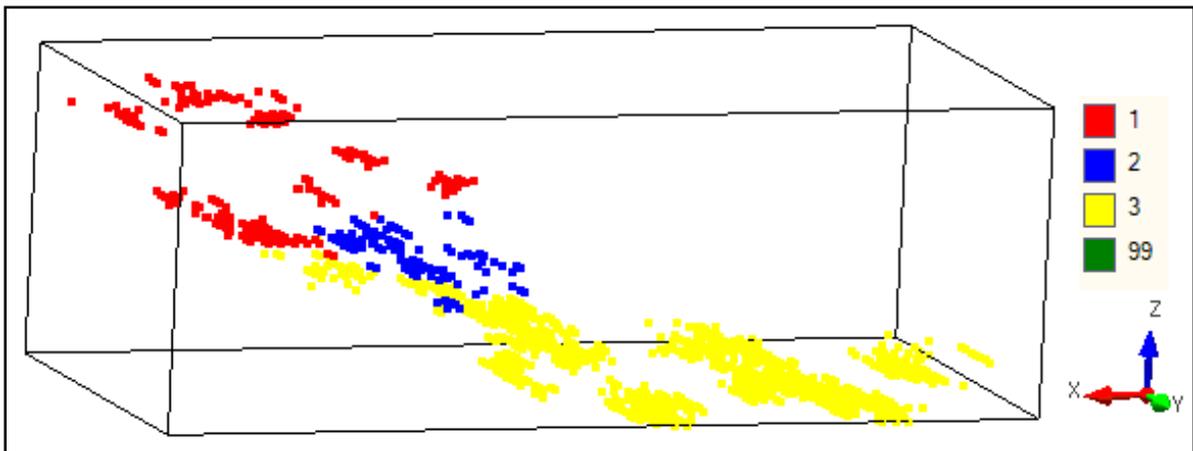


Ilustración 44: Vista isométrica simulación n°1 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.

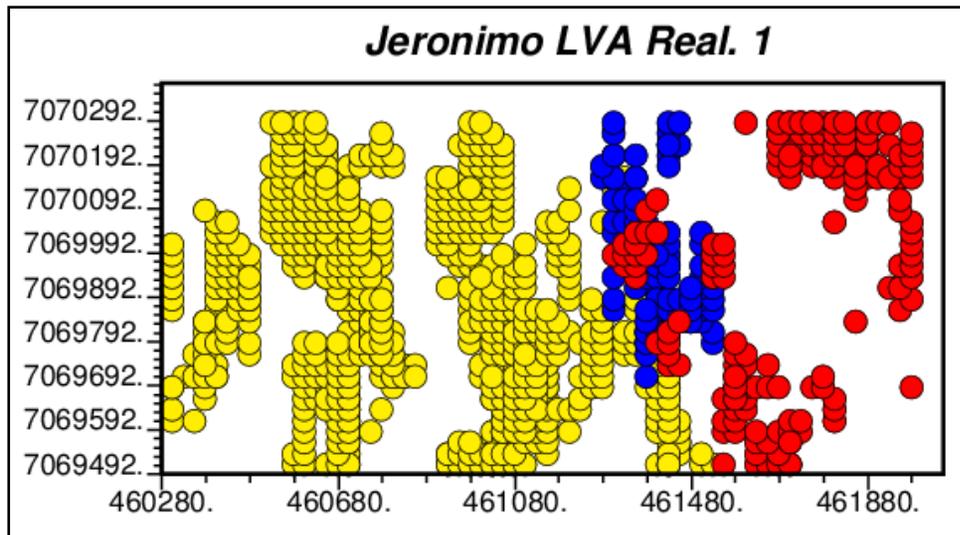


Ilustración 45: Vista planta (Z = 3050 - 3550) simulación n°1 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.

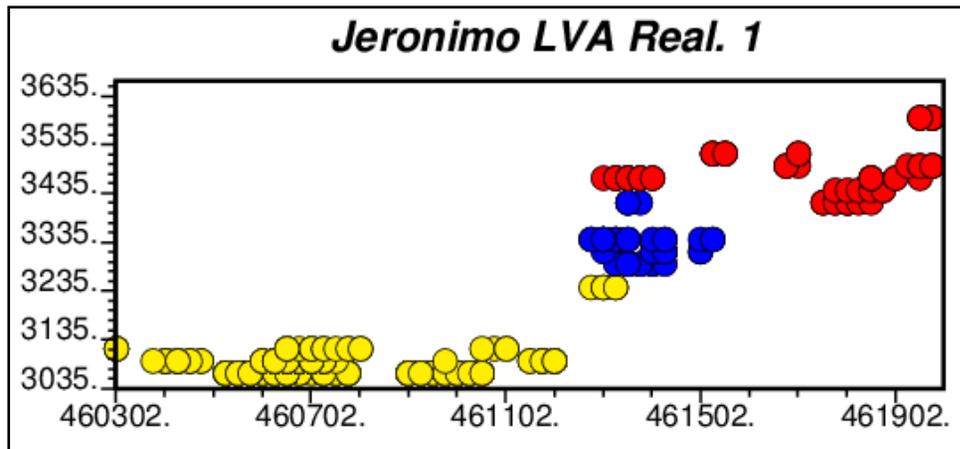


Ilustración 46: Corte XZ (Y = 7069762 - 7070062) simulación n°1 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.

4.6. Validaciones.

En este subcapítulo se validarán las simulaciones realizadas a lo largo de este trabajo de título a modo de poder tener un juicio objetivo a la hora de comparar los métodos descritos.

La primera forma de validación que se usará será la validación gráfica. La metodología de esta etapa será tomar diferentes sectores espaciales de las muestras iniciales de la base de datos Jerónimo y comparar como fue estimado ese sector con el método convencional y con el método que incluye las direcciones variables para diferentes simulaciones. En el **Anexo F** se observa la validación visual para tres plantas y secciones XZ equidistantes entre si y de potencia 25 metros donde se compara la manera que fueron reproducidas las muestras iniciales ya sea con el método convencional como con el que incorpora direcciones variables. Al analizar las vistas con SISIM convencional se observa cierto grado de similitud con las muestras originales pero agregando gran nivel de ruido, al contrario de las visualizaciones con el método de direcciones variables que se muestra disminución de ruido en las simulaciones y gran similitud de las zonas simuladas.

La segunda validación que se realiza es la comparación de la media de las simulaciones por categoría, lo cual en este caso se refiere a las proporciones de cada zona considerando las cinco simulaciones, ya sea en las muestras iniciales como en las simulaciones por método convencional o por direcciones variables, lo cual será mostrado en la **Tabla 13**, donde en ambos casos se observa una consistencia en las proporciones de las simulaciones.

Tabla 13: Validación estadística Jerónimo.

	CDF	CDF	CDF	CDF
	Zona 1	Zona 2	Zona 3	Zona 99
Muestras	0.0130	0.0060	0.0110	0.9700
Simulaciones SISIM	0.0076	0.0074	0.0105	0.9746
Simulaciones SISIM_LVA	0.0030	0.0013	0.0098	0.9859

La última validación que se realiza al trabajo realizado consiste en una revisión de los manteos y direcciones de manteos de zonas desde datos iniciales y compararlos con mediciones de manto y dirección de manto de las mismas coordenadas pero en las simulaciones. Cabe destacar que los manteos y dirección que se utilizan para esta validación no son los mismos que se usaron como dirección condicionante para la generación del campo de direcciones variables. Los cortes que se validan son espaciados equidistantemente, y serán las secciones $Y = 7069712$, $Y = 7069912$ y $Y = 7070112$ las cuales se compararán a nivel de las cinco realizaciones de este estudio de caso. En la **Tabla 14** se muestran los datos de esta validación de la realización N°1 en el corte $Y = 7069712$. Además en **Anexo G** se muestran todas las validaciones de las demás secciones XZ.

Tabla 14: Manteos medidos para validación (sección $Y = 7069712$ Sim. N°1).

	Dirección	Manteos	Manteos	Manteos
	Manto	Muestras	Campo LVA	SISIM_LVA
1	W-E	15.9	21.1	20.2
2	W-E	49.3	47.2	41.3
3	W-E	63.4	61.0	58.6
4	W-E	00.0	00.0	2.0
5	W-E	15.9	22.9	18.1

5. DISCUSIÓN

En este capítulo se discuten y analizan las decisiones y resultados que son mostrados en este trabajo de título, de modo de obtener conclusiones que son descritas en el **Capítulo 6**.

Se comenzará analizando los resultados de la simulación secuencial de indicadores con la *metodología convencional*. Al revisar los resultados del estudio de caso donde se aplica esta metodología se puede observar que existe relación espacial entre las muestras originales de Jerónimo y las simulaciones vía SISIM convencional, pero en las zonas sin muestras de sondajes, SISIM convencional recurre a las proporciones a priori de input del archivo de parámetros y provoca que zonas que son parte del código 99 sean simuladas como códigos 1, 2 o 3 por falta de datos condicionantes provocando ruido en los resultados. Otro punto que cabe destacar es que al analizar las vistas isométricas generadas mediante SISIM convencional se observa que las zonas simuladas con códigos 1, 2 o 3 presentan una única dirección de continuidad, tal como se espera originalmente puesto que SISIM convencional recibe solo una dirección de continuidad global.

El campo de direcciones variable fue generado a partir de una estimación mediante *kriging ordinario* de datos condicionantes de direcciones y ángulos de manto de zonas específicas. Al ver la **Ilustración 31** y compararla con la **Ilustración 32** se puede observar un suavizamiento del campo de direcciones variable con respecto a los datos condicionantes de este, lo cual podría ser debido al que fue estimado vía kriging. Además de lo anterior, en el **Capítulo 4.6**, donde se valida que las mediciones condicionantes sean plasmadas en el campo de direcciones variables se puede observar que algunas mediciones, en particular las de los extremos Este y Oeste del campo no alcanzan a bajar su ángulo de manto como lo hacen los estratos reales, y esto podría ser debido a que la grilla del campo de direcciones variables no es lo suficientemente pequeña como para plasmar todos los cambios de manto de los extremos, donde se cambia de un manto (producido por el sistema de fallas) alto a un manto bajo (plano).

En las simulaciones con el método SISIM_LVA, que consideran el campo de direcciones variables en las **Ilustraciones 43 – 46**, se puede apreciar una correcta adaptación de las

simulaciones al campo de direcciones variable. Esto se puede corroborar con la validación de ángulos de manto del **Anexo G**, donde se observa que el dominio simulado posee similares ángulos del campo de direcciones variable, lo cual se ve complementado con las validaciones visuales del **Anexo F** y la información geológica de la **Sección 4.1**, donde la falla Jerónimo tiene manteos de $10^\circ - 20^\circ$ similares a lo mostrado en el **Anexo G**.

Basándose en lo anterior, las zonas fueron simuladas de mejor manera al incorporar las direcciones variables. Esto se puede apreciar al comparar las vistas isométricas del **Anexo B** con las vistas del **Anexo C**. Además, las proporciones de las simulaciones entre zonas tienen relación con las proporciones entre categorías de los datos iniciales (**Tabla 4**), lo cual se puede ver en la **Tabla 13** que trata acerca de las proporciones de zonas post- simulación.

6. CONCLUSIONES

Las conclusiones de este trabajo de título son:

La estimación del campo de direcciones variables mediante kriging ordinario con alcances altos del variograma genera un suavizamiento del campo estimado que disminuirá la magnitud de manto provocada por las fallas y por consiguiente las simulaciones que se hagan basadas en este campo de direcciones variables estimado no plasmarán los manteos de alto grado a datos separados a corta distancia.

Las simulaciones realizadas con el *método convencional* de GSLIB SISIM entregan resultados consistentes en términos de proporciones de categorías en el conjunto de las realizaciones, pero inconsistentes en términos de reproducción de ángulos de manto de los contactos entre estratos de la roca huésped, basado en los datos originales. La metodología, además agrega ruido a las simulaciones. Esta situación fue provocada porque GSLIB SISIM se basa en un variograma global que entrega solo una dirección de continuidad para cada categoría, por tanto no reproducirá cambios locales en el dominio.

El método propuesto a lo largo de este trabajo de título reproduce las direcciones variables del campo generado en términos de manto de los estratos de la roca huésped, esto basado en proporciones y realidad geológica del campo de direcciones variables entregado como input. La mejora se logra debido al alto escalamiento (L-ISOMAP) del sistema de coordenadas basado en las direcciones locales de anisotropía, el cual logra que el campo de estimación pueda reproducir la realidad y cambios locales de manto que poseen las muestras iniciales.

6.1 Recomendaciones.

Como fue mencionado en el **Capítulo 1.2**, el método realizado en este trabajo de título se enmarca dentro de una tesis de magister del autor, por lo que se tendrá la ocasión futura de mejorar las labores realizadas en el presente trabajo, y debido a esto, uno de sus objetivos será

testear el método realizado de modo de mejorarlo. Así las recomendaciones para mejoras futuras serán:

Como se pudo ver en el **Capítulo 3.2** la zona del yacimiento Jerónimo presenta un complejo sistema de fallas, el cual no es reproducido de manera adecuada debido al suavizamiento de la estimación del campo de direcciones mediante kriging ordinario. Se deberá mejorar la forma de estimación de este campo de direcciones de manera que plasme mejor las fallas y no las suavice.

Se deberá mejorar el programa computacional SISIM_LVA de modo tal que pueda simular mayor cantidad de bloques. Se espera que los resultados de las simulaciones al tener un tamaño de celda de 10x10x10 metros mejoren sustancialmente.

Se deberá desarrollar un método de procedimientos de validación más completos y rigurosos con el afán de comparar contra la realidad geológica los resultados del nuevo método que incorpora las direcciones variables.

7. REFERENCIAS

- Arenas, O; Guerra, R.; Barrera; 2005, Informe final de exploraciones: Agua de la Falda S. A. 2003-2005.
- Boisvert, J., Deutsch, C. V., 2011, Programs for kriging and sequential Gaussian simulation with locally varying anisotropy using non-Euclidean distances, *Computers & Geosciences* 37, 495 – 510.
- Brodaric, B., Gahegan, M., Harrap, R., 2004, The art and science of mapping: computing geological categories from field data, *Computers & Geosciences* 30, 719 – 740.
- Christiakos, G., 1984. On the problem of permissible covariance and variogram models. *Water Resources Research* 20, 251–265.
- Deutsch, C.V., Journel, A., 1998. *GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide*. Oxford University Press, New York, 369pp.
- Deutsch, C. V., 2006, A sequential indicator simulation program for categorical variables with point and block data: *BlockSIS*, *Computers & Geosciences* 32, 1669 – 1681.
- Dijkstra, E., 1959. A note on two problems in connection with graphs, *Numerische Mathematik* 1(1), 269–271.
- Guardiano, F., Srivastava, R., 1993, Multivariate geostatistics: beyond bivariate moments, In Soares A. (ed.) *Geostats Troia 1992*, 133 – 144.
- Kaufmann, O., Martin, T., 2008, Reprint of “3D geological modeling from boreholes, cross-sections and geological maps, application over former natural gas storages in coal mines”, *Computers & Geosciences* 35, 70 – 82.

- Leiva, Alejandro, 2007, Simulación Geoestadística incorporando campos de direcciones variables.
- Mariethoz, G., 2010, The direct sampling method to perform multiple-point geoestatistical simulations, Water Resources Research 40, W11536.
- Matheron, G., 1963. Principles of geostatistics. Economic Geology 58, 1246–1266.
- Srivastava, R. , 2005, Probabilistic Modeling of ore Lens Geometry: An alternative to Deterministic Wireframes, Mathematical Geology Vol. 37, N° 5.
- Strebelle, S., 2002, Conditional simulation of complex geological structures using multiple-point statistics, Mathematical Geology 34, 1 – 22.
- Te Stroet, C., Snapvangers, J., 2005, Mapping Curvilinear Structures with Local Anisotropy Kriging, Mathematical Geology Vol. 37, 635-649.

ANEXOS

ANEXOS

ANEXO A – Rumbos y manteos condicionantes para campo direcciones variables

Tabla 15: Muestras de rumbo y manteo Jerónimo.

Muestra	X	Y	Z	Dirección Manteo	Manteo
1	460400	7069712	3120	W-E	23.2
2	460600	7069712	3100	W-E	15.9
3	460840	7069712	3100	W-E	15.9
4	461050	7069712	3140	W-E	23.1
5	461200	7069712	3200	W-E	49.3
6	461310	7069712	3330	W-E	63.4
7	461380	7069712	3470	W-E	30.9
8	461580	7069712	3520	W-E	15.9
9	461600	7069712	3430	W-E	00.0
10	461850	7069712	3470	E-W	16.0
11	461880	7069712	3460	W-E	15.9
12	460410	7069912	3120	W-E	23.2
13	460605	7069912	3100	W-E	15.9
14	460845	7069912	3100	W-E	15.9
15	461060	7069912	3140	W-E	23.1
16	461190	7069912	3200	W-E	49.3
17	461315	7069912	3330	W-E	63.4
18	461385	7069912	3470	W-E	30.9
19	461575	7069912	3520	W-E	15.9
20	461610	7069912	3430	W-E	00.0
21	461855	7069912	3470	E-W	16.0
22	461875	7069912	3120	W-E	15.9
23	460400	7070112	3100	W-E	23.2
24	460590	7070112	3100	W-E	15.9
25	460845	7070112	3140	W-E	15.9
26	461000	7070112	3200	W-E	23.1
27	461220	7070112	3330	W-E	49.3
28	461320	7070112	3470	W-E	63.4
29	461390	7070112	3520	W-E	30.9
30	461570	7070112	3430	W-E	15.9
31	461610	7070112	3470	W-E	00.0
32	461860	7070112	3460	E-W	16.0
33	461885	7070112	3460	W-E	15.9

ANEXO B – Vistas isométricas SISIM convencional.

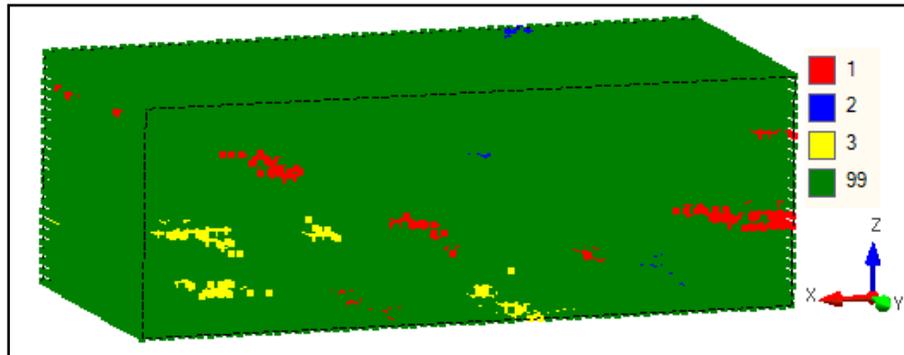


Ilustración 47: Vista isométrica simulación n°2 Jerónimo vía SISIM convencional.

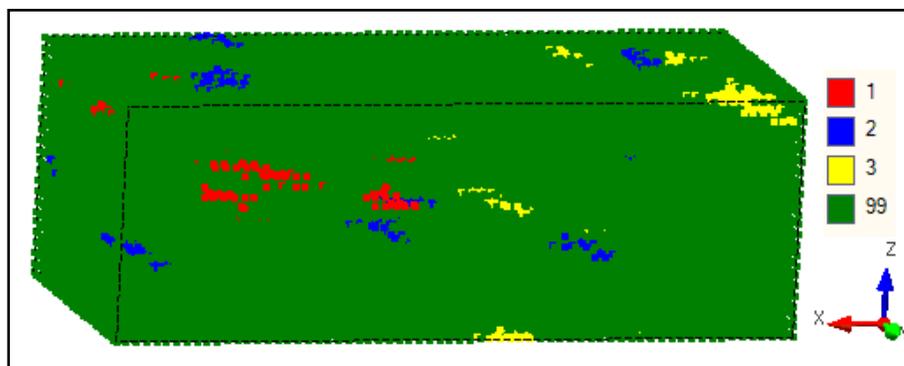


Ilustración 48: Vista isométrica simulación n°3 Jerónimo vía SISIM convencional.

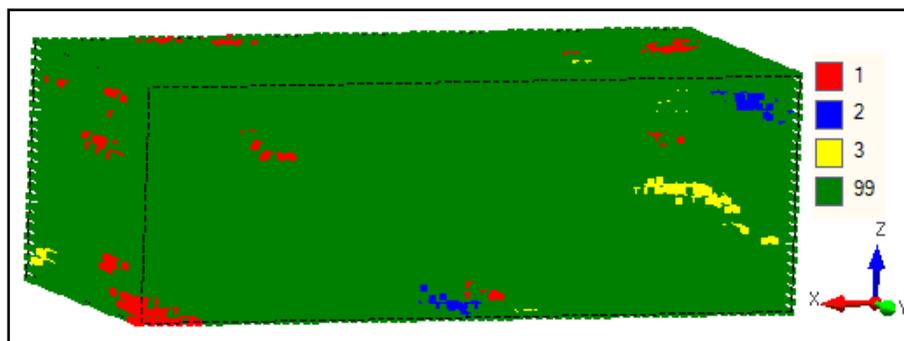


Ilustración 49: Vista isométrica simulación n°4 Jerónimo vía SISIM convencional.

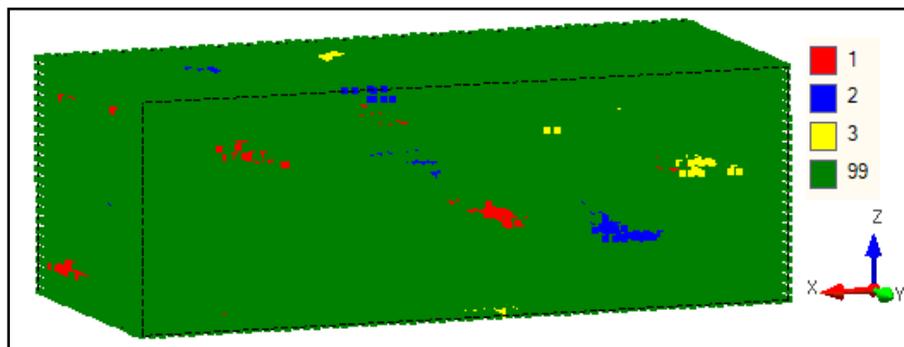


Ilustración 50: Vista isométrica simulación n°5 Jerónimo vía SISIM convencional.

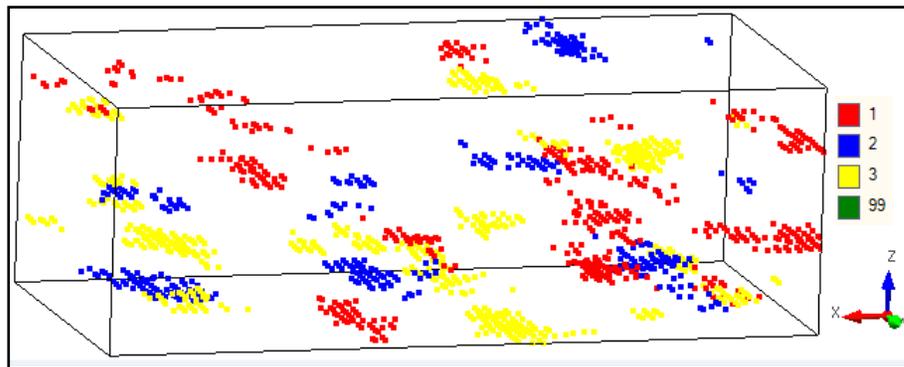


Ilustración 51: Vista isométrica simulación n°2 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.

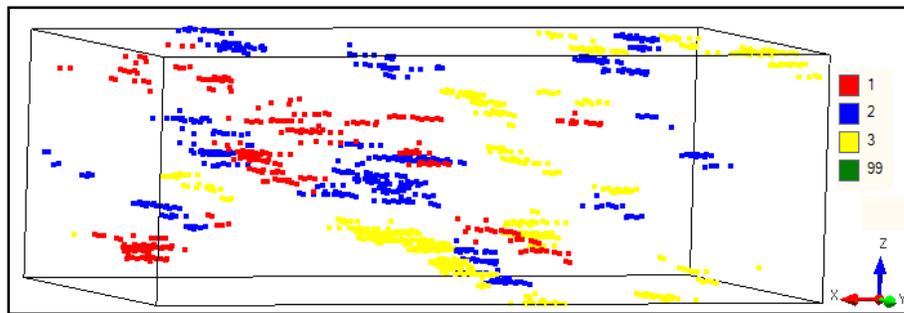


Ilustración 52: Vista isométrica simulación n°3 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.

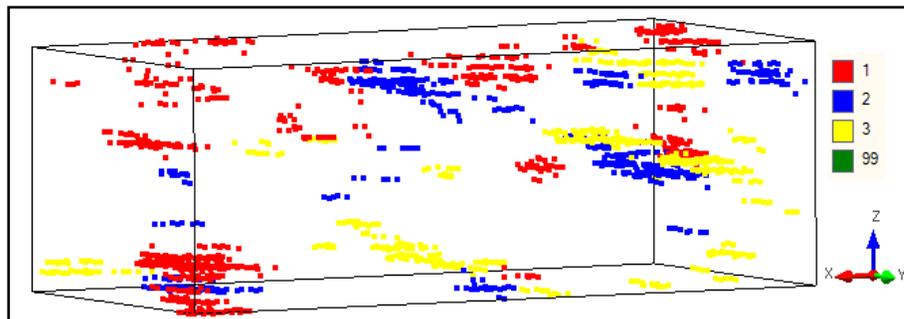


Ilustración 53: Vista isométrica simulación n°4 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.

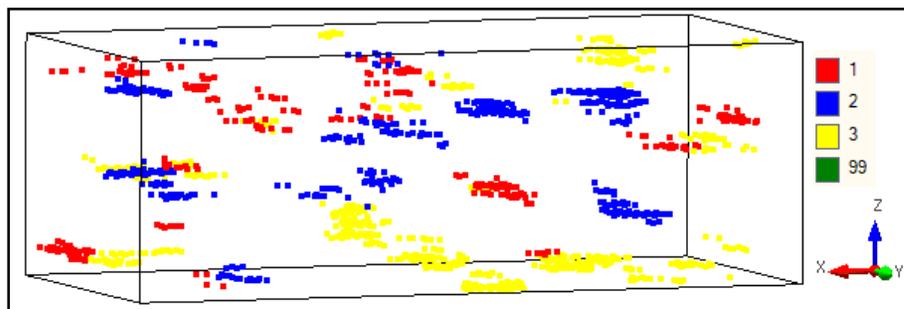


Ilustración 54: Vista isométrica simulación n°5 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.

ANEXO C – Vistas isométricas SISIM LVA.

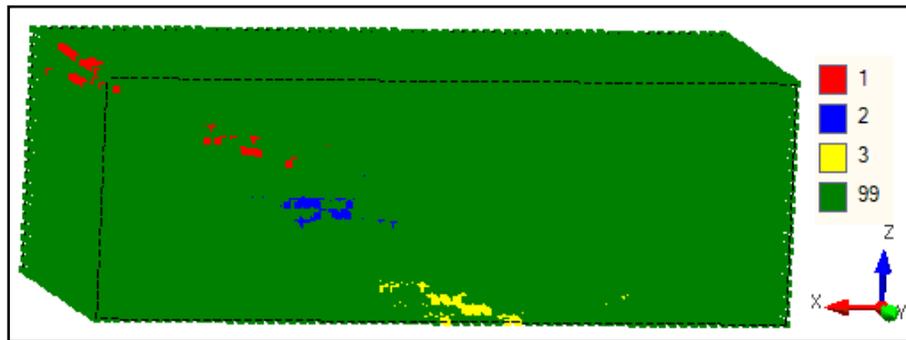


Ilustración 55: Vista isométrica simulación n°2 Jerónimo vía SISIM_LVA.

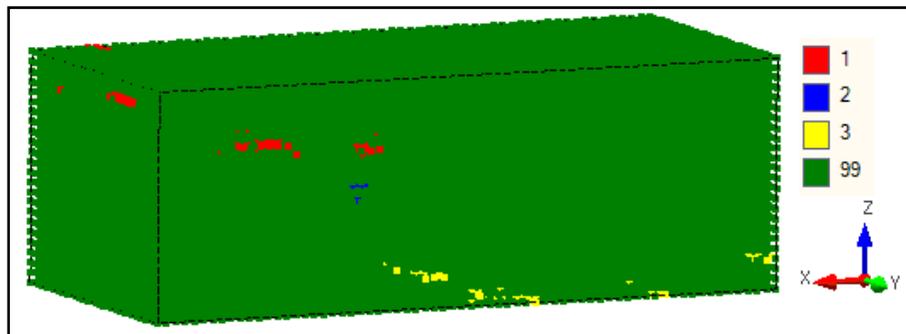


Ilustración 56: Vista isométrica simulación n°3 Jerónimo vía SISIM_LVA.

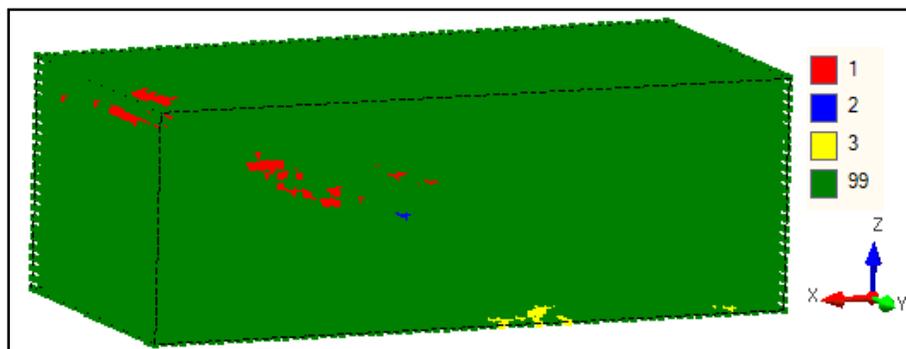


Ilustración 57: Vista isométrica simulación n°4 Jerónimo vía SISIM_LVA.

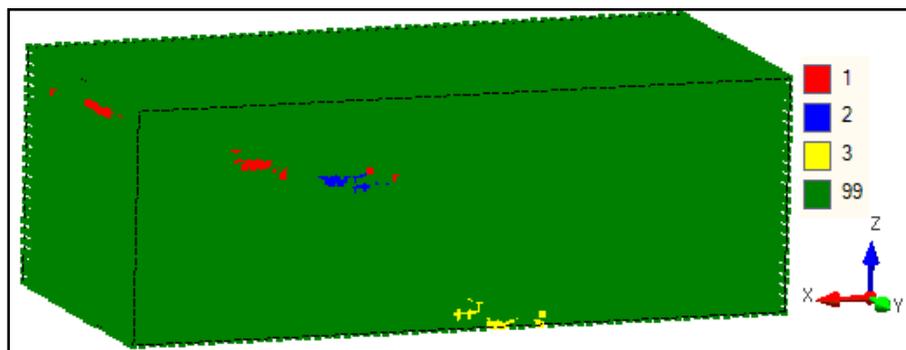


Ilustración 58: Vista isométrica simulación n°5 Jerónimo vía SISIM_LVA.

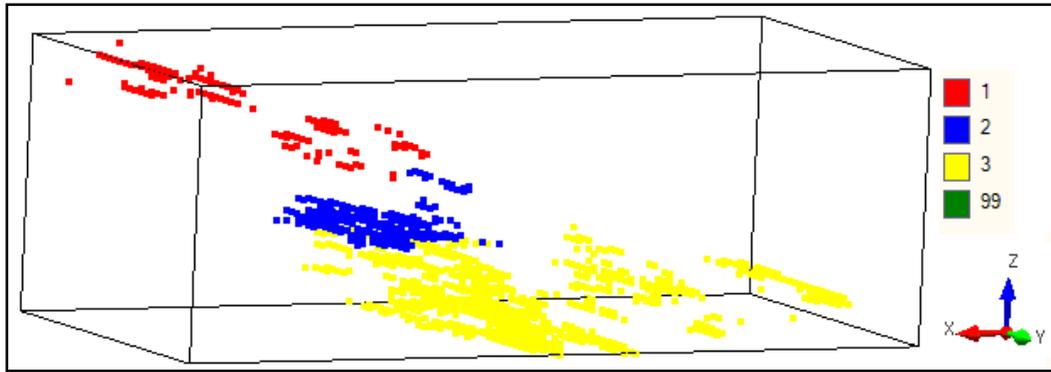


Ilustración 59: Vista isométrica simulación n°2 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.

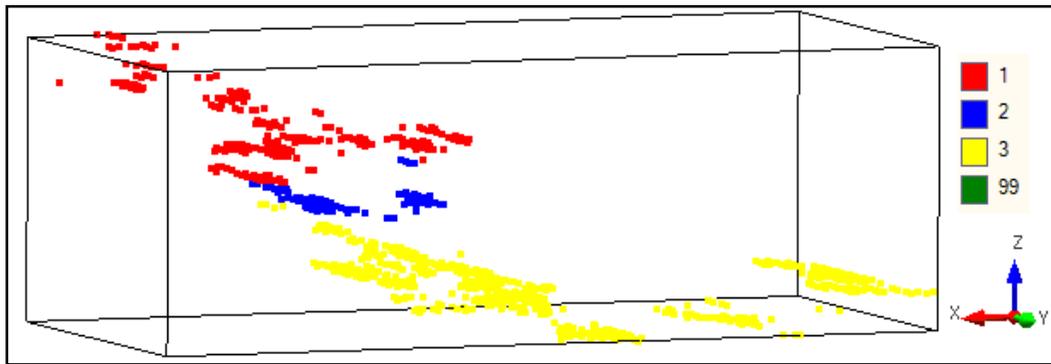


Ilustración 60: Vista isométrica simulación n°3 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.

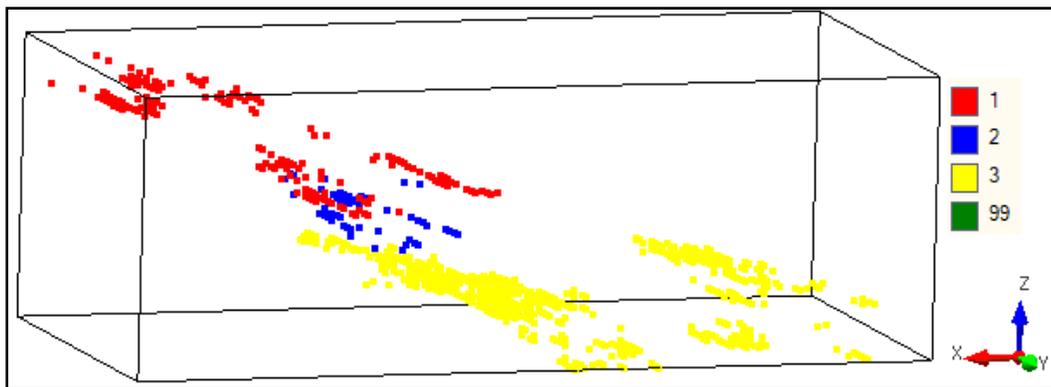


Ilustración 61: Vista isométrica simulación n°4 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.

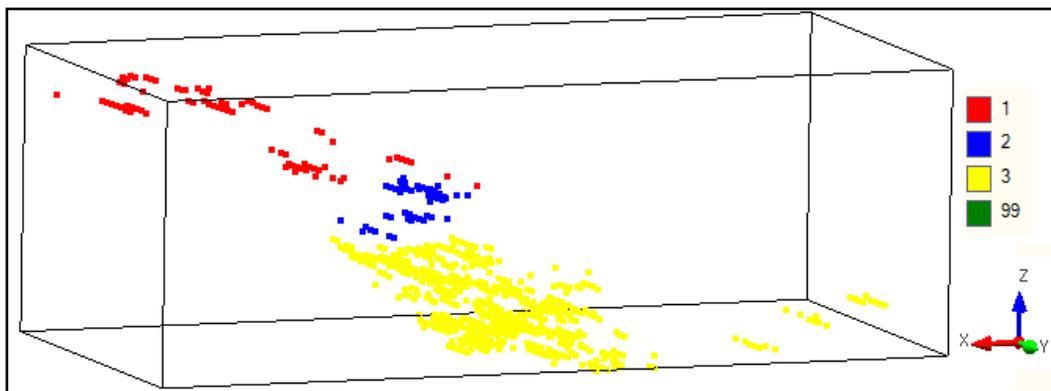


Ilustración 62: Vista isométrica simulación n°5 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.

ANEXO D – Plantas y secciones XZ SISIM convencional.

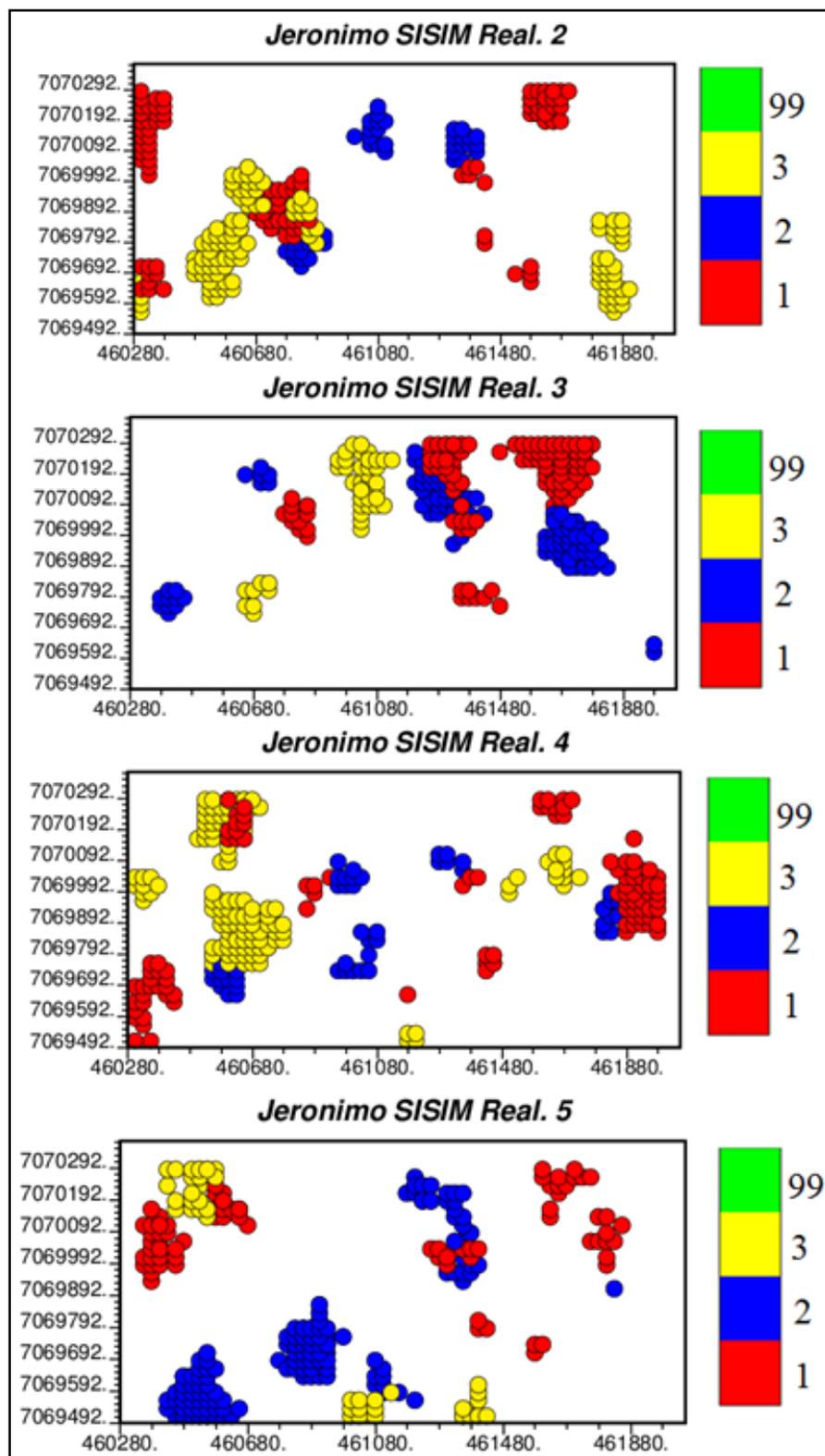


Ilustración 63: Vista planta sim. n°2-5 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.

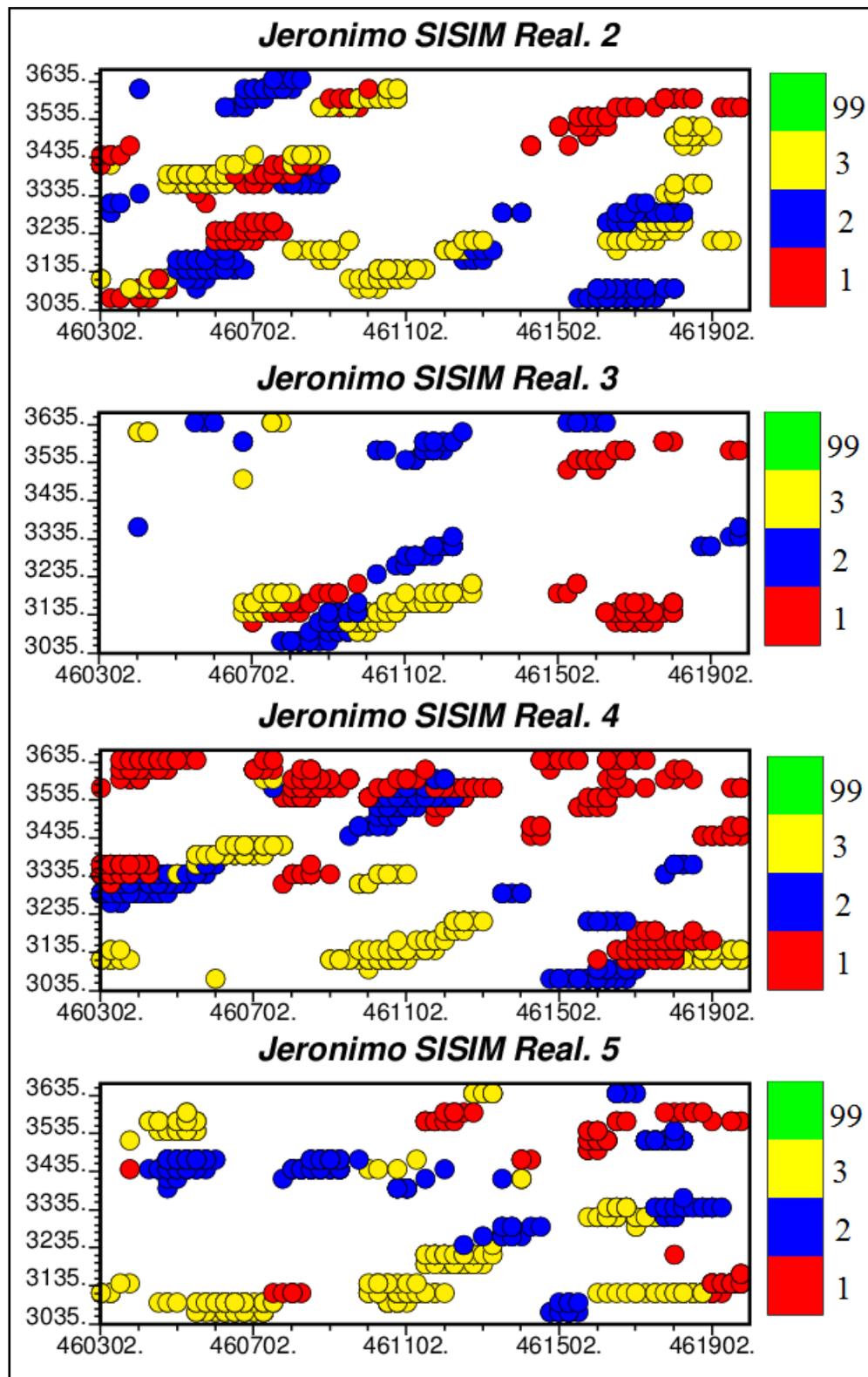


Ilustración 64: Corte XZ sim. n°2-5 Jerónimo vía SISIM convencional filtrando código 99.

ANEXO E – Plantas y secciones XY SISIM_LVA.

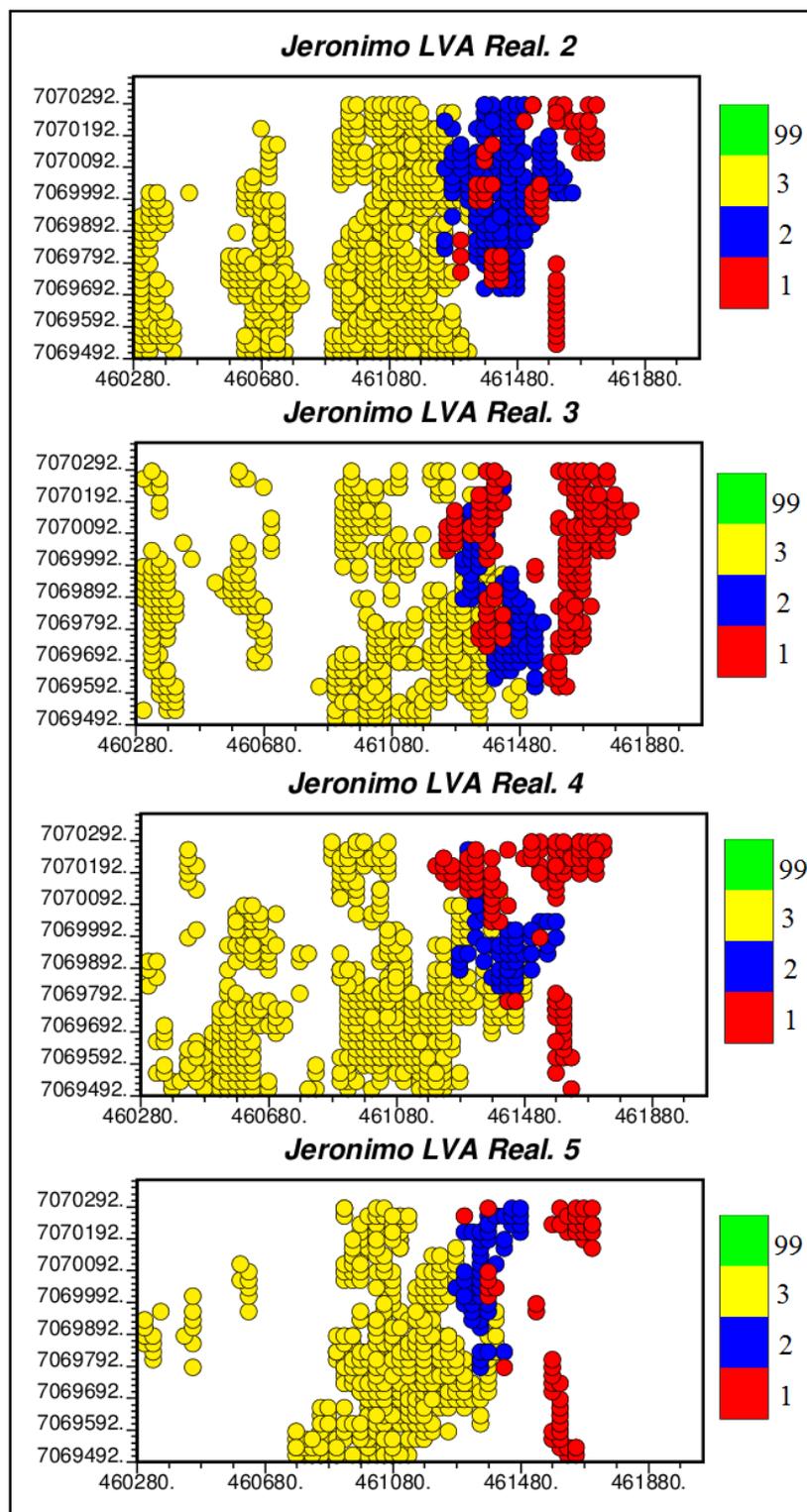


Ilustración 65: Vista planta sim. n°2-5 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.

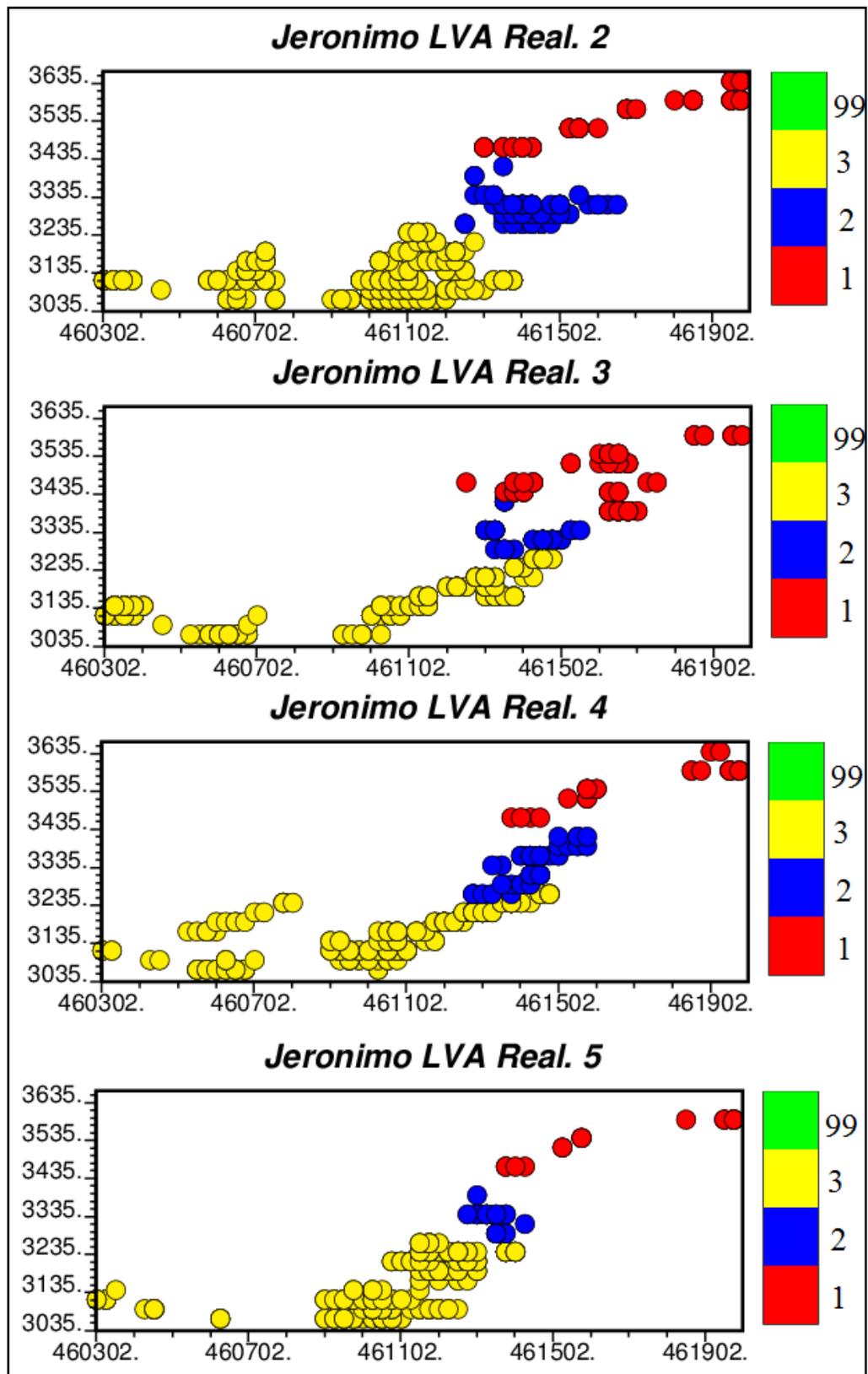


Ilustración 66: Corte XZ sim. n°2-5 Jerónimo vía SISIM_LVA filtrando código 99.

ANEXO F – Validaciones visuales

- Vistas en Planta

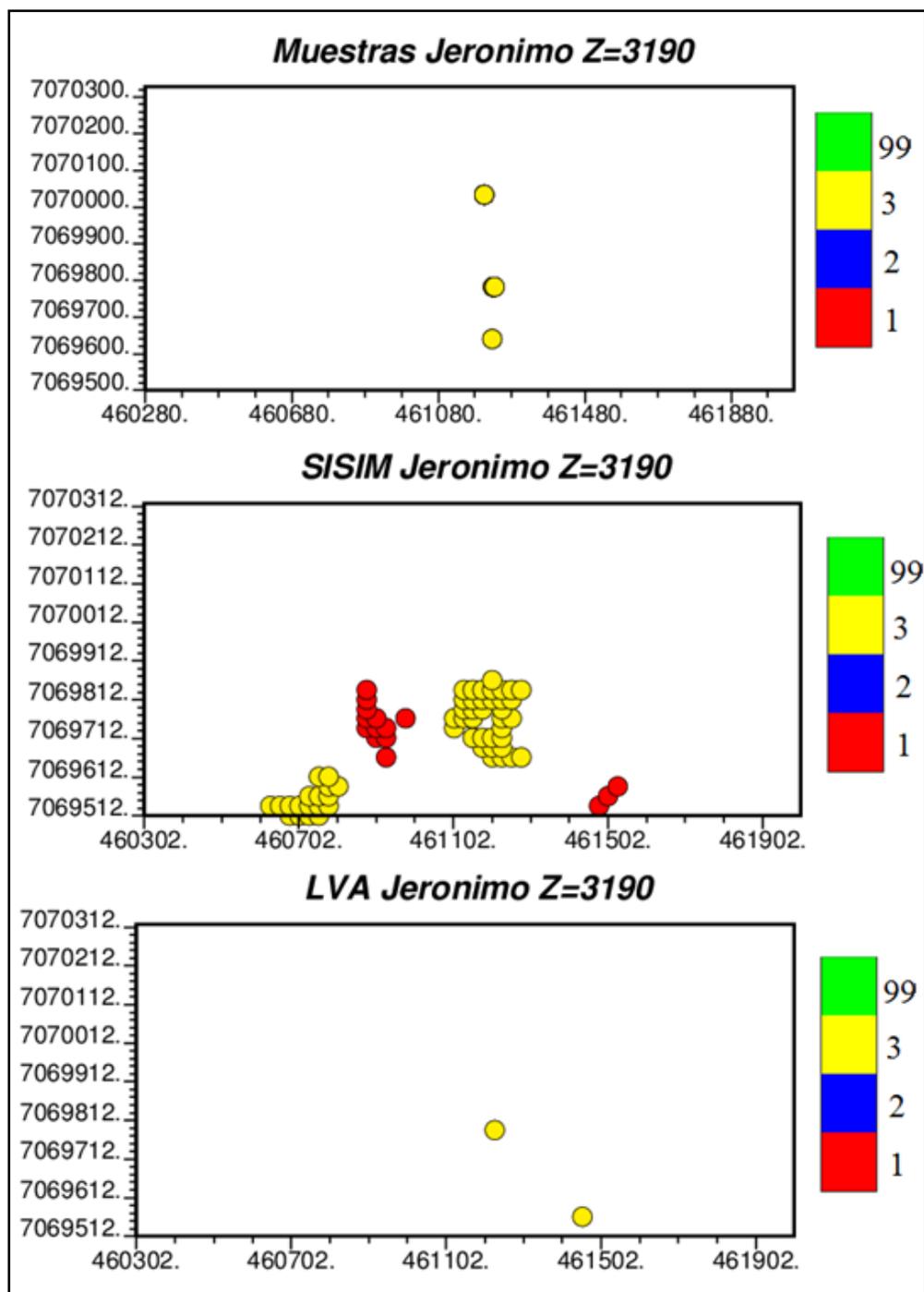


Ilustración 67: Validación visual en planta Z = 3190 de Sim. N°1.

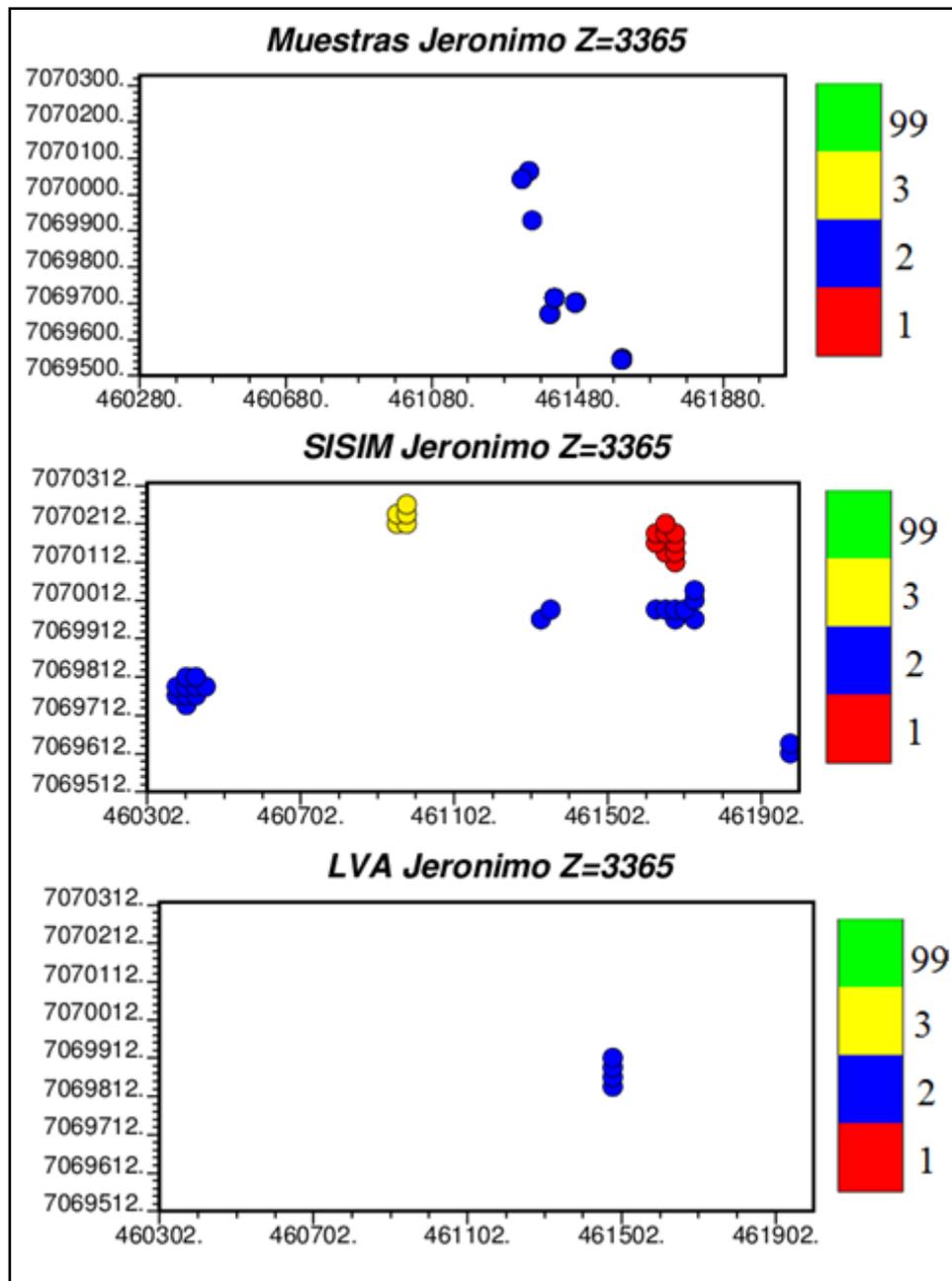


Ilustración 68: Validación visual en planta Z = 3365 de Sim. N°2.

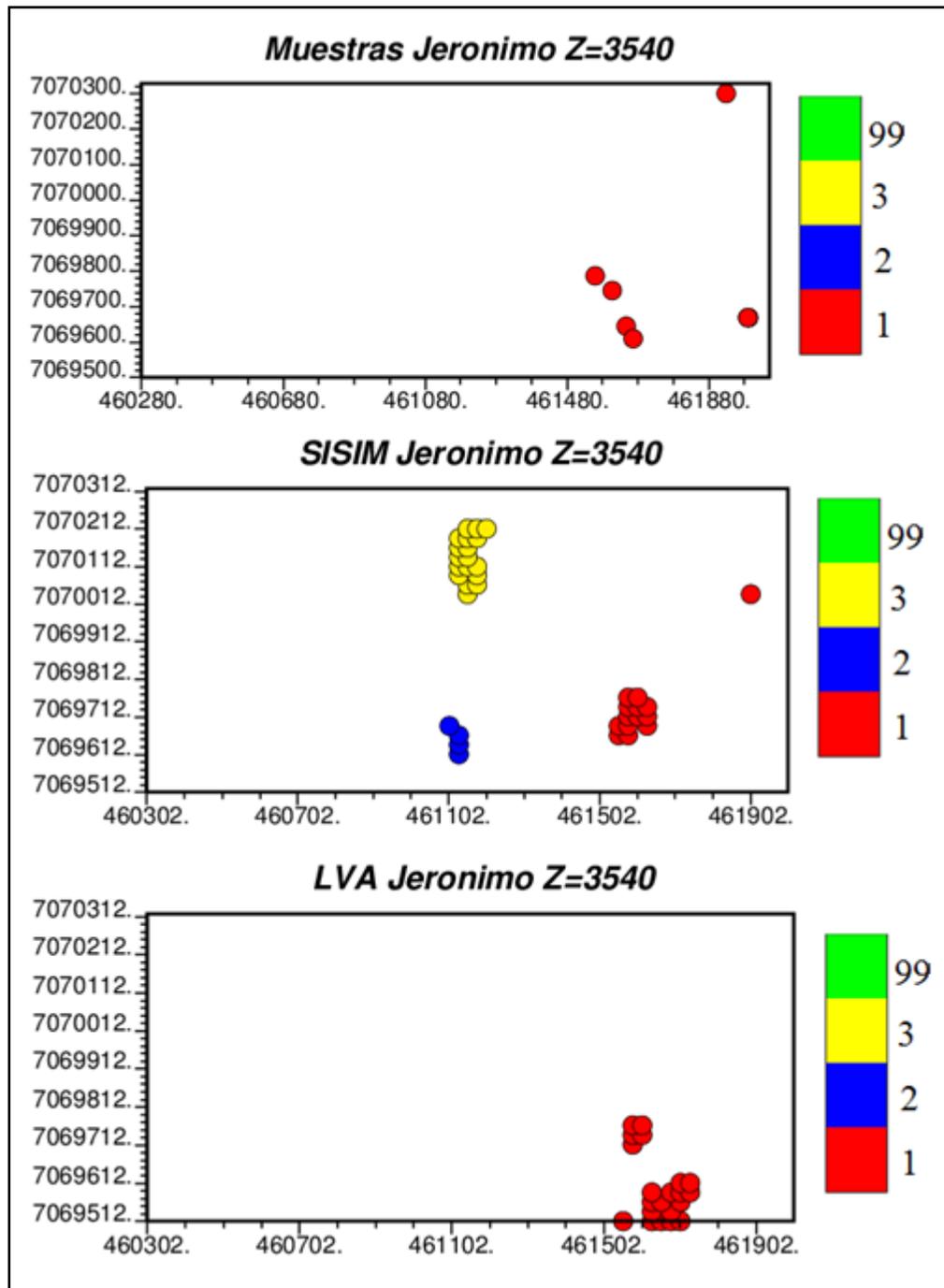


Ilustración 69: Validación visual en planta Z = 3540 de Sim. N°3

- Secciones XZ

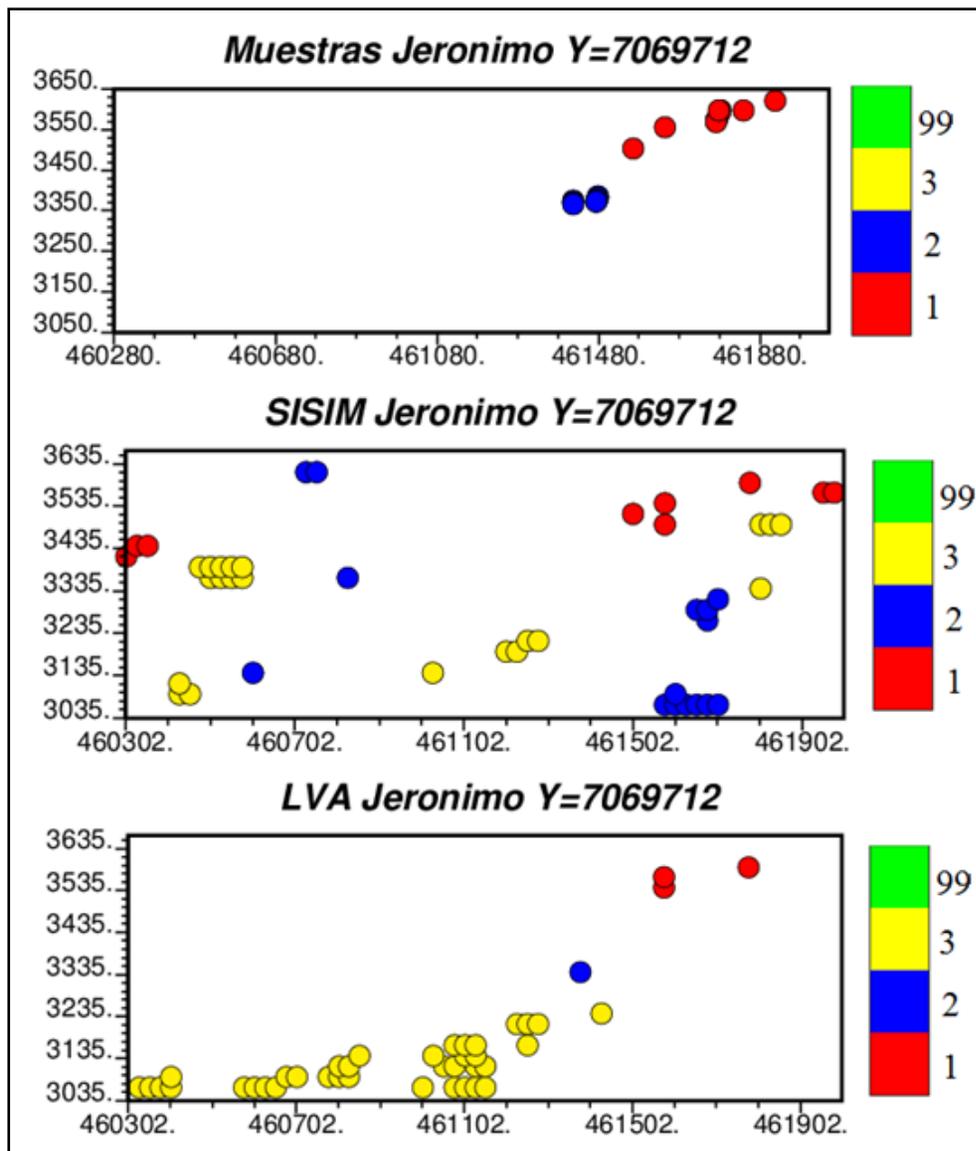


Ilustración 70: Validación visual en sección Y = 7069712 de Sim. N°1.

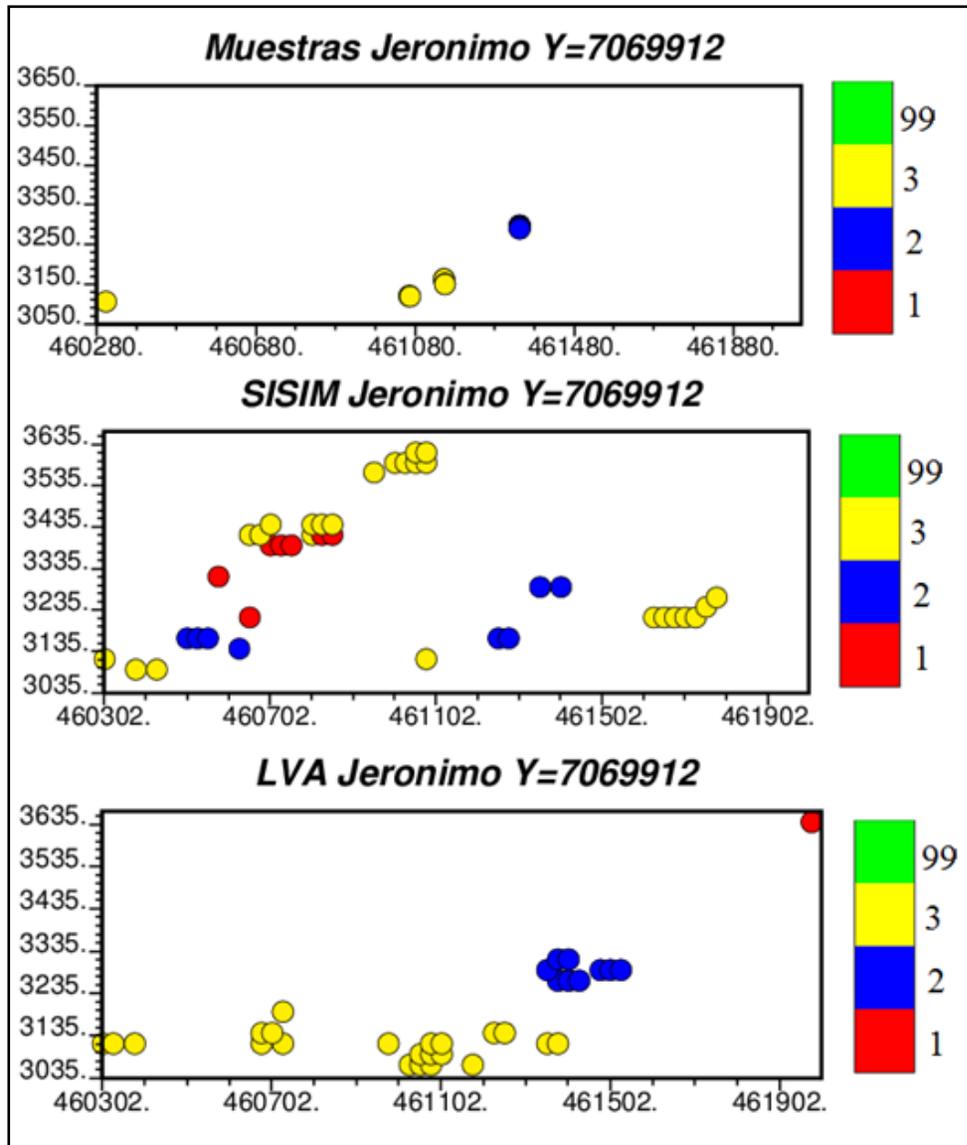


Ilustración 71: Validación visual en sección Y = 7069912 de Sim. N°2.

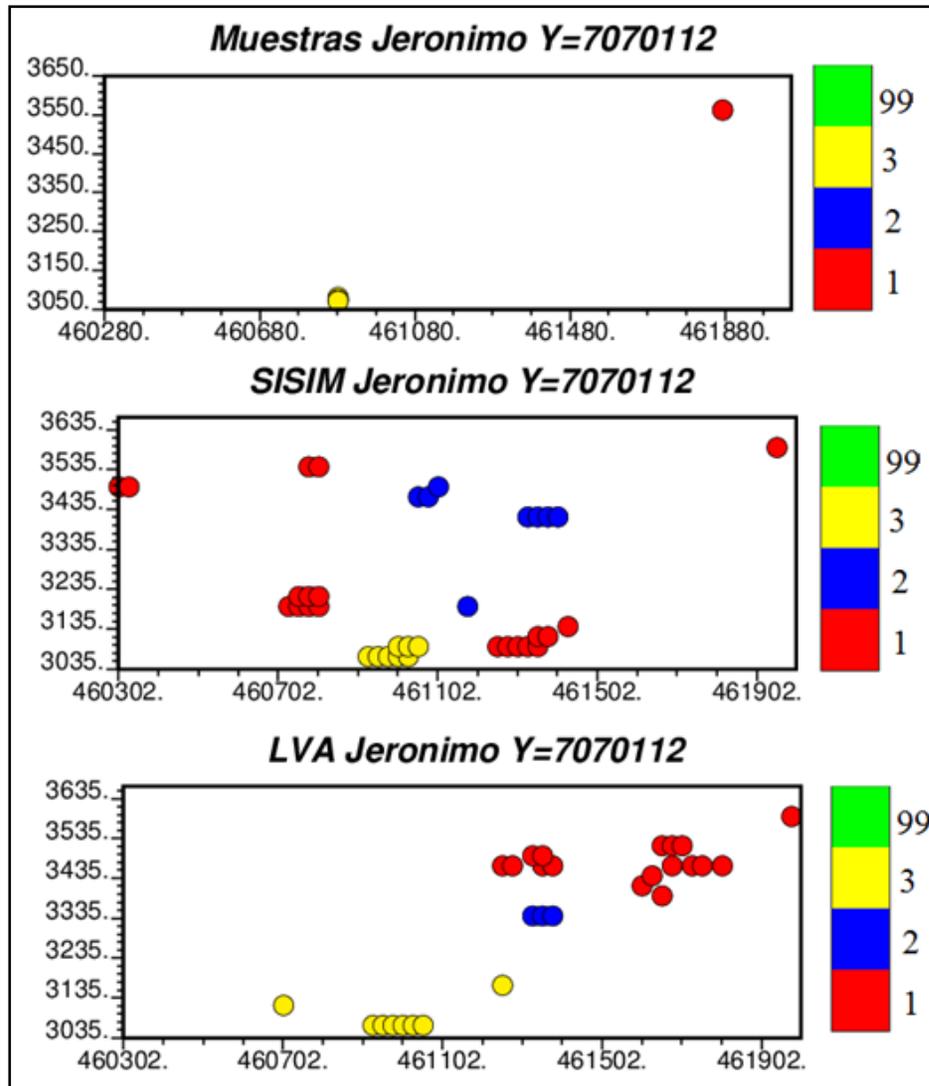


Ilustración 72: Validación visual en sección Y = 7070112 de Sim. N°3

ANEXO G – Validaciones de Rumbos y manteos.

Tabla 16: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069712 Sim. N°1).

	Dirección	Manteos	Manteos	Manteos
	Manteo	Muestras	Campo LVA	SISIM_LVA
1	W-E	15.9	21.1	20.2
2	W-E	49.3	47.2	41.3
3	W-E	63.4	61.0	58.6
4	W-E	00.0	00.0	2.0
5	W-E	15.9	22.9	18.1

Tabla 17: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069912 Sim. N°1).

	Dirección	Manteos	Manteos	Manteos
	Manteo	Muestras	Campo LVA	SISIM_LVA
1	W-E	15.9	21.1	20.8
2	W-E	49.3	47.2	42.5
3	W-E	63.4	61.0	59.3
4	W-E	00.0	00.0	2.5
5	W-E	15.9	22.9	19.0

Tabla 18: Manteos medidos para validación (sección Y = 7070112 Sim. N°1).

	Dirección	Manteos	Manteos	Manteos
	Manteo	Muestras	Campo LVA	SISIM_LVA
1	W-E	15.9	21.1	20.0
2	W-E	49.3	47.2	41.4
3	W-E	63.4	61.0	58.8
4	W-E	00.0	00.0	0.5
5	W-E	15.9	22.9	19.5

Tabla 19: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069712 Sim. N°2).

	Dirección	Manteos	Manteos	Manteos
	Manteo	Muestras	Campo LVA	SISIM_LVA
1	W-E	15.9	21.1	21.0
2	W-E	49.3	47.2	42.1
3	W-E	63.4	61.0	58.9
4	W-E	00.0	00.0	0.0
5	W-E	15.9	22.9	19.2

Tabla 20: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069912 Sim. N°2).

	Dirección	Manteos	Manteos	Manteos
	Manteo	Muestras	Campo LVA	SISIM_LVA
1	W-E	15.9	21.1	19.2
2	W-E	49.3	47.2	40.8
3	W-E	63.4	61.0	59.1
4	W-E	00.0	00.0	0.0
5	W-E	15.9	22.9	19.6

Tabla 21: Manteos medidos para validación (sección Y = 7070112 Sim. N°2).

	Dirección	Manteos	Manteos	Manteos
	Manteo	Muestras	Campo LVA	SISIM_LVA
1	W-E	15.9	21.1	19.5
2	W-E	49.3	47.2	40.7
3	W-E	63.4	61.0	60.1
4	W-E	00.0	00.0	0.9
5	W-E	15.9	22.9	18.7

Tabla 22: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069712 Sim. N°3).

	Dirección	Manteos	Manteos	Manteos
	Manteo	Muestras	Campo LVA	SISIM_LVA
1	W-E	15.9	21.1	19.7
2	W-E	49.3	47.2	41.5
3	W-E	63.4	61.0	58.4
4	W-E	00.0	00.0	1.3
5	W-E	15.9	22.9	18.9

Tabla 23: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069912 Sim. N°3).

	Dirección	Manteos	Manteos	Manteos
	Manteo	Muestras	Campo LVA	SISIM_LVA
1	W-E	15.9	21.1	20.2
2	W-E	49.3	47.2	42.7
3	W-E	63.4	61.0	58.8
4	W-E	00.0	00.0	1.0
5	W-E	15.9	22.9	18.1

Tabla 24: Manteos medidos para validación (sección Y = 7070112 Sim. N°3).

	Dirección	Manteos	Manteos	Manteos
	Manteo	Muestras	Campo LVA	SISIM_LVA
1	W-E	15.9	21.1	19.0
2	W-E	49.3	47.2	42.5
3	W-E	63.4	61.0	59.0
4	W-E	00.0	00.0	1.0
5	W-E	15.9	22.9	18.4

Tabla 25: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069712 Sim. N°4).

	Dirección	Manteos	Manteos	Manteos
	Manteo	Muestras	Campo LVA	SISIM_LVA
1	W-E	15.9	21.1	18.9
2	W-E	49.3	47.2	42.1
3	W-E	63.4	61.0	59.2
4	W-E	00.0	00.0	1.3
5	W-E	15.9	22.9	19.6

Tabla 26: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069912 Sim. N°4).

	Dirección	Manteos	Manteos	Manteos
	Manteo	Muestras	Campo LVA	SISIM_LVA
1	W-E	15.9	21.1	20.3
2	W-E	49.3	47.2	41.0
3	W-E	63.4	61.0	58.1
4	W-E	00.0	00.0	1.0
5	W-E	15.9	22.9	18.4

Tabla 27: Manteos medidos para validación (sección Y = 7070112 Sim. N°4).

	Dirección	Manteos	Manteos	Manteos
	Manteo	Muestras	Campo LVA	SISIM_LVA
1	W-E	15.9	21.1	20.4
2	W-E	49.3	47.2	41.1
3	W-E	63.4	61.0	58.9
4	W-E	00.0	00.0	0.0
5	W-E	15.9	22.9	18.1

Tabla 28: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069712 Sim. N°5).

	Dirección	Manteos	Manteos	Manteos
	Manteo	Muestras	Campo LVA	SISIM_LVA
1	W-E	15.9	21.1	19.1
2	W-E	49.3	47.2	42.3
3	W-E	63.4	61.0	58.3
4	W-E	00.0	00.0	0.0
5	W-E	15.9	22.9	18.0

Tabla 29: Manteos medidos para validación (sección Y = 7069912 Sim. N°5).

	Dirección	Manteos	Manteos	Manteos
	Manteo	Muestras	Campo LVA	SISIM_LVA
1	W-E	15.9	21.1	20.5
2	W-E	49.3	47.2	42.1
3	W-E	63.4	61.0	59.6
4	W-E	00.0	00.0	0.5
5	W-E	15.9	22.9	18.8

Tabla 30: Manteos medidos para validación (sección Y = 7070112 Sim. N°5).

	Dirección	Manteos	Manteos	Manteos
	Manteo	Muestras	Campo LVA	SISIM_LVA
1	W-E	15.9	21.1	20.9
2	W-E	49.3	47.2	41.7
3	W-E	63.4	61.0	58.7
4	W-E	00.0	00.0	0.0
5	W-E	15.9	22.9	19.3

