

TRABAJO ESPECIAL DE GRADO

**DESARROLLO E IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO
PARA LA INVERSIÓN ESTOCÁSTICA DE UN PERFIL
MAGNÉTICO**

Presentado ante la Ilustre
Universidad Central de Venezuela
Por el Br. Zorrilla C., Giancarlo G.
Para optar al Título
de Ingeniero Geofísico

Caracas, Noviembre de 2019

TRABAJO ESPECIAL DE GRADO

DESARROLLO E IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO PARA LA INVERSIÓN ESTOCÁSTICA DE UN PERFIL MAGNÉTICO

TUTOR ACADÉMICO: Prof. Mariano Arnaiz

Presentado ante la Ilustre
Universidad Central de Venezuela
Por el Br. Zorrilla C., Giancarlo G.
Para optar al Título
de Ingeniero Geofísico

Caracas, Noviembre de 2019

Caracas, Noviembre de 2019

ACTA

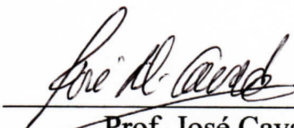
Quienes suscriben, Miembros del Jurado designado por el Consejo de Escuela de Geología, Minas y Geofísica, para examinar el Trabajo Especial de Grado, titulado:

DESARROLLO E IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO PARA LA INVERSIÓN ESTOCÁSTICA DE UN PERFIL MAGNÉTICO

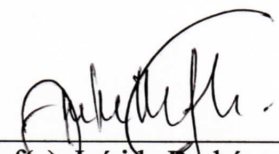
presentado ante la ilustre Universidad Central de Venezuela por el Br. Giancarlo Gerard Zorrilla Campos, C.I 20.219.833, dejan constancia de lo siguiente:

Hemos leído este trabajo y participado en su discusión, encontrando que el mismo es suficiente en contenido, calidad y extensión, para cumplir con todos los requisitos establecidos para optar al título de Ingeniero Geofísico.

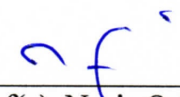
En fe de lo cual se levanta la presente ACTA, a los 5 días del mes de Noviembre de dos mil diecinueve.



Prof. José Cavada
Tutor (Suplente)



Prof(a). Inirida Rodríguez
Jurado



Prof(a). Nuris Orihuela
Jurado

DEDICATORIA

Este trabajo se lo dedico a una buena compañera y sobre todo mi amiga Yenireth Yáñez o como le decía Yeni, quien con su alegría me enseñó que no importa los problemas que tengas, siempre mantente feliz porque con ponerte triste no resuelves nada... no importa donde esté siempre te recordare, gracias por todo Yeni.

***Mientras creía que aprendía a vivir,
había estado aprendiendo a morir.***

Leonardo Da Vinci

AGRADECIMIENTOS

A mis padres, por ser mis guías, por siempre brindarme su apoyo en todas mis decisiones que he tomado hasta el momento y por estar a mi lado y brindarme su fuerza para seguir adelante.

A mi hermana (Vane) y amiga incondicional por siempre estar a mi lado y darme buenos consejos para seguir adelante y por siempre apoyarme en todos mis planes.

A mi Alma Mater, la Universidad Central de Venezuela, por haberme dado la oportunidad de formarme como Ingeniero en la Escuela de Geología, Minas y Geofísica y permitirme crecer de manera personal y profesional.

Al Profesor Mariano Arnaiz, mi tutor académico, por siempre estar dispuesto a ayudarme, por brindarme su apoyo, sus enseñanzas, su comprensión y tiempo, en la realización de ésta tesis.

A la Licenciada Sanny Trujillo, por su apoyo durante mis estudios y perdonarme varias faltas a la biblioteca para poder seguir estudiado en mis parciales, todo mi aprecio y gratitud.

A los profesores de la Escuela de Ingeniería Metalúrgica y Ciencia de los Materiales, Profesora Maribel Suarez y al Profesor Luis Chacón, ex-directores de la Escuela y al Profesor Alfonso Bencomo, por su amistad durante toda mi carrera. A la profesora Rosa Jiménez (rosita) mi agradecimiento por su apoyo y amistad y por haberme enseñado a manejar Matlab, mil gracias.

A mis amigas de geografía, Andreina Terán y Clara Leer por estar siempre a mi lado y compartir buenos momentos juntos; a mis geólogas favoritas Alejandra Carpintero y Yenireth Yáñez por siempre estar presentes y por brindarme su apoyo a seguir adelante; a mi amiga Jacqueline Ramos, mi colombiana, por siempre estar a mi lado, aconsejándome e intercambiando conocimientos juntos, siempre disfrutare tomarnos un buen café juntos y poder hablar de lo que sea contigo.

Giancarlo Gerard Zorrilla Campos

Resumen

Zorrilla C., Giancarlo G.

DESARROLLO E IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO PARA LA INVERSIÓN ESTOCÁSTICA DE UN PERFIL MAGNÉTICO

**Tutor Académico: Prof. Mariano Arnaiz. Tesis. Caracas, U.C.V. Facultad de
Ingeniería. Escuela de Geología, Minas y Geofísica. 2019, N° pág. 103.**

Palabras claves: magnéticos, Monte Carlo, algoritmo, inversión, estocástico, modelos, Metropolis y Markov.

Debido a la complejidad de la estructura interna de la Tierra, es necesaria una simplificación (modelado) de la geología real para poder obtener alguna solución práctica, desde el punto de vista geofísico. El objetivo de la observación geofísica es la determinación de dicha solución a partir de los datos observados. La estadística aplicada es una de las herramientas interpretativas, ya que lleva a cabo la exploración y el análisis cuantitativo de los datos. Una de las técnicas de muestreo más utilizadas es el método Monte Carlo. Este permite resolver problemas físicos y matemáticos mediante la simulación de variables aleatorias proporcionando una familia de soluciones posibles. Para explotar las ventajas de esta técnica, se desarrolló un algoritmo para la inversión estocástica de datos magnéticos utilizando el método Monte Carlo. Con esto se espera profundizar en el análisis de las variaciones de susceptibilidad magnética del subsuelo y permitir la generación de modelos inversos a partir de este tipo de dato; además, contribuye con un aporte metodológico. La estrategia utilizada inicia con la generación de un modelo inicial, posterior a eso se calcula la anomalía magnética del modelo, luego se comienza con la perturbación del modelo y se determina su anomalía generada, siguiendo con esto se calcula el RMSE para luego aplicar el algoritmo de Metropolis. La metodología de Monte Carlo aplicando la cadena de Markov muestra ser bastante eficiente, ya que acepta una gran cantidad de modelos posibles como no posibles y genera resultados bastante aceptables para la interpretación, además se realizaron distintas pruebas con modelos sintéticos y una prueba final utilizando datos adquiridos en la región de Caracas sobre el cerro El Ávila, donde estos dieron resultados muy favorables ya que se generó un modelo del subsuelo que muestra la ubicación de los cuerpos anómalos asociados a rocas metasedimentarias y metaígneas.

ÍNDICE GENERAL

CAPÍTULO I.....	1
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	2
1.2. JUSTIFICACIÓN	2
1.3. OBJETIVOS	3
1.3.1. Objetivo General	3
1.3.2. Objetivos Específicos.....	3
1.4. ALCANCE.....	3
1.5. UBICACIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO	4
1.6. ANTECEDENTES.....	5
CAPÍTULO II.....	9
2. MARCO GEOLÓGICO.....	9
2.1. GEOLOGÍA REGIONAL	9
2.1.1. Geología estructural.....	14
2.2. GEOLOGÍA LOCAL	15
CAPÍTULO III	18
3. MARCO TEÓRICO	18
3.1. CAMPO GEOMAGNÉTICO.....	18
3.2. MÉTODO MAGNÉTICO	20
3.3. MÉTODO DIRECTO E INVERSO.....	21
3.4. TEORÍA DEL PROBLEMA INVERSO.....	23
3.5. INVERSIÓN ESTOCÁSTICA.....	24
3.5.1. Procesos aleatorios.....	25
3.5.2. Método de Monte Carlo	26
3.6. MODELO FRACTAL.....	29
CAPÍTULO IV	34
4. MARCO METODOLÓGICO.....	34
4.1. DIAGRAMA DE FLUJO	35
4.2. DESARROLLO DEL ALGORITMO POR ETAPAS	36

4.3.	DATOS REALES	40
4.3.1.	Adquisición en campo.....	40
4.3.2.	Procesamientos de datos.....	40
CAPÍTULO V		41
5.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	41
5.1.	INVERSIÓN CON DATOS SINTÉTICOS.....	41
5.1.1.	Prueba 1: Distribución uniforme	41
5.1.2.	Prueba 2: Latitud a 45° N	47
5.1.3.	Prueba 3: Latitud a 90° N	52
5.1.4.	Prueba 4: Cambio en el sigma de la verosimilitud	57
5.1.5.	Prueba 5: Dos cuerpos anómalos.....	63
5.1.6.	Prueba 6: Modelo más complejo	68
5.2.	INVERSIÓN CON DATOS REALES.....	73
CAPÍTULO VI		80
6.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	80
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS		82
APÉNDICE.....		92

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1. Mapa topográfico de la zona de estudio.	4
Figura 1.2. Vista satelital de ubicación de la zona de estudio (Google Earth, 2019). ..	5
Figura 2.1. Ubicación geológica-estructural regional de la Zona de Estudio. (Tomado y Modificado de Hackley et al., 2006).....	14
Figura 2.2. Vista del complejo San Julián, afloramiento en el río Miguelena (Cano y Melo, 2001).....	16
Figura 2.3. Ubicación geológica local de la Zona de Estudio. (Tomado y Modificado de Hackley et al., 2006).....	17
Figura 3.1. Evolución del campo magnético de la Tierra, en dirección e intensidad, en relación con los polos geográficos (physicsopenlab.org/2019/06/10/il-campo-geomagnetico/).....	18
Figura 3.2. Campo magnético terrestre interactuando con el viento solar (https://www.capasdelatierra.org/campo-magnetico-magnetosfera/).	19
Figura 3.3. Elementos del campo magnético terrestre.	21
Figura 3.4. Procesos a realizar en la aplicación de métodos directo e inverso. (Tomado de IGC, 2012).	22
Figura 3.5. Aproximación de la masa tridimensional por una colección de prismas rectangulares (Tomado de Bosch et al., 2005).....	22
Figura 3.6. Función de distribución de probabilidad unimodal (Azpurua, 2012).....	26
Figura 3.7. Progreso en la reducción de desajuste de un algoritmo de muestreo.	29
Figura 3.8. Conjunto de Mandelbrot y sucesivas ampliaciones que muestran una complejidad similar. En cada ampliación se observa cómo se reproduce de nuevo el conjunto original (Tomado de Pérez, 2003).....	30
Figura 3.9. Derecha: Triángulo de Sierpinsky inicia en el triángulo inferior derecha, generado mediante extracción del triángulo central sucesivas veces. Izquierda: crecimiento de cristales de cuprita mediante un patrón geométrico fractal (Tomado de Pérez, 2003).....	31

Figura 3.10. Diferentes construcciones fractales de un Conjunto de Cantor (2), una Alfombra de Sierpinsky (4) y de una Esponja de Menger (6), con sus dimensiones fractales asociadas (Tomado de Pérez, 2003).	32
Figura 4.1. Diagrama de flujo, donde se presenta el proceso a realizar el código.....	35
Figura 4.2. Geometría de un prisma vertical con profundidad finita. (Tomado de Stocco et al., 2015).....	38
Figura 5.1. Prueba 1: Función densidad de probabilidad.....	41
Figura 5.2. Prueba 1: Curva de reducción del desajuste de modelos aceptados.	42
Figura 5.3. Prueba 1: Curva de anomalía magnética, modelo del subsuelo observado y calculado.	43
Figura 5.4. Prueba 1: Modelo de parámetros estadísticos Mediana y Moda.	44
Figura 5.5. Prueba 1: Modelo de parámetros estadísticos Varianza y Desviación estándar.	45
Figura 5.6. Prueba 1: Histograma de frecuencia para valores de prismas seleccionados aleatoriamente.	46
Figura 5.7. Prueba 2: Función densidad de probabilidad.....	47
Figura 5.8. Prueba 2: Curva de reducción del desajuste de modelos aceptados.	48
Figura 5.9. Prueba 2: Curva de anomalía magnética, modelo del subsuelo observado y calculado.	49
Figura 5.10. Prueba 2: Modelo de parámetros estadísticos Mediana y Moda.	50
Figura 5.11. Prueba 2: Modelo de parámetros estadísticos Varianza y Desviación estándar.	51
Figura 5.12. Prueba 2: Histograma de frecuencia para valores de prismas seleccionados aleatoriamente.	52
Figura 5.13. Prueba 3: Curva de reducción del desajuste de modelos aceptados.	53
Figura 5.14. Prueba 3: Curva de anomalía magnética, modelo del subsuelo observado y calculado.	54
Figura 5.15. Prueba 3: Modelo de parámetros estadísticos Mediana y Moda.	55
Figura 5.16. Prueba 3: Modelo de parámetros estadísticos Varianza y Desviación estándar.	56

Figura 5.17. Prueba 3: Histograma de frecuencia para valores de prismas seleccionados aleatoriamente.....	57
Figura 5.18. Prueba 4: Curva de reducción del desajuste de modelos aceptados.	58
Figura 5.19. Prueba 4: Curva de anomalía magnética, modelo del subsuelo observado y calculado.	59
Figura 5.20. Prueba 4: Modelo de parámetros estadísticos Mediana y Moda.	60
Figura 5.21. Prueba 4: Modelo de parámetros estadísticos Varianza y Desviación estándar.	61
Figura 5.22. Prueba 4: Histograma de frecuencia para valores de prismas seleccionados aleatoriamente.....	62
Figura 5.23. Prueba 5: Curva de reducción del desajuste de modelos aceptados.	63
Figura 5.24. Prueba 5: Curva de anomalía magnética, modelo del subsuelo observado y calculado.	64
Figura 5.25. Prueba 5: Modelo de parámetros estadísticos Mediana y Moda.	65
Figura 5.26. Prueba 5: Modelo de parámetros estadísticos Varianza y Desviación estándar.	66
Figura 5.27. Prueba 5: Histograma de frecuencia para valores de prismas seleccionados aleatoriamente.....	67
Figura 5.28. Prueba 6: Función densidad de probabilidad.....	68
Figura 5.29. Prueba 6: Curva de reducción del desajuste de modelos aceptados.	69
Figura 5.30. Prueba 6: Curva de anomalía magnética y modelo del subsuelo generado.	70
Figura 5.31. Prueba 6: Modelo de parámetros estadísticos Mediana y Moda.	71
Figura 5.32. Prueba 6: Modelo de parámetros estadísticos Varianza y Desviación estándar.	72
Figura 5.33. Prueba 6: Histograma de frecuencia para valores de prismas seleccionados aleatoriamente.....	73
Figura 5.34. Prueba: Función densidad de probabilidad.....	74
Figura 5.35. Prueba: Curva de reducción del desajuste de modelos aceptados.	75

Figura 5.36. Prueba: Curva de anomalía magnética y modelo del subsuelo generado.	76
Figura 5.37. Prueba: Modelo de parámetros estadísticos Mediana y Moda.	77
Figura 5.38. Prueba: Modelo de parámetros estadísticos Varianza y Desviación estándar.	78
Figura 5.39. Prueba: Histograma de frecuencia para valores de prismas seleccionados aleatoriamente.	79

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1. Unidades pertenecientes a la Asociación Metamórfica de La Costa.	10
Tabla 2.2. Unidades pertenecientes a la Asociación Metamórfica Ávila.	11
Tabla 2.3. Unidades pertenecientes a la Asociación Metasedimentaria Caracas.....	12

CAPÍTULO I

1. INTRODUCCIÓN

El estudio del magnetismo terrestre es la rama más antigua de la geofísica. Los métodos magnéticos y de gravedad tienen mucho en común, pero los datos magnéticos son generalmente más complejo y las variaciones en el campo magnético son más erráticas y localizadas (Telford et al., 1990). Los valores observados de estos campos dependen, principalmente, de las propiedades físicas de las rocas (García, 2009).

La aproximación convencional al análisis de datos geofísicos consiste en la definición de modelos geológicos y la comparación de las respuestas teóricas calculadas según esos modelos con los datos observados en campo. Este modelado de datos a partir de modelos propuestos *a priori* es conocido como problema directo; por tanto, la resolución del problema directo hace posible la predicción de los datos geofísicos para un modelo geológico dado (García, 2009).

El objetivo de la observación geofísica es la determinación de estructuras geológicas a partir de los datos observados. Debido a la complejidad de la estructura interna de la Tierra, el problema propuesto tiene una muy difícil solución, lo que conlleva a una simplificación (modelado) de la geología real para poder obtener alguna solución práctica. El problema que plantea la determinación de un modelo geológico a partir de una serie de datos observados se conoce como problema inverso (García, 2009). La calidad de los resultados en la interpretación geofísica depende de la habilidad a la hora de aproximar la geología real mediante los modelos propuestos, es decir, de la resolución de un problema inverso (García, 2009). Backus y Gilbert (1968, 1970), establecieron los fundamentos de la teoría inversa geofísica. En este trabajo se demostró que la no singularidad era una propiedad fundamental de los problemas geofísicos inversos; es decir, si se pudiera encontrar algún modelo de la Tierra para satisfacer los "datos brutos de la tierra", entonces existen infinitos modelos que satisfacen los datos brutos. (Mosegaard y Sambridge, 2002).

La estadística aplicada es una de las herramientas en la geofísica interpretativa, ya que lleva a cabo la exploración y el análisis cuantitativo de los datos. Una de las técnicas de muestreo, introducida por Ulam y Neumann (1946), es el método Monte Carlo; aunque la frase "método de Monte Carlo" fue utilizada por primera vez por Metropolis y Ulam (1949). En los 50 años desde su desarrollo, los métodos de Monte Carlo se han aplicado a una gran variedad de problemas en las ciencias físicas, matemáticas, biológicas y químicas (Mosegaard y Sambridge, 2002).

Esta permite resolver problemas físicos y matemáticos mediante la simulación de variables aleatorias, proporcionando una familia de soluciones posibles (Palacio, 2015). En otras palabras consiste en un conjunto de criterios mediante los cuales se seleccionan ciertos elementos de una población que representan lo que sucede en todo el muestreo (Mata et al, 1997).

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

En el ámbito de la geofísica, existen problemas que pueden ser abordados por la metodología Monte Carlo; un caso particular lo representan los problemas inversos, los cuales buscan recuperar los parámetros de un modelo desde datos reales utilizando un operador de mapeo lineal o no lineal (Shamsipour et al, 2011). Sin embargo, la solución del problema inverso en geofísica se caracteriza por su no unicidad, tal como ocurre con los datos magnéticos, ya que, la distribución de la magnetización es aleatoria y varios modelos pueden producir la misma respuesta. Por lo tanto, se deben imponer limitaciones simples a las soluciones admisibles, basadas en información previa, para restringir las soluciones de la inversión y obtener resultados más robustos (Shamsipour, 2011).

1.2. JUSTIFICACIÓN

El propósito de este trabajo de investigación es desarrollar un algoritmo para la inversión estocástica de un perfil magnético; para ello, se intentó obtener un modelo del subsuelo que responda a dichas observaciones o que mejor se adapte a la realidad

con el menor ruido posible, tomando en consideración las variables del proceso. En tal sentido, esta investigación procura desarrollar un algoritmo basado en el método de Monte Carlo para invertir datos magnéticos, bajo la implementación del algoritmo Metropolis (Metropolis et al. 1953).

1.3. OBJETIVOS

En este trabajo de investigación se desglosan los siguientes objetivos:

1.3.1. Objetivo General

Desarrollar un algoritmo para la inversión estocástica de datos magnéticos utilizando el método Monte Carlo.

1.3.2. Objetivos Específicos

- a) Calcular la anomalía magnética a partir de un modelo de prismas rectangulares.
- b) Establecer un esquema de perturbación aleatoria del modelo de susceptibilidad magnética.
- c) Implementar el algoritmo de inversión Ingenuo (minimización directa).
- d) Incorporar el desarrollo de las cadenas de Markov y el algoritmo de Metropolis.
- e) Aplicar el código a modelos simples y a datos magnéticos reales.

1.4. ALCANCE

Con el desarrollo de este trabajo se espera profundizar en la aplicación del método Monte Carlo a la inversión de datos magnéticos; además, contribuirá con un aporte metodológico que sea muy útil en la solución de problemas inversos en geofísica, ya que esto permitirá que el estudio se realice en un menor tiempo.

1.5. UBICACIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO

La zona utilizada para realizar una prueba con dato reales y verificar el código implementado se encuentra ubicada al oeste del cerro El Ávila sobre la cordillera de La Costa y justo sobre la zona limítrofe de los estados Vargas y Distrito Capital, específicamente sobre el camino de los españoles y la vía la cumbre, el perfil abarca una extensión de 660 m, con una altitud mínima de 1340 m y una altitud máxima de 1396 m (Figura 1.1); limita en las extremo Norte con el cerro El Ávila, al Sur con la zona urbana de Propatria, al Este con el cerro El Ávila y al Oeste con el cerro El Ávila, sus coordenadas UTM Huso 19 son E 723.514 – 723.957 y N 1.166.415 – 1.166.800 (Figura 1.2).

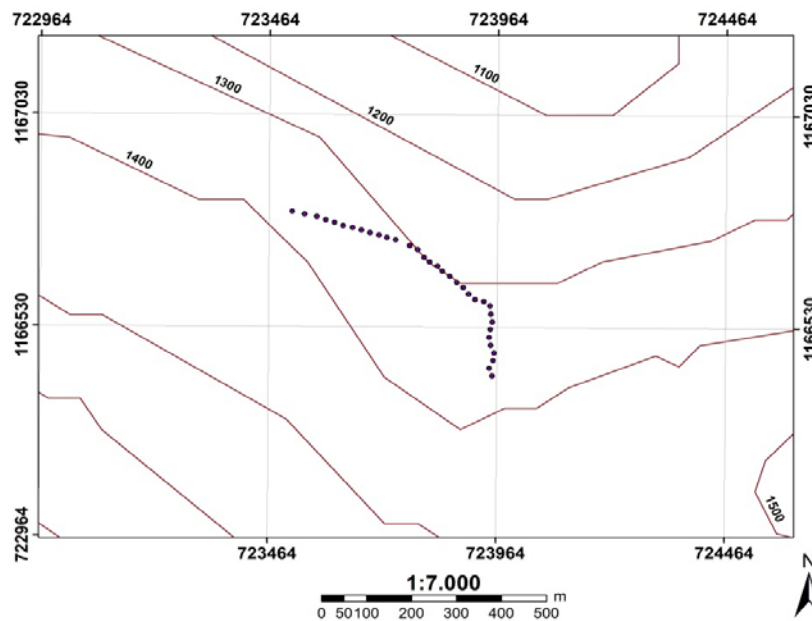


Figura 1.1. Mapa topográfico de la zona de estudio.

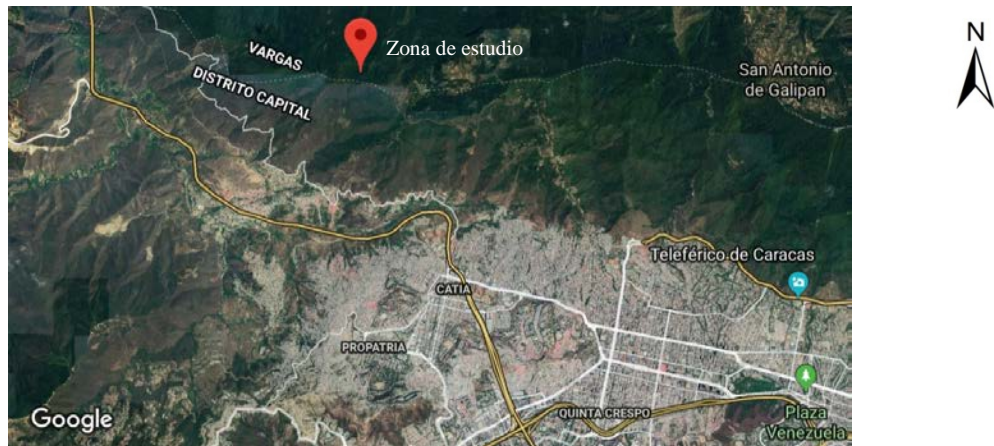


Figura 1.2. Vista satelital de ubicación de la zona de estudio (Google Earth, 2019).

1.6. ANTECEDENTES

Existe un gran número de investigaciones, que buscan mejorar la inversión de datos. Sin embargo, con relación a la investigación propuesta en esta tesis, de la bibliografía consultada, se encontraron seis (6) publicaciones y una (1) tesis que tienen alguna similitud con este trabajo investigativo, pero que a su vez no son iguales.

Mosegaard y Tarantola (1995) presentan como objetivo principal la formulación probabilística de problemas inversos que conduce a la definición de una distribución de probabilidad en el modelo espacial. Esta distribución de probabilidad combina una información previa con información obtenida mediante la medición de algunos parámetros observables (datos). En general, la teoría que relaciona los datos con los parámetros del modelo no es lineal, la probabilidad a posteriori en el modelo espacial puede no ser fácil de describir (puede ser multimodal, en ocasiones pueden no estar definidos, etc.). Al analizar un problema inverso, la obtención de un modelo de máxima verosimilitud generalmente no es suficiente; ya que normalmente se desea tener información sobre el poder de resolución de los datos. Por lo tanto, obtener una gran cantidad de parámetros del modelo, y una inspección de las densidades de probabilidad marginales de interés puede ser poco práctica o incluso inútil, pero es posible generar pseudoaleatoriamente una gran colección de modelos de acuerdo con

la distribución de probabilidad posterior, donde se analizaran y mostraran los modelos de tal manera que la información sobre las probabilidades relativas de las propiedades del modelo se transmita al espectador. Esto lo lograron por medio de un método Monte Carlo eficiente, incluso en casos donde no hay una fórmula explícita para la distribución a priori disponible. El método de muestreo más conocido como el algoritmo de Metropolis, se puede generalizar y proporcionar un método que permita el análisis de problemas inversos (muy posiblemente no lineales) con información compleja a priori y datos con una distribución de ruido arbitraria.

Bosch et al. (2005) presenta como objetivo principal invertir conjuntamente los datos de gravedad y magnéticos siguiendo el método Monte Carlo que proporciona una estimación a un modelo 3D de la estructura y las propiedades físicas. En particular, estiman las profundidades de la interfaz de las capas y los campos de densidad, además de las susceptibilidades magnéticas dentro de las mismas y describen sus incertidumbres con probabilidades posteriores. Este método combina la gravedad y los datos magnéticos con información previa sobre la densidad de masa y las estadísticas de susceptibilidad magnética, y las limitaciones estadísticas en las posiciones de la interfaz. Las realizaciones del modelo resultante cumplen conjuntamente con las observaciones y la información estadística previa.

Bosch et al. (2006) utilizaron el método de Monte Carlo para la inferencia conjunta de la porosidad total y la impedancia acústica en un área del yacimiento, combinando información petrofísica y sísmica. Relacionaron la porosidad y la impedancia con un modelo estadístico basado en datos de registro de pozos, y utilizaron un modelo convolucional para simular los datos sísmicos apilados para evaluar la probabilidad geofísica de los modelos conjuntos. El método genera una gran cantidad de realizaciones que explican conjuntamente las observaciones sísmicas y respetan la información petrofísica, permitiendo el cálculo de probabilidades marginales de los parámetros del modelo. Aplicaron el método a los datos de un yacimiento del este de Venezuela que muestra una buena correlación entre los valores de porosidad e

impedancia estimados con la inversión y calculados a partir de los datos bien registrados.

Cara y Bosch (2007) presentan una metodología de inversión a partir de grupos de trazas sísmicas a apertura fuente-receptor variable para estimar las propiedades elásticas del medio utilizando la técnica de Monte Carlo. Los datos observados son las amplitudes de ondas sísmicas de reflexión en el dominio del tiempo como función de la separación emisor-receptor. Para obtener sismogramas sintéticos multicomponentes a apertura variable utilizaron el método de trazado de rayos y resuelven las ecuaciones de Zoeppritz de forma exacta. También utilizaron información estadística previa sobre los parámetros elásticos del medio, incluyendo sus correlaciones. Con este método generaron una descripción completa de las incertidumbres de los parámetros del modelo.

Bosch et al. (2007) combinaron dentro de una formulación integrada los componentes geofísicos y petrofísicos del problema para estimar conjuntamente las propiedades elásticas y del reservorio. Resolvieron el problema inverso siguiendo un enfoque de muestreo de Monte Carlo, que les permitió cuantificar las incertidumbres de las estimaciones del reservorio que representan la combinación de incertidumbres de datos geofísicos, las desviaciones de las propiedades elásticas de la transformación petrofísica calibrada, y la no linealidad de las relaciones geofísicas y petrofísicas. Implementaron este método para la inferencia de la porosidad total y la impedancia acústica en un área de depósito, combinando información petrofísica y sísmica. En la formulación, la porosidad y la impedancia están relacionadas con un modelo estadístico basado en la transformación de Wyllie calibrada para datos de registro de pozo. Simularon los datos sísmicos utilizando un modelo convolucional y evaluaron la probabilidad geofísica de los modelos de impedancia de porosidad conjunta. Aplicando el método de muestreo Monte Carlo, generaron una gran cantidad de realizaciones que explican conjuntamente las observaciones sísmicas y honran la información petrofísica. Este enfoque permite el cálculo de probabilidades marginales

de los parámetros del modelo, incluyendo la porosidad media, la impedancia y las ondas de fuente sísmica. En este proyecto mostraron una validación sintética de la técnica y aplicaron el método a los datos de un yacimiento de hidrocarburos al este de Venezuela, prediciendo satisfactoriamente la estratificación media y una correlación adecuada entre la inversión sísmica y las estimaciones de registro de pozos para la porosidad total y la impedancia acústica.

Bosch et al. (2009) Combinaron información diversa como sísmica, de registro de pozos y petrofísica en una formulación unificada de problemas inversos utilizando un modelo multiproceso y multiescala, vinculando propiedades estadísticamente por relaciones petrofísicas y condicionándolas a datos de registro de pozos. Dos enfoques: (1) el muestreo de Monte Carlo en cadena de Markov, que genera muchas realizaciones de yacimientos para estimar propiedades medias y probabilidades marginales posteriores, y (2) optimización con una técnica iterativa de mínimos cuadrados para obtener la configuración de modelo más probable.

Campos (2016) desarrolló un código computacional que permite la inversión gravimétrica de modelos del subsuelo, utilizando método de Monte Carlo y cadenas de Markov. El software consistió en diferentes funciones que permitieron el funcionamiento general. Presentaron una función que calcula la anomalía gravimétrica de un modelo dado. Además, se incluye dicha función en un método iterativo que genera modelos a partir del Método de Monte Carlo con ayuda del algoritmo de Metropolis. El código presentó como producto final un modelo del subsuelo a partir de una curva de datos gravimétricos, desplegando el error porcentual entre la curva y modelos generados y la curva introducida para su inversión.

CAPÍTULO II

2. MARCO GEOLÓGICO

2.1. GEOLOGÍA REGIONAL

Los datos adquiridos en campo están ubicados en una de las principales zonas montañosas de Venezuela y pertenece a la Cordillera de la Costa, justamente en su parte central, perteneciente al sistema montañoso del Caribe. La Cordillera de la Costa es un elemento aproximadamente rectilíneo que dentro de su aparente simplicidad encierra una gran complicación estratigráfica y estructural (González De Juana et al., 1980). En general, los grandes macizos montañosos coinciden con los altos estructurales como el Pico de Naiguatá con 2.765 m de altitud situado en la Sierra del Ávila, que constituye un gran bloque levantado o "horst" entre los sistemas de fallas de la costa norte y las fallas del pie del Ávila. Adyacente a este, Singer (1977) califica como "graben" al Valle de Caracas, que constituye uno de los más conocidos tectónicamente asociado a las fallas del Ávila (González De Juana et al., 1980).

La configuración existente en lo referente a la geología estructural de la región que abarca el área donde se realizó la adquisición de datos es compleja, ya que está ampliamente surcada por fallas de alto ángulo, importantes fallas de componentes dextral y corrimientos que superponen terrenos, fajas y napas entre sí. Producto de la interacción de la Placa Caribe en su paso hacia el Este al Norte de la placa Suramericana (Mederos, 2015). Esta ocurrencia tectónica permitió que unidades geológicas formadas dentro de la Placa Caribe sean adosadas y colocadas sobre la Placa Suramericana (Mederos, 2015). El emplazamiento de las unidades geológicas se inicia a partir del Paleoceno debido al inicio de la interacción diacrónica en dirección Oeste a Este entre las placas tectónicas ya nombradas, siendo el principal promotor, hasta la actualidad, de los corrimientos y fallas de alto ángulo que atraviesan las unidades (Mederos, 2015).

Urbani et al. (2000) proponen una actualización de nomenclatura de las unidades de rocas ígneo-metamórfica de la parte central de la Cordillera de la Costa, adaptándose a las convenciones internacionales para unidades litodémicas. La proposición de la nueva nomenclatura se expone a continuación: Súper – asociación ígneo-metamórfica de la cordillera de la costa. Cinturón ígneo-metamórfico paralelo a la costa norte de Venezuela, de edad Precámbrico-Mesozoico que desde el punto de vista geológico-tectónico se puede subdividir en tres asociaciones dispuestas de norte a sur, donde se describen las unidades más importantes para este trabajo de investigación, a continuación:

Tabla 2.1. Unidades pertenecientes a la Asociación Metamórfica de La Costa.

Unidad	Esquisto de Tacagua
Nomenclatura	Kta
Edad	Jurásico – Cretácico
Litología	En la localidad tipo y en los afloramientos en la zona costera del litoral central, se encuentra una asociación de esquisto albítico - calcítico - cuarzo - micáceo - grafitoso, de color gris oscuro, semejantes a aquellos descritos como típicos de la Formación Las Mercedes, intercalados concordantemente con esquisto de color verde claro, constituido por cuarzo, albita, minerales del grupo del epidoto, así como clorita y muscovita, también se ha descrito que contienen cantidades menores o trazas de hematita, calcita, pirita, anfíbol y granate; adicionalmente se han reportado cuerpos de anfibolita epidótica (resumen en González de Juana et al., 1980, p. 318). El carácter distintivo de esta fase es la alternancia de rocas esquistosas grises oscuras y verdes claro.
Contactos	Urbani y Ostos (1989) y Ostos (1990) indican contactos tectónicos con unidades tales como: Esquisto de San Julián y Augengneis de Peña de Mora del Complejo Ávila, y con las fases Antímano y Nirgua del mismo Complejo La Costa.

Unidad	Complejo Nirgua
Nomenclatura	Kn
Edad	Pérmico - Jurásico
Litología	Bellizzia & Rodríguez (1968) y Bellizzia et al. (1976) incluyen en esta unidad a variados tipos litológicos como: esquisto cuarzo - micáceo, micáceo - grafitico, mármol masivo, cuarcita, esquisto y gneis cuarzo - micáceo - feldespático.

Unidad	Mármol de Antímamo
Nomenclatura	Kta
Edad	Cretácico temprano
Litología	Dengo (1951) describe la unidad como un mármol masivo de grano medio, color gris claro, con cristales de pirita, alternando con capas de esquisto cuarzo micáceo, y asociadas con cuerpos concordantes de rocas anfibólicas, algunas con estructuras de “boudinage”. El mármol está formado de un 85-95% de calcita, con cantidades menores de cuarzo, muscovita (2,5%), grafito (2,5%) y pirita (2%).
Contactos	En la zona de la localidad tipo, Cantisano (1989) interpreta como de falla de corrimiento el contacto con el Esquisto de Las Mercedes, e indica que los contactos son estructuralmente concordantes tanto con los esquistos de Las Mercedes y Las Brisas. En el estado Vargas entre Curucutí y Los Caracas la unidad se encuentra en contacto de fallas de ángulo alto (falla de Macuto) con el Esquisto de Tacagua al Norte y el Complejo San Julián al sur (Cano & Melo 2002, Castillo & Suárez 2001, Urbani 2002 a,b).

Tabla 2.2. Unidades pertenecientes a la Asociación Metamórfica Ávila.

Unidad	Complejo San Julián
Nomenclatura	Pzsj
Edad	Proterozoico
Litología	Las rocas preponderantes son el esquisto y gneis cuarzo - micáceo - plagioclásico, donde frecuentemente se nota una rápida gradación desde una textura esquistosa haciéndose la granulometría más gruesa hasta que pasa a rocas de carácter gnéisico (Urbani & Ostos 1989).
Contactos	En muchos casos los contactos son de fallas de ángulo alto con unidades adyacentes. El contacto con el Augengneis de Peña de Mora, cuando es visible se muestra abrupto y en concordancia estructural, pero en otras ocasiones son gradacionales con intercalaciones de ambos tipos de litologías. Los contactos con los complejo Nirgua y Carayaca, Mármol de Antímamo, esquistos de Tacagua y Las Mercedes son de falla (Urbani & Rodríguez 2004).

Unidad	Augengneiss de Peña de Mora
Nomenclatura	Yp
Edad	Pre – Mesozoico
Litología	Wehrmann (1972) amplió la acepción de la Formación Peña de Mora definiéndola como un complejo ígneo - metamórfico equivalente lateral, por lo menos en parte, de la Formación Las Brisas que prácticamente forma el núcleo de la Cordillera de la

	Costa, incluyendo augengneises gruesos y bandeados, gneises de grano fino a medio, algunas cuarcitas delgadas, esquistos cuarzo - muscovíticos y ocasionalmente anfibolitas, mármoles delgados, así mismo dentro de esa secuencia identifica cuerpos dispersos de rocas ultramáficas, máficas y félsicas.
Contactos	En muchos casos los contactos son de fallas de ángulo alto con unidades adyacentes. El contacto con el Esquisto de San Julián, cuando es visible se muestra abrupto y en concordancia estructural, en otras ocasiones son gradacionales con intercalaciones de ambos tipos de litologías. Los contactos con las rocas del Complejo la Costa al norte (fases Nirgua, Antímáno y Tacagua) son predominantemente de fallas de corrimiento (Urbani y Ostos, 1989).

Unidad/Litología	Rocas Ultramáficas
Nomenclatura	Mo
Edad	Mesozoico

Unidad/Litología	Rocas Metagraníticas
Nomenclatura	Pzag
Edad	Ordovícico al Pérmico

Unidad	Rocas Metaplutónicas intermedias a máficas
Nomenclatura	Pzim
Edad	Paleozoico
Litología	Rocas intrusivas intermedias a máficas

Tabla 2.3. Unidades pertenecientes a la Asociación Metasedimentaria Caracas.

Unidad	Formación Las Brisas
Nomenclatura	JKlb
Edad	Mesozoico (Jurásico Tardío)
Litología	Wehrmann (1972) afirma que la Formación Las Brisas, está constituida en un 90% de esquistos cuarzo - feldespático - muscovíticos; el 10% restante lo constituyen, en orden de abundancia, esquistos cuarzo-feldespáticos, epidóticos o cloríticos, calizas, cuarcitas y metaconglomerados.
Contactos	La Formación Las Brisas descansa sobre el Complejo Basal de Sebastopol. El contacto, ya sea por la foliación discordante, sea por el hiatus de tiempo que separa ambas formaciones, es discordante, según la opinión generalizada, aunque algunos autores (véase: Complejo Basal de Sebastopol), afirman haber

	observado localmente una aparente concordancia entre una y otra. La relación con las formaciones suprayacentes Antímano y Las Mercedes, es generalmente transicional, aunque a veces, el contacto es estructural.
--	---

Unidad	Formación Las Mercedes
Nomenclatura	JKlm
Edad	Mesozoico (Jurásico - Cretácico)
Litología	Aguerrevere y Zuloaga (1937, 1938), la definen como esquistos principalmente calcáreos, con zonas grafitosas y localmente zonas micáceas, de un tinte rosado, gris, con zonas blancas.
Contactos	La mayoría de los autores hasta los años 70 han considerado el contacto entre las formaciones Las Mercedes y Las Brisas, como concordantes y de tipo sedimentario. Mientras que autores más recientes considera que es de tipo tectónico conservando paralelismo en la foliación en ambas unidades (e.g. González de Juana et al., 1980, p. 318)

Unidad	Aluvión
Nomenclatura	Qal
Edad	Pleistoceno a Holoceno
Litología	Los sedimentos que en su mayoría afloran en esta unidad presentan dos facies: una facie de depósitos terminales conformados por limos arenosos y arcillosos de derrame de varios metros de espesor y de color beige; otra facies de materiales gruesos conformada por gravas desordenadas subangulosas y guijarros en una matriz arenosa, de color gris oscuro y correspondiente a bancos aluviales de descarga.

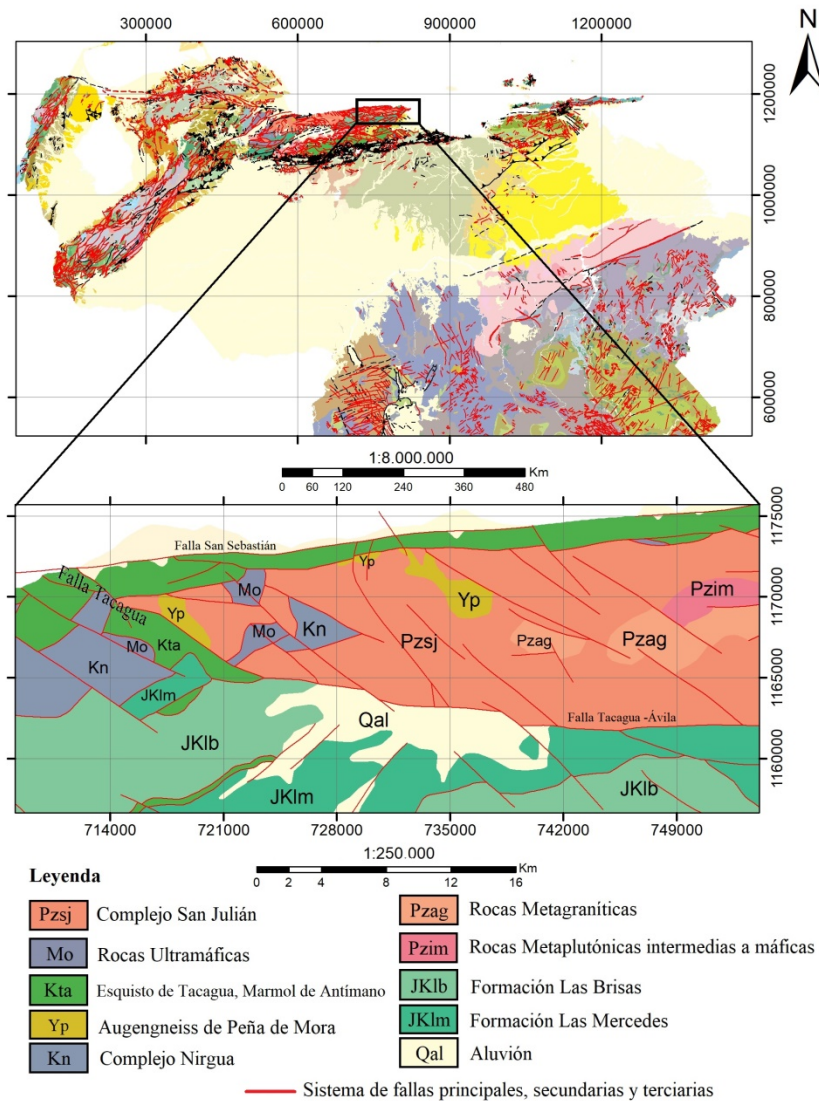


Figura 2.1. Ubicación geológica-estructural regional de la Zona de Estudio. (Tomado y Modificado de Hackley et al., 2006).

2.1.1. Geología estructural

La manifestación de trazas de falla activas existe hacia los límites Norte de los asentamientos urbanos de la Cordillera de la Costa, denominadas sistemas de fallas de San Sebastián y Tacagua-El Ávila (Figura 2.1); (Barroso y Landaeta, 2013). La primera, es de carácter regional, con una longitud aproximada de 300 Km. y pertenece al megasistema de accidentes estructurales de tipo transcurrente dextral.

Por extenderse en el lecho marino, desde Puerto Cabello hasta la Fosa de Cariaco, su traza es menos conocida (Barroso y Landaeta, 2013).

El sistema de fallas Tacagua-El Ávila domina el faldeo sur del Ávila, a lo largo de la cota mil y es de tipo transcurrente dextral con componente vertical inversa, cuya longitud total es desconocida y oscila entre un mínimo de unos 75 km y un máximo de 120 km en caso de unirse con el sistema de la Victoria cerca de cabo codera (Barroso y Landaeta, 2013). Este sistema de fallas constituye, por lo tanto, la fuente sísmica local más significativa como falla de sitio estrictamente hablando para la ciudad de Caracas (Barroso y Landaeta, 2013).

Según Dengo (1951) los pliegues y fallas mostrados en el mapa tectónico de la región de Caracas, fueron formados después del metamorfismo de la región. Algunas de estas estructuras, particularmente varias de las fallas, pueden ser bastante recientes (Figura 2.1); (Barroso y Landaeta, 2013). También plantea que la Sierra del Ávila, no se trata de un simple horst o bloque de falla, ya que las fallas en el lado norte, zonas de fallas de Macuto, son de carácter y edad diferentes a las del lado sur, o zonas de fallas del Ávila (Barroso y Landaeta, 2013).

2.2. GEOLOGÍA LOCAL

La zona donde se realizó la adquisición de datos se encuentra ubicado al oeste del cerro El Ávila justo sobre el camino de los españoles. La misma está sobre una unidad litológica predominantemente ígneo-metamórfica y los contactos con unidades adyacentes son de fallas de alto ángulo. En ella afloran:

- Complejo San Julián:

El Complejo San Julián es una complicada unidad de la Cordillera de la Costa (Urbani & Ostos, 1989; Urbani & Rodríguez, 2004); las rocas preponderantes son el esquisto y gneis cuarzo - micáceo -plagioclásico, donde frecuentemente se nota una rápida gradación desde una textura esquistosa haciéndose la granulometría más gruesa hasta que pasa a rocas de carácter gnéisico (Urbani & Ostos, 1989). Las litologías minoritarias (menos del 5%) son mármol, cuarcita y diversos tipos de rocas

metaígneas mayoritariamente máficas como anfibolita, metagabro, metadiorita, metatonalita y metagranodiorita. Éstas rocas cuando aparecen en zonas de dimensiones cartografiables a escala 1:10.000 se han denominado informalmente como Metaígneas de Tócome (Urbani, 2000).



Figura 2.2. Vista del complejo San Julián, afloramiento en el río Miguelena (Cano y Melo, 2001).

Con el conocimiento actual de la unidad en particular, y la Cordillera de la Costa en general (Urbani, 2014), el origen y ambiente lo podemos resumir como:

La unidad probablemente corresponda a un marco tectónico de cuenca retro-arco ensiálica extensional con un basamento tonalítico (Urbani, 2014). Pudo haberse tratado de un rosario de cuencas extensionales en el margen continental, cada una con ciertas características propias, lo que hace que la unidad tenga una gran variabilidad litológica, o de cuencas diferentes, generadas en edades e inclusive en marcos tectónicos distintos (Urbani, 2014). Los intervalos volcánicos son exclusivamente máficos, algunos pudieran ser metabasalto o metadiabasa, por el delgado espesor y abudamiento que muestran (Urbani, 2014).

- Metaígneas de Tocomé (Rocas Ultramáficas *formal*):

García et al. (1995) al estudiar los afloramientos en la localidad tipo señala la presencia de cuatro tipos de rocas cuyo orden de abundancia aproximado es el siguiente: metagabro de grano fino (40%), metagabro foliado (25), metatonalita (20) y metagabro de grano medio (15). Hacia la parte norte del cuerpo en la zona de contacto con el Esquisto de San Julián se presenta una zona de metagabro foliado con grano medio (Urbani, 2000). Dentro del cuerpo aparece una zona de tonalita plagioclásica - biotítica - cuarcífera - epidótica y muscovítica, cuyo aspecto varía drásticamente al estar involucrado en una zona cizallada, que hace disminuir el tamaño de grano de 4 a 1 mm (Urbani, 2000).

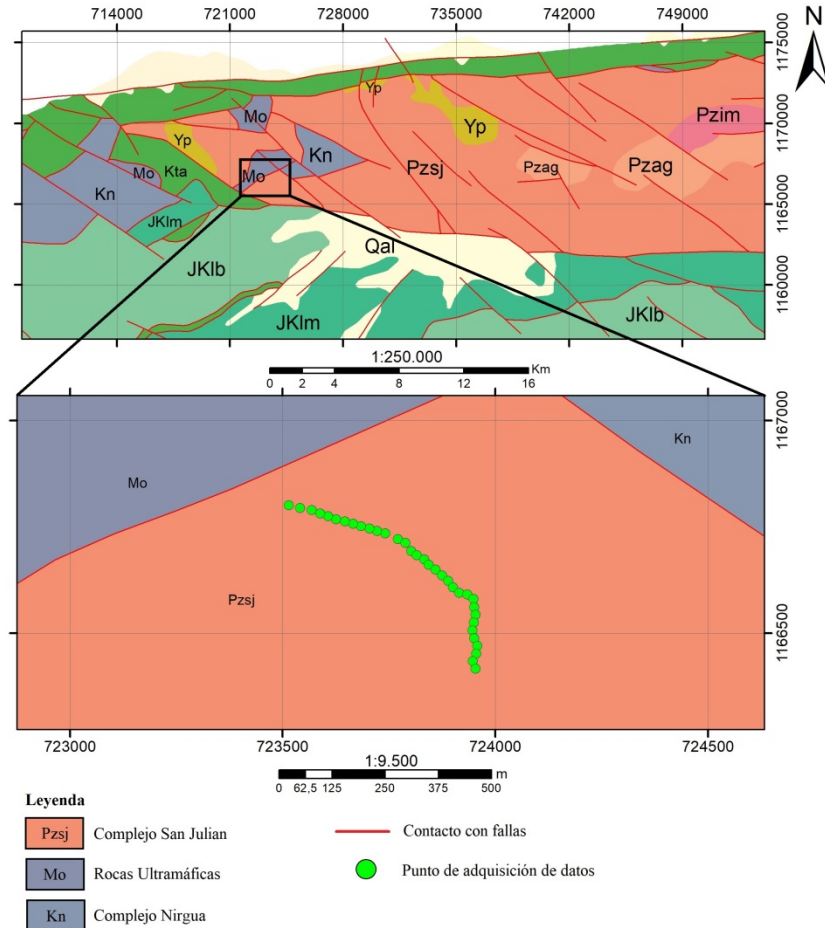


Figura 2.3. Ubicación geológica local de la Zona de Estudio. (Tomado y Modificado de Hackley et al., 2006).

CAPÍTULO III

3. MARCO TEÓRICO

3.1. CAMPO GEOMAGNÉTICO

Los polos magnéticos son completamente diferentes de los polos geográficos y no se mantienen fijos en una posición como lo hacen los polos geográficos (Merchan, 2007). Por ello, el campo magnético de la Tierra se comporta como un magneto grande (Figura 3.2); (Merchan, 2007).

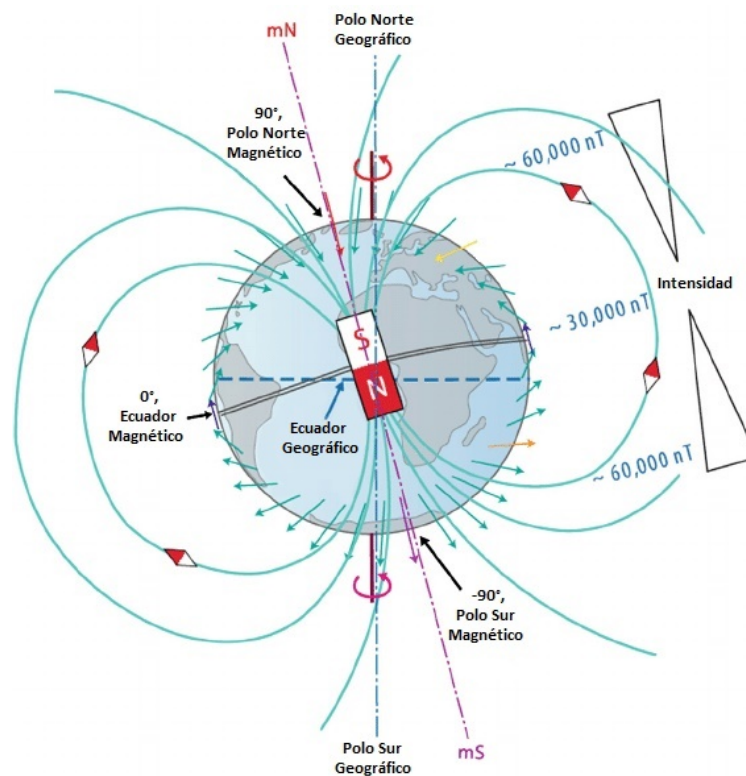


Figura 3.1. Evolución del campo magnético de la Tierra, en dirección e intensidad, en relación con los polos geográficos (physicsopenlab.org/2019/06/10/il-campo-geomagnetico/).

El geomagnetismo hace uso de las diferentes susceptibilidades magnéticas de las rocas y minerales en la corteza terrestre al igual que en gravimetría, donde las diferencias de anomalías de gravedad son medidas en vez de los valores absolutos del campo gravitatorio de la Tierra, también en geomagnetismo se estudian las

diferencias de anomalías magnéticas. Sin embargo, el campo geomagnético a diferencia del campo gravitatorio el cual es constante excepto por las pequeñas fluctuaciones de marea, está sujeto a complejas variaciones con el tiempo (Merchan, 2007).

Hay tres niveles de variación, uno de ellos son los cambios lentos en el campo de la Tierra, los cuales toman lugar progresivamente por siglos y son conocidos como variaciones seculares (Merchan, 2007). De más importancia en prospección magnética son las más pequeñas pero más rápidas oscilaciones en el campo de la Tierra, las cuales tienen una periodicidad de alrededor de 24 horas y un cambio del orden de los 25 gammas (Merchan, 2007). Superpuestas a estas variaciones diurnas están las grandes variaciones, las cuales se manifiestan como repentinas perturbaciones magnéticas que pueden durar muchos días, conocidas como tormentas magnéticas estas pueden cambiar el campo magnético por 1000 gammas o más y causan considerables interrupciones en las operaciones de prospección magnética, estas oscilaciones son tan rápidas e impredecibles que no es usualmente factible corregirlas, ya que son causadas por el incremento de los impactos de partículas solares sobre las líneas de campo magnético en la atmósfera superior (Figura 3.3) (Merchan, 2007).

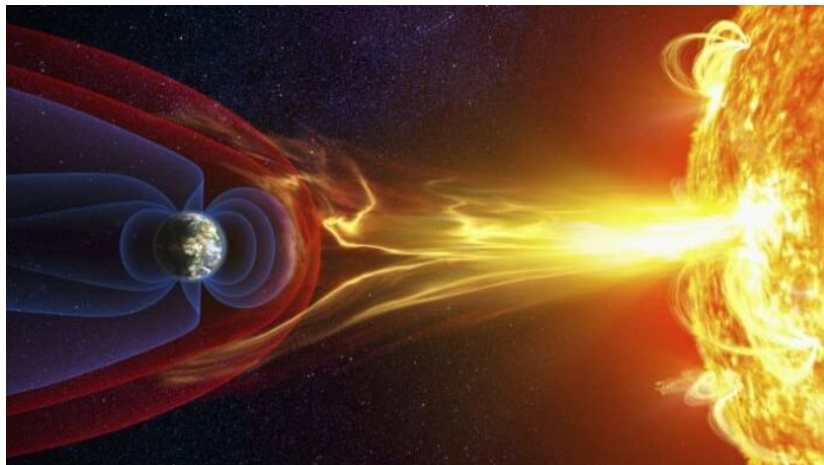


Figura 3.2. Campo magnético terrestre interactuando con el viento solar (<https://www.capasdelatierra.org/campo-magnetico-magnetosfera/>).

3.2.MÉTODO MAGNÉTICO

Los métodos magnéticos en geofísica aplicada utilizan el campo magnético natural de la Tierra. Así como el fenómeno de gravedad, el magnetismo es también una propiedad de la materia, pero sus efectos no son tan aparentes a los sentidos humanos, como aquellos debidos a la gravedad. Las propiedades magnéticas de los materiales del subsuelo, varían enormemente y son altamente dependientes de su composición. Es esta variación, la que permite obtener evidencia de ciertos cuerpos, especialmente aquellos de alta susceptibilidad magnética. (Merchan, 2007).

Los métodos magnéticos hacen uso de anomalías en el campo magnético de la Tierra para dar indicación directa de depósitos minerales y para rastrear cuerpos rocosos magnéticos. Es usado para estimar la profundidad de un estrato magnético o para estimar el espesor de capas débilmente magnetizadas. Así, los métodos magnéticos pueden proveer información directa que otro método geofísico no puede hacer. (Merchan, 2007).

Para poder identificar las anomalías del campo terrestre es necesario conocer el estado normal de éste. El campo geomagnético puede ser representado aproximadamente, por el campo de un dipolo situado en el centro de la Tierra, y queda representado en cualquier punto de la superficie terrestre por la componente horizontal total (H), vertical, positivo si se dirige hacia el interior de la Tierra (Z), componente del vector en el plano horizontal, dirigido hacia el Este geográfico (Y) y componente del vector en el plano horizontal, dirigido hacia el Norte geográfico (X) de la densidad de flujo magnético, y por la declinación (D) al Este o al Oeste del Norte verdadero y la inclinación (I) que tiene importancia en la interpretación de anomalías magnéticas, viene dado por $Arctan(Z/H)$ (Figura 3.1) (Merchan, 2007).

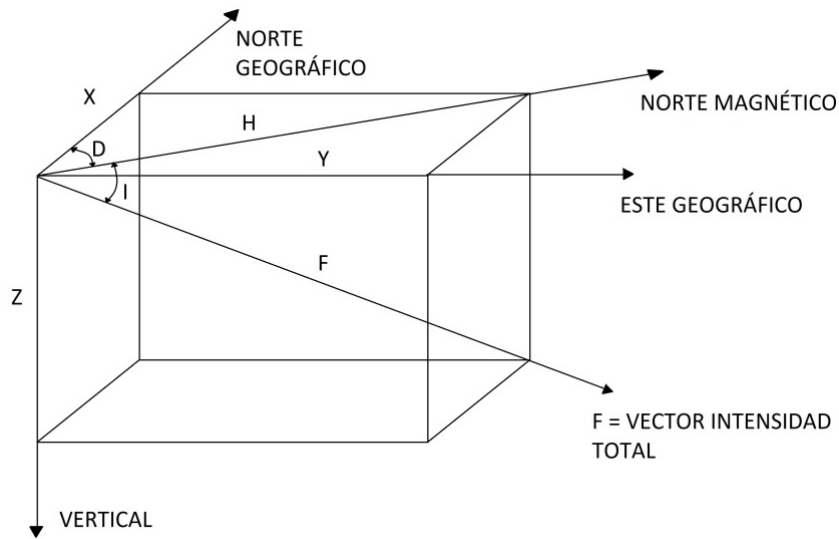


Figura 3.3. Elementos del campo magnético terrestre.

3.3. MÉTODO DIRECTO E INVERSO

Un modelo directo para la estructura interna de la Tierra se construye basado en datos de geología y geofísica; por lo que la anomalía del modelo es calculada y comparada con la anomalía observada (Figura 3.8) y los parámetros de los modelos son evaluados, con el propósito de ajustar la anomalía calculada con la observada. Una colección de prismas rectangulares proporciona una sencilla manera de aproximar un perfil plano de un volumen de masa (Figura 3.9). Si éstos son muy pequeños, cada prisma puede ser asumido con densidad constante. (Blakely, 1995). Entonces por el Principio de Superposición la anomalía magnética de un cuerpo de cualquier punto podría aproximarse por la suma de los efectos de todos los prismas. (Blakely, 1995).

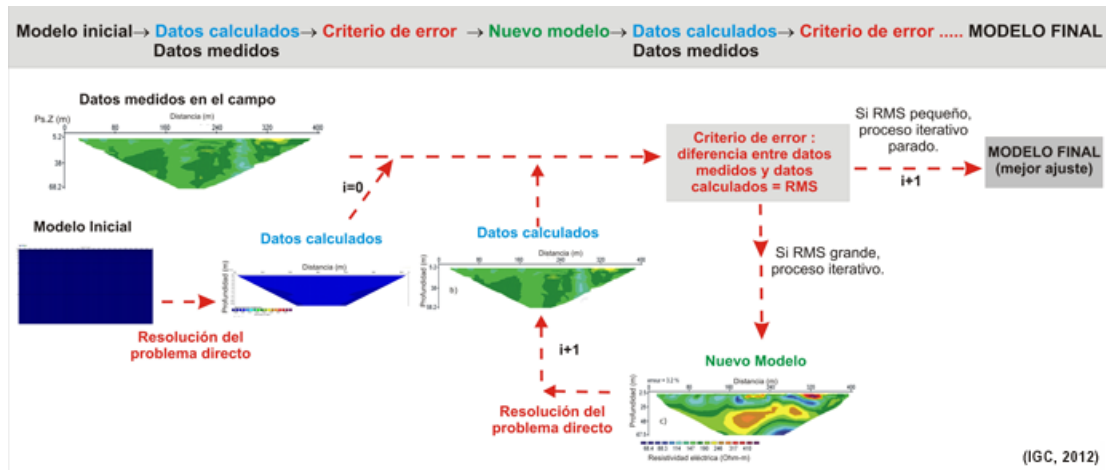


Figura 3.4. Procesos a realizar en la aplicación de métodos directo e inverso.
(Tomado de IGC, 2012).

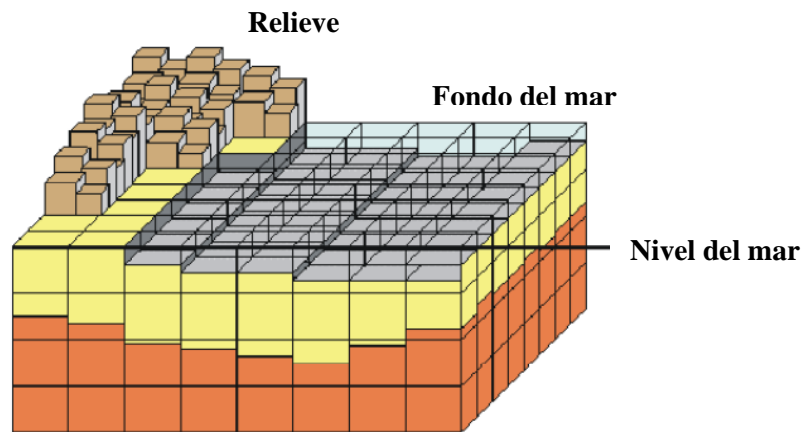


Figura 3.5. Aproximación de la masa tridimensional por una colección de prismas rectangulares (Tomado de Bosch et al., 2005).

En cambio, el problema inverso es un método de medición indirecta que consiste en entender la estructura interna de la Tierra a partir de datos registrados sobre la superficie terrestre. Debido a que estos datos contienen ruido aditivo, están incompletos o son insuficientes, la cual, introducen errores en el modelo. Estas herramientas son importantes para incrementar la comprensión de la relación entre los

datos observados y los diversos cambios o discontinuidades de las propiedades físicas del subsuelo que puedan generarse. (Meju, 1994).

3.4. TEORÍA DEL PROBLEMA INVERSO

La teoría del problema inverso es un conjunto de principios y conocimientos acerca del mundo físico a partir de datos obtenidos mediante observación (Sosa, 2011). Por lo tanto, la inversión de datos geofísicos es compleja pues estos están frecuentemente contaminados por ruido y se adquieren en un número finito de lugares. Por otra parte, los modelos matemáticos son generalmente complicados, y al mismo tiempo, son simplificaciones de los verdaderos procesos geofísicos. En consecuencia, las soluciones son ambiguas y propensas a errores (Sosa, 2011). En general, un problema geofísico inverso según García (2009) lo describe mediante la ecuación 3.1:

$$\mathbf{m} = \mathbf{A}^{-1}(\mathbf{d}) \quad (3.1)$$

Donde: m es el espacio de los parámetros físicos que plantean un modelo geológicos, d es el espacio de los datos geofísicos y A es el operador que calcula los datos d , para un modelo dado. Es aquí donde, las principales preguntas que se plantean son acerca de la existencia, unicidad y estabilidad de las soluciones (Sosa, 2011). Un problema matemático es bien condicionado si las tres preguntas planteadas tienen respuesta afirmativa, es decir, si existe una única solución y ésta es estable. Por el contrario, llamamos mal condicionados a aquellos problemas para los que tenemos alguna respuesta negativa a alguna de las preguntas (García, 2009).

La existencia de la solución está directamente relacionada con la formulación matemática del problema inverso. Desde el punto de vista físico debe existir una solución, ya que el objeto de estudio es una estructura que existe realmente en el interior de la Tierra. Sin embargo, desde el punto de vista matemático podría no existir ningún modelo numérico que representase adecuadamente la estructura real y que, a su vez, se ajuste de forma adecuada a los datos observados (García, 2009).

La unicidad de la solución puede ser ilustrada mediante el siguiente ejemplo: Considérense dos modelos diferentes, m_1 y m_2 , a partir de los cuales se genera el mismo conjunto de datos d_0 :

$$\mathbf{A}(m_1) = \mathbf{d}_0; \mathbf{A}(m_2) = \mathbf{d}_0$$

En este caso sería imposible distinguir los dos modelos a partir de los datos de partida. Con este ejemplo se puede ver la razón por la cual la cuestión de unicidad es una parte muy importante del planteamiento del problema inverso (García, 2009).

En cuanto a la estabilidad de la solución, ésta es crítica en cualquier problema de inversión. Cualquier dato procedente de la observación en campo está siempre contaminado por un cierto nivel de ruido d , la cuestión es determinar si la respuesta en el proceso de inversión de diversos conjuntos de datos que se diferencian en un cierto nivel de ruido es acorde con ese nivel de perturbación (García, 2009).

3.5. INVERSIÓN ESTOCÁSTICA

La inversión estocástica incorpora la incertidumbre (ruido) en el conjunto de datos observados y los parámetros del modelo que se está utilizando (McGrory, 2016), y aunque esto puede ser ineficiente al inicio, luego adquiere importancia ya que evita la convergencia prematura (Moncayo, 2010). A diferencia de la inversión determinística el proceso no necesita una función objetivo y tampoco un término de simplicidad para estabilizar la inversión; las PDF limitan todas las soluciones posibles en el tiempo y espacio (Pendrel, 2001). El modelado estocástico se refiere tanto al modelado de los procesos estocásticos (función del tiempo) como a los campos estocásticos (función del espacio); en general, será un campo aleatorio dependiente del tiempo definido en un espacio de probabilidad completo (Preziosi, Teppati y Bellomo, 1992). Por lo tanto, se buscan funciones de densidad de probabilidad para todos los parámetros y se produce una familia de soluciones, a veces centenares, que coinciden con los datos observados y con algunos criterios estadísticos (McGrory, 2016).

La inversión estocástica no genera un único resultado, en cambio produce varias simulaciones equiprobables (Hlebszevitsch *et al*, 2018), es decir, generara una familia

de soluciones con la simulación de Monte Carlo. Todas estas soluciones serán compatibles con el modelo geológico a priori y los datos existentes (Agurto, 2014), invirtiendo simultáneamente los parámetros de susceptibilidad magnética y litológica para cada solución. Además utiliza los resultados de la inversión determinística como control de calidad (Hlebszevitsch *et al*, 2018).

3.5.1. Procesos aleatorios

Los procesos aleatorios son de un fenómeno o evento que no puede ser predicho, por tal motivo, solo puede especularse acerca de los posibles efectos que tendrá. Además, la importancia de la probabilidad dentro de los procesos aleatorios radica en que estos son una extensión de la probabilidad misma (Ramírez, 2010). Por lo tanto, la probabilidad de cualquier evento posible (incluso uno improbable) ocurra al menos una vez en una serie se da al incrementarse el número de eventos en la serie; esto también es conocido como la ley de los grandes números (Ramírez, 2010). Por ejemplo, la probabilidad de que un individuo gane la lotería es bastante baja; sin embargo, la probabilidad de que alguien gane la lotería es bastante alta, suponiendo que suficientes personas comprasen boletos de lotería (Ramírez, 2010).

Una distribución de probabilidad asigna a todo intervalo de los números reales, en el que se encuentre definida, una probabilidad, de forma que los axiomas de probabilidad se satisfacen. Una función de densidad de probabilidad (PDF) sirve para representar una distribución de probabilidad en términos integrales (Campos, 2016). Todas las funciones de densidad paramétricas son unimodales (Figura 3.4), es decir, tienen un único máximo local. Sin embargo, muchos problemas prácticos involucran densidades multimodales. Esto quiere decir que la función de densidad de probabilidad presentará picos máximos para varios valores de variables, teniendo la mayor probabilidad en diferentes puntos (Campos, 2016).

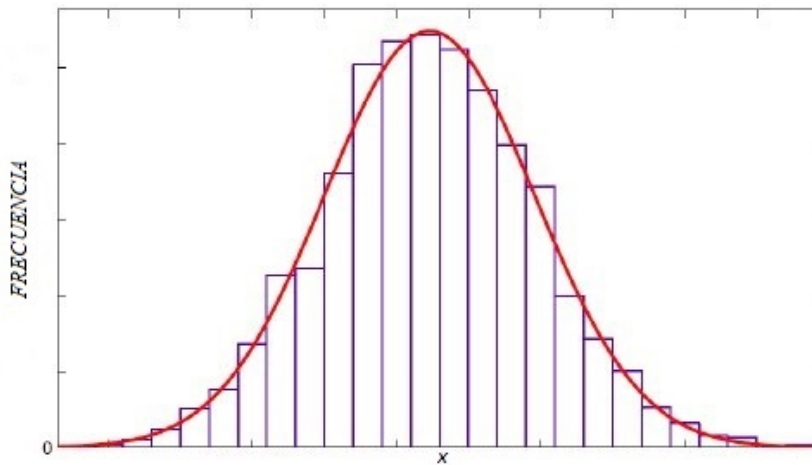


Figura 3.6. Función de distribución de probabilidad unimodal (Azpurua, 2012).

3.5.2. Método de Monte Carlo

El método de Monte Carlo se basa en simular la realidad a través del estudio de una muestra que se ha generado de forma totalmente aleatoria. Esto implica la generación de una familia de resultados aleatorios dentro del cual se espera que se encuentre la solución al problema, o que al menos una parte de las soluciones sean una aproximación a ésta. En general, se busca la solución más probable al sistema de ecuaciones, para explicar la realidad mediante la sustitución del universo real, por un universo teórico (Martin, 2015).

Para resolver el problema de la caracterización de la estructura del subsuelo, se hace uso de las cadenas de Markov, desarrollados en el campo de la estadística, con la finalidad de garantizar la aproximación a una susceptibilidad magnética de probabilidad objetivo (Bosch, 2006).

Los procesos de Markov o cadenas de Markov son procesos estocásticos que son útiles al estudiar la evolución de ciertos sistemas en ensayos repetidos. Los ensayos son frecuentemente periodos sucesivos en que no se puede determinar certidumbre del estado o resultado del sistema en cualquier lapso o intervalo de tiempo determinado. Se utilizan probabilidades de transición para describir la forma en que el

sistema pasa de un periodo al siguiente. Las características de un proceso de Markov son cuatro y se describen a continuación (Salazar, 2010):

- Debe tener un número finito de estados.
- En un proceso de Markov la probabilidad condicional de cualquier “evento futuro” dado cualquier “evento pasado” y el estado actual es independiente de los eventos pasados y sólo depende del estado actual del proceso.
- Las probabilidades de transición deben ser estacionarias, es decir, no cambian con el tiempo.
- Debe existir una probabilidad de estado inicial, que se puede entender como las probabilidades de los estados del proceso en tiempo cero o al inicio del proceso.

Por otro lado, para que el proceso de Markov simule adecuadamente la trayectoria del sistema en el espacio de fases, este debe converger hacia una sucesión de estados dados por una probabilidad de distribución de Boltzman o, lo que es lo mismo, el sistema debe aproximarse a una distribución de estados en equilibrio. Para esto último se imponen dos condiciones: a) La ergodicidad del sistema y b) El balance detallado (Newman y Barkema 1999; Landau y Binder, 2000).

Se tiene que, la condición de ergodicidad significa que en el proceso de Markov si se parte de cualquier estado del sistema es posible llegar a cualquier otro estado del sistema, siempre y cuando exista una cadena lo suficientemente larga. Esta condición permite hacer cero algunas de las probabilidades de transición, pero establece que al menos debe haber un camino de probabilidades no nulas entre las cuales dos estados se puedan unir (Restrepo, 2010). Mientras que, el balance detallado quiere decir que de existir una distribución estacionaria, la cadena la alcanza asintóticamente, con independencia de la distribución inicial (Restrepo, 2010).

Una técnica de muestreo comúnmente utilizada es el algoritmo de Metropolis (Metropolis et al. 1953) que consiste en la producción de una configuración candidata a partir de una distribución de muestreo fuente, que no es la distribución objetivo. Según Bosch (2003), la distribución de muestreo fuente puede ser cualquiera, pero es deseable para eficiencia del algoritmo que sea cercana de alguna manera a la

distribución objetivo. Entonces el algoritmo se basa en comparar la configuración candidata y la configuración corriente, para decidir si la candidata se acepta como el siguiente paso de la cadena o si se rechaza repitiéndose la configuración corriente como nuevo eslabón (Bosch, 2006).

La descripción del algoritmo de Metropolis se presenta a continuación (Bosch, 2003):

1. Se genera una configuración candidata (x_{n+1}^{can}) a partir de la regla de transición de la cadena convergente a la densidad de probabilidad fuente.
2. Se calcula la probabilidad ($\rho(x_{n+1}^{can})$) y la verosimilitud ($\sigma(x_{n+1}^{can})$).
3. Se acepta el candidato $x_{n+1} = x_{n+1}^{can}$ asignándole la probabilidad con la ecuación 3.2,

$$\rho = \text{Min}[1, \sigma(x_{n+1}^{can})\rho(x_n)/\sigma(x_n)\rho(x_{n+1}^{can})], \quad (3.2)$$

la cual se simplifica en este trabajo a la ecuación 3.3,

$$\rho = \text{Min}[1, L(x_{n+1}^{can})/L(x_n)], \quad (3.3)$$

al evaluar el cociente de las funciones de verosimilitud para la configuración candidata y corriente se decide si la primera se acepta o no como próximo paso de la cadena posterior.

4. Si el candidato es rechazado hacer $x_{n+1} = x_n$.
5. Regresar a la descripción 1.

Al repetir de manera iterativa la regla de Metropolis se genera una cadena que converge a una muestra de la densidad de probabilidad objetivo (ρ). Durante el proceso de cadena de Markov se observa una reducción en el desajuste (Campos, 2016). La figura 3.10., muestra el progreso en la reducción del desajuste mientras avanzan las iteraciones. Es usual en métodos de Monte Carlo que la primera parte de la cadena (período "Burn-in") este influenciado por el modelo inicial y por lo tanto no se utiliza en estadísticas posteriores (Bosch et al., 2005).

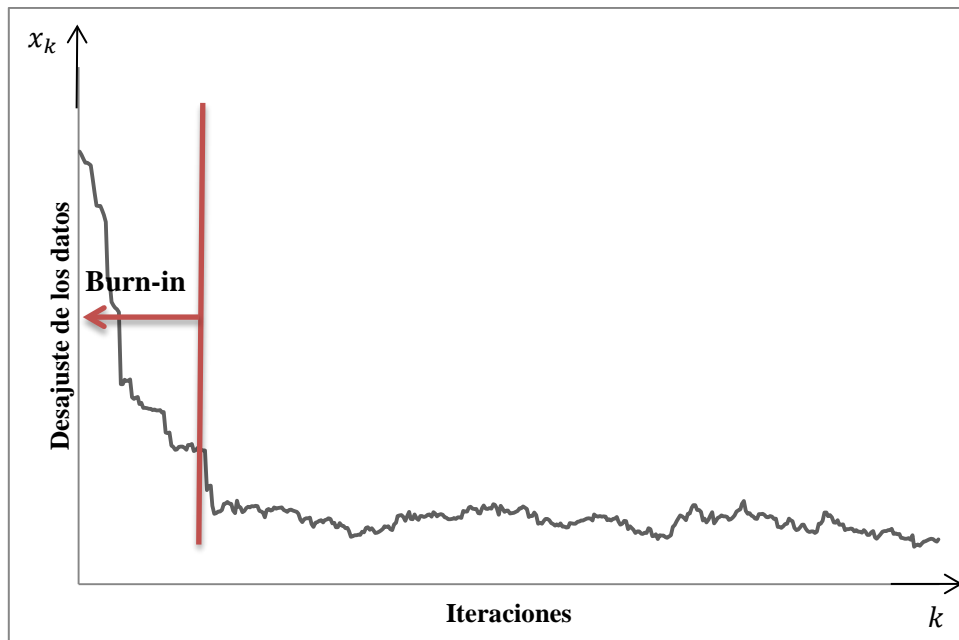


Figura 3.7. Progreso en la reducción de desajuste de un algoritmo de muestreo.

3.6. MODELO FRACTAL

El concepto “fractal” fue propuesto por Mandelbrot (1977), como abreviatura de “dimensión fraccional” y se refiere a la dependencia existente entre la cuantía de una medida y la escala utilizada para obtenerla. Dependencia que puede ser encontrada en mediciones espaciales (longitud o superficie) o temporales (frecuencia) (Doldán, 2005).

Mandelbrot (1977), definió los fractales como aquellos conjuntos geométricos que permanecen inmutables ante el cambio de escala. Esta propiedad es conocida como la autosemejanza. Es sencillo comprobar esta propiedad en el conjunto de Mandelbrot, sucesivas ampliaciones conducen a la figura original (Figura 3.5) (Pérez, 2003).

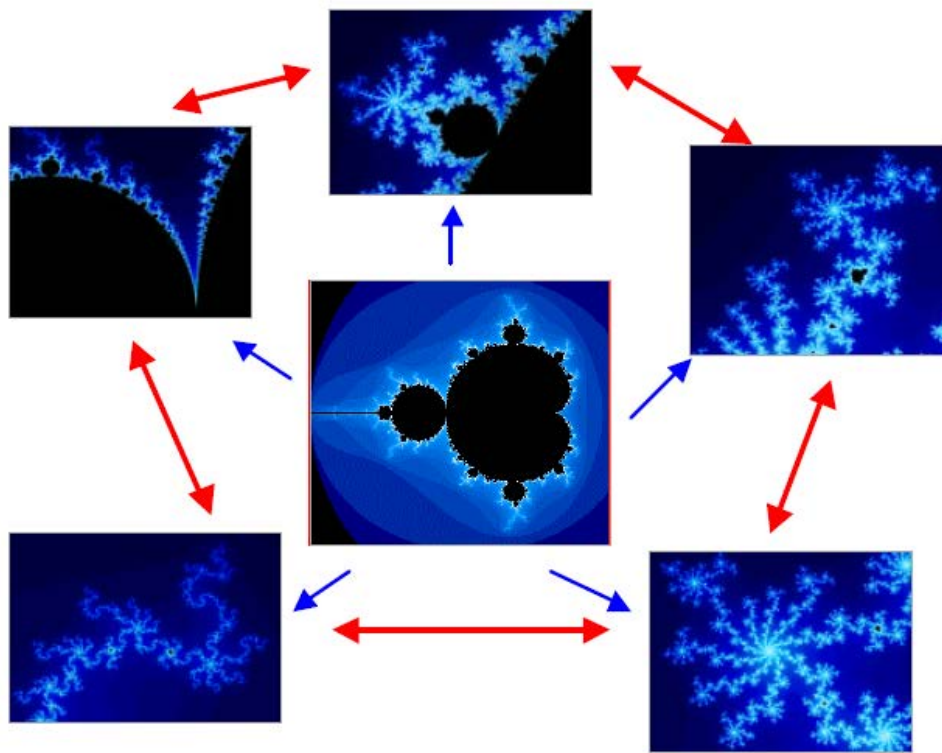


Figura 3.8. Conjunto de Mandelbrot y sucesivas ampliaciones que muestran una complejidad similar. En cada ampliación se observa cómo se reproduce de nuevo el conjunto original (Tomado de Pérez, 2003).

El concepto es aplicable también al tiempo. Si desde un punto de vista espacial comprobamos la existencia de una estructura global con aleatoriedad local (todos los abetos tienen una misma estructura general siendo, sin embargo, diferentes localmente, o sea individualmente), en el tiempo fractal coexisten el determinismo y la aleatoriedad, el orden y el caos (Doldán, 2005). Procesos aleatorios generan resultados deterministas como en el caso del triángulo de Sierpinski (Figura 3.6) (Doldán, 2005) o bien modelos deterministas, como ciertas funciones de segundo grado representando un sistema, pueden generar un funcionamiento del mismo, de naturaleza altamente irregular o caótica (Doldán, 2005).

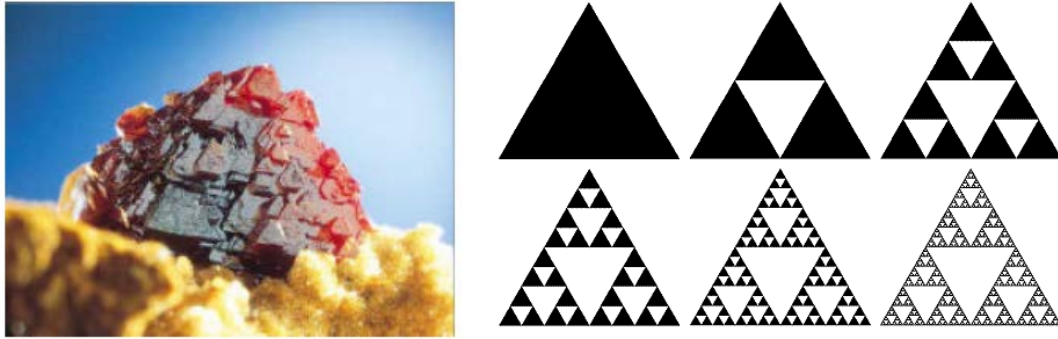


Figura 3.9. Derecha: Triángulo de Sierpisky inicia en el triángulo inferior derecha, generado mediante extracción del triángulo central sucesivas veces. Izquierda: crecimiento de cristales de cuprita mediante un patrón geométrico fractal (Tomado de Pérez, 2003).

El concepto de dimensión caracteriza los espacios euclidianos en los que se establece el concepto de medida (Dubois, 1995). La dimensión espacial habitualmente conocida presenta un valor entero para la percepción humana; la dimensión 0 hace referencia a un punto, la dimensión 1 describe una línea y la dimensión 2 un plano. Es en el plano donde los científicos y los artistas realizan la mayoría de sus representaciones, aunque utilizando perspectivas en tres dimensiones, esto es los volúmenes, de dimensión 3 (Pérez, 2003).

Sea un conjunto fractal F (conjunto de puntos distribuidos que pertenecen a F) sobre el que se pretende determinar su dimensión a partir de un recubrimiento geométrico mediante cubos, por ejemplo, sobre el conjunto F . Se define la dimensión fractal o dimensión de Hausdorff como (Turcotte, 1992):

$$D = \lim_{L \rightarrow 0} \frac{\log N(L)}{\log 1/L}$$

Donde $N(L)$ es el número mínimo de cubos necesarios de tamaño L que recubren el conjunto F . Si para valores pequeños de L se cumple la relación (Turcotte, 1992):

$$N(L) \cdot L^D = 1$$

Entonces D es la dimensión fractal o dimensión de Hausdorff del conjunto fractal F . $N(L)$ representa el número de objetos con una dimensión lineal característica (L) (Pérez, 2003). Esta dimensión fractal es un número racional que cuando toma el valor de un número entero se identifica cómo un espacio euclidiano ($D = 1$, $D = 2$, etc.) (Figura 3.7) (Pérez, 2003).

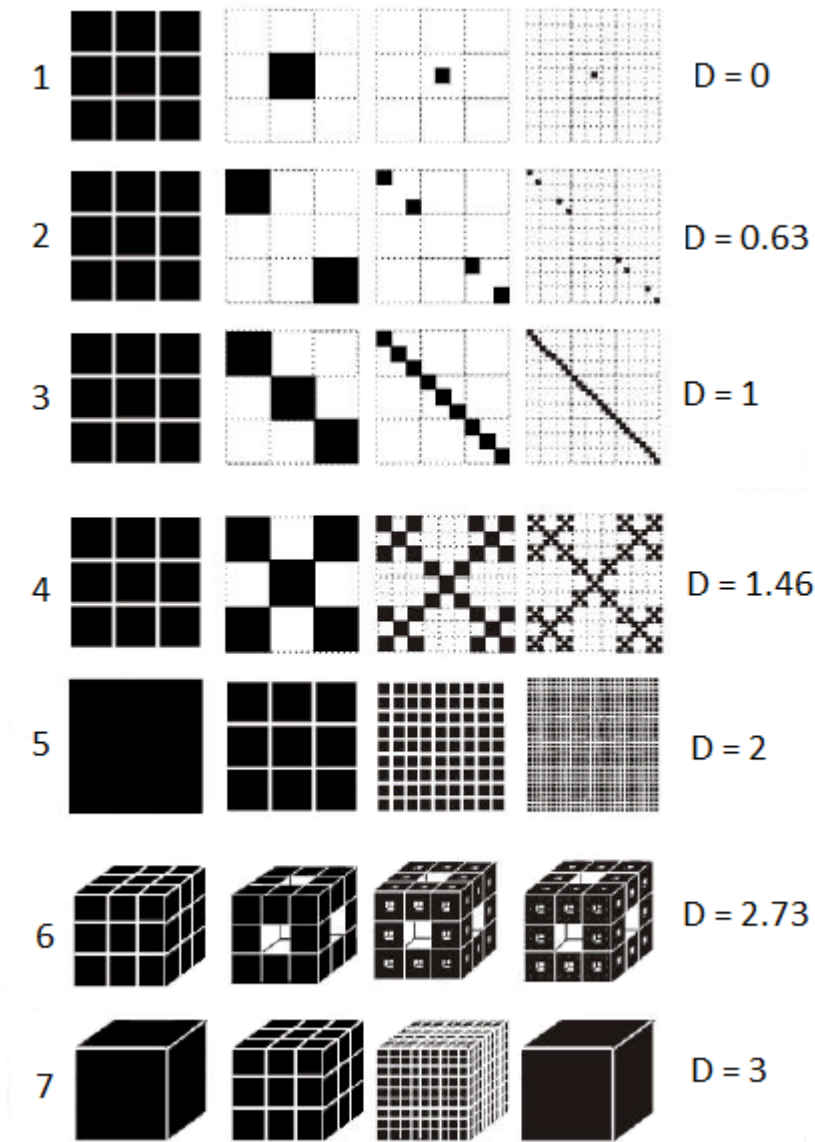


Figura 3.10. Diferentes construcciones fractales de un Conjunto de Cantor (2), una Alfombra de Sierpinsky (4) y de una Esponja de Menguer (6), con sus dimensiones fractales asociadas (Tomado de Pérez, 2003).

La mayoría de los autores (por ejemplo, Gettings et al., 1991; Pilkington y Todoeschuck, 1993, 1995; Maus y Dimri, 1994, 1995) observaron que una sola dimensión fractal no describe todas las escalas ni todos los conjuntos de datos estudiados. Esta falta de universalidad condujo a la aplicación de multifractales (Feder, 1988; Turcotte, 1997; Dubois, 1998; Mandelbrot, 1999) para la anomalía aeromagnética y los datos de susceptibilidad magnética. Feder (1988) indica que los campos magnéticos podrían describirse por modelos multifractales, y Gettings (1995) demostró que los datos de susceptibilidad y los campos de anomalías magnéticas de fuentes dipolares podrían estar bien representados por modelos multifractales simples (Gettings, 2005).

Los modelos multifractales son una descripción natural de las fuentes magnéticas de la corteza terrestre y tienen la propiedad de estar compuestos de subconjuntos fractales del soporte (Gettings, 2005). El modelo multifractal representa automáticamente la observación de que los datos muestran diferentes dimensiones fractales dependiendo de cómo se trazan o muestrean (Turcotte y Huang, 1995).

La susceptibilidad magnética medida en función de la altitud es muy variable, exhibiendo, en primer lugar, una distribución positiva, multimodal y definida de picos agudos en toda la gama de escalas de las mediciones (Gettings, 2005). En segundo lugar, las mediciones de susceptibilidad son espacialmente discretas, una propiedad que excluye la diferenciabilidad continua del patrón observado; esta propiedad es quizás central a la definición operativa de fractales y multifractales (Gettings, 2005). En tercer lugar, los granos minerales se distribuyen de manera muy variable dentro de las rocas (Fowler, 1995), y la susceptibilidad es idéntica a cero en los límites entre los granos (Gettings, 2005). Debido a esta discontinuidad inherente y ya que los diferentes minerales tienen diferentes valores de susceptibilidad (aquellos con gran susceptibilidad se denominan "minerales magnéticos"), la susceptibilidad magnética es una función que tiene una gran variabilidad y no es diferenciable (Gettings, 2005). Estas consideraciones indican que un modelo multifractal es un buen candidato para la representación del patrón de susceptibilidad magnética a través del lapso físico de las mediciones (Gettings, 2005).

CAPÍTULO IV

4. MARCO METODOLÓGICO

El trabajo de investigación se basó en el desarrollo de un algoritmo que consistió en diversas etapas, acordes con los objetivos específicos mencionados previamente. En la primera etapa se comenzó con la generación de un modelo inicial, es decir un modelo con susceptibilidad constante, luego el cálculo de la anomalía magnética y la varianza inicial; posteriormente una segunda etapa donde se aplica el método Monte Carlo, donde se desarrolló el algoritmo de Metropolis y las cadenas de Markov; en la última etapa se aplicaron distintos parámetros estadísticos (como la media, mediana, moda, varianza y desviación estándar) a la cadena de modelos seleccionada para los resultados finales. Además se explica el trabajo realizado en campo el día 10 de Noviembre de 2014 para la adquisición de los datos magnéticos y su procesamiento en oficina, para así obtener la anomalía magnética y poder ser utilizada como prueba del algoritmo.

A continuación se muestra el diagrama de flujo, donde se observa el proceso a realizar para la codificación del algoritmo (Figura 4.1); de esta manera se tiene el orden y las diferentes etapas que componen el código y cada función tiene instrucciones específicas que trabajan en conjunto para realizar la inversión de datos magnéticos.

4.1. DIAGRAMA DE FLUJO

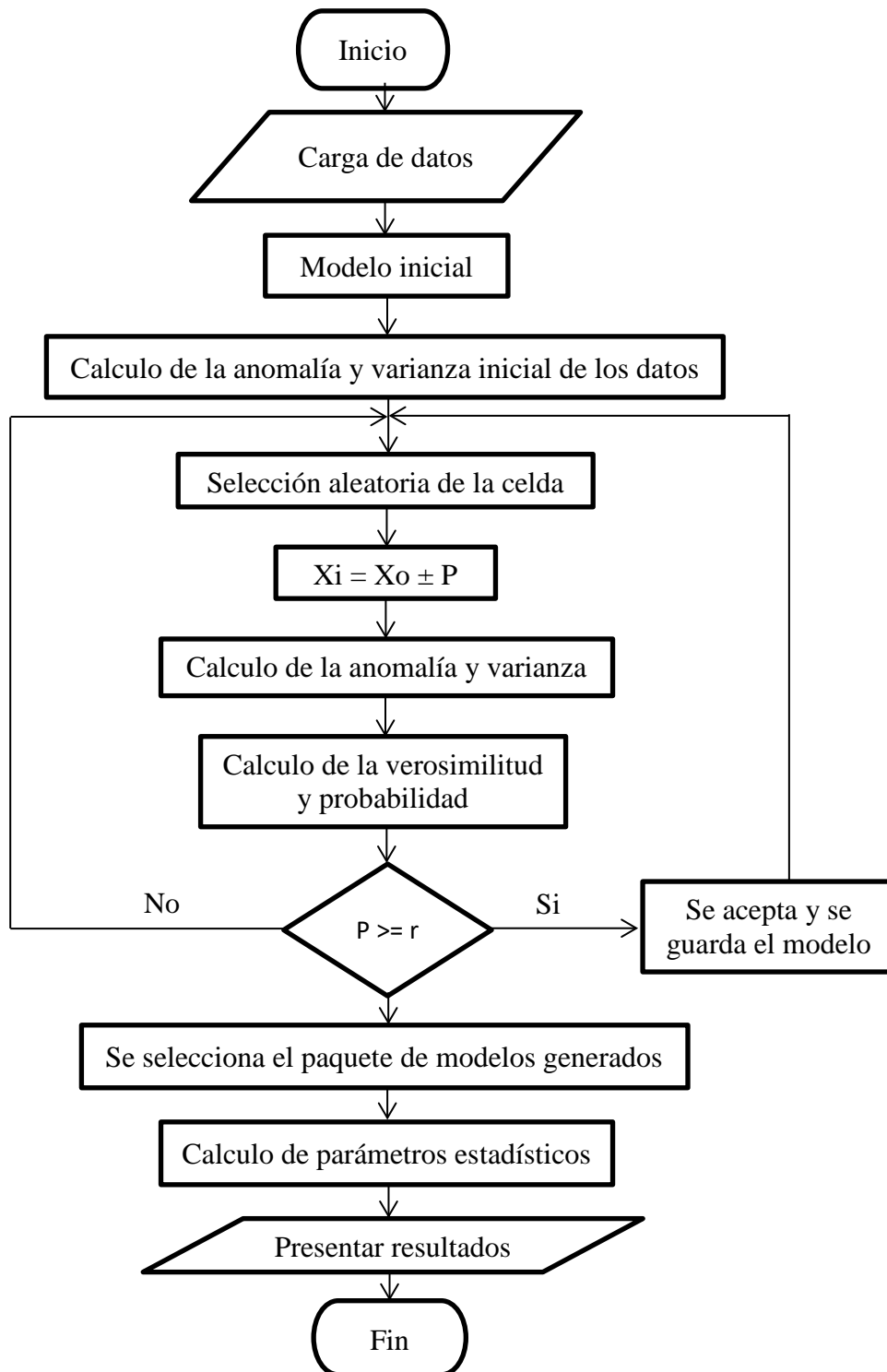


Figura 4.1. Diagrama de flujo, donde se presenta el proceso a realizar el código.

4.2. DESARROLLO DEL ALGORITMO POR ETAPAS

A continuación se presentan las etapas de cómo se ejecuta el código:

El código comienza con el ingreso de los datos de anomalía adquiridos en campo, previamente se debió configurar los datos de entrada como la susceptibilidad mínima, máxima y de referencia, la inducción magnética, ángulo de inclinación, número de iteraciones, distancia en km entre estaciones de adquisición, varianza para el cálculo de la verosimilitud, desviación estándar (solo para la PDF de perturbación unimodal y multimodal), número de prismas a perturbar por cada iteración, ángulo del dipolo y el tamaño del prisma. El programa, antes de comenzar con las iteraciones, le pregunta al usuario si desea detenerse en alguna iteración para poder cambiar la varianza (σ^2) de los datos en la ecuación de la verosimilitud, con el fin de poder ajustar el error de aceptación de los modelos ya sea disminuyéndolo o aumentándolo (Ecuación 4.11). Como siguiente paso se genera un modelo inicial con susceptibilidad magnética constante, se asignó los valores de la susceptibilidad magnética de referencia a este modelo, el cual será el punto de partida de las iteraciones donde estará como el primer modelo aceptado. Este procedimiento se realiza con un simple código que generara una matriz según la longitud del perfil, profundidad ya sea que el usuario ingrese el dato o que deje que el programa lo calcule automáticamente, en este caso siempre será $\frac{1}{4}$ de la longitud del tendido y las dimensiones de los prismas; como siguiente paso se calculara la anomalía inicial generada.

Para definir la anomalía de un cuerpo magnético a menudo puede ser modelada por un prisma de inmersión bidimensional (Telford et al., 1990); donde asumimos un dique con inclinación ξ , buzamiento β , y tomamos el eje y' a lo largo de la dirección del buzamiento; además, la polarización magnética está en la dirección de la inducción magnética F_e , es decir, $M = kF_e$ (Telford et al., 1990). La geometría se ilustra en la figura 4.2., donde se tomaron las relaciones necesarias para obtener la ecuación del cálculo de la anomalía magnética descrita por Telford et al. (1990) como:

$$F = 2kF_e \{ \sin 2I \ln(r_2 r_3 / r_4 r_1) - \cos 2I (\varphi_1 - \varphi_2 - \varphi_3 + \varphi_4) \} \quad (4.1)$$

Donde: $r_1, r_2, r_3,$ y r_4 son los radios de cada vértice del prisma, es decir:

$$r_1^2 = d^2 + (x + d \cot \xi)^2 \quad (4.2)$$

$$r_2^2 = D^2 + (x + D \cot \xi)^2 \quad (4.3)$$

$$r_3^2 = d^2 + (x + d \cot \xi - b)^2 \quad (4.4)$$

$$r_4^2 = D^2 + (x + D \cot \xi - b)^2 \quad (4.5)$$

Mientras que, ϕ_1, ϕ_2, ϕ_3 y ϕ_4 son los ángulos de cada vértice del prisma. Se establece que:

$$\phi_1 = \tan^{-1} \{ d / (x + d \cot \xi) \} \quad (4.6)$$

$$\phi_2 = \tan^{-1} \{ D / (x + D \cot \xi) \} \quad (4.7)$$

$$\phi_3 = \tan^{-1} \{ d / (x + d \cot \xi - b) \} \quad (4.8)$$

$$\phi_4 = \tan^{-1} \{ D / (x + D \cot \xi - b) \} \quad (4.9)$$

La función 4.1 define diferentes constantes que se utilizarán en el cálculo como la inducción magnética (F_e), la susceptibilidad (k) y la inclinación (I), y variables como los radios (r), y los ángulos (ϕ); esto de acuerdo a las dimensiones del modelo y puntos de observación en superficie. Luego utilizando el principio de superposición, se calcula la suma de las anomalías de todos los prismas del modelo por cada punto de observación, dando así la anomalía general del modelo, en este caso se decidió calcular la anomalía en el centro del prisma.

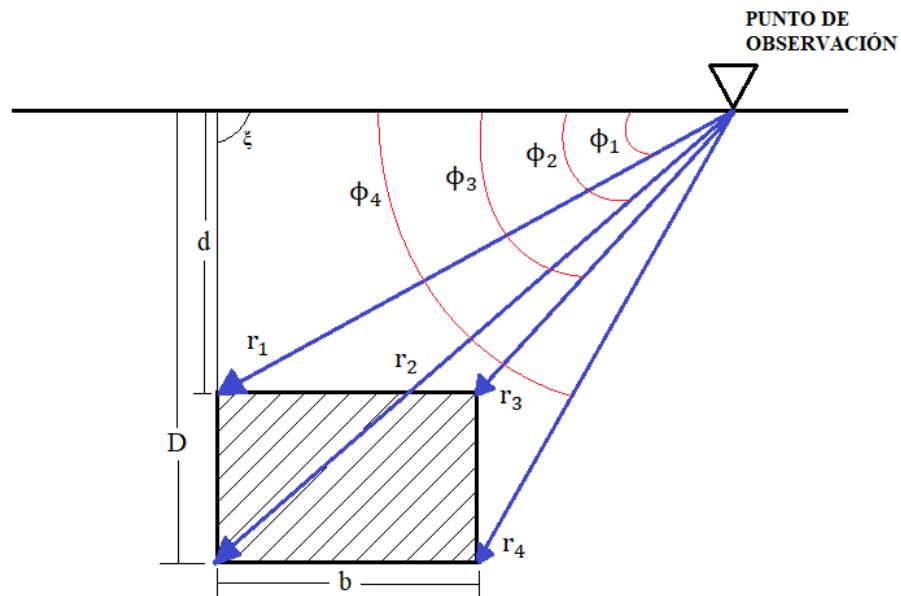


Figura 4.2. Geometría de un prisma vertical con profundidad finita. (Tomado de Stocco et al., 2015).

Para comenzar la perturbación se selecciona de manera aleatoria y uniforme las coordenadas X y Y del prisma a perturbar. Luego, según el tipo de distribución (PDF) que el usuario escoge (uniforme, unimodal o multimodal) se selecciona de manera aleatoria el valor a perturbar en el modelo. Se tiene que, la distribución uniforme está limitada por dos valores de susceptibilidad que ingresa el usuario de acuerdo a la geología local/regional, esta distribución va tener igual probabilidad de seleccionar aleatoriamente un valor máximo, mínimo o medio; en el caso de la unimodal, se tiene un solo valor con distribución normal centrada entre los valores mínimo y máximo ingresados y con una desviación estándar ingresada también por el usuario; la multimodal con una distribución normal centrada a partir de dos valores en adelante también ingresados por el usuario en forma de vector que el usuario crea pertinente para generar su modelo, al igual que la unimodal la desviación es ingresada por el usuario. Por cada modelo perturbado se le calcula la anomalía. Luego, continúa con el cálculo de la raíz del error cuadrático medio, que es la comparación de la respuesta calculada con la observada, donde se aplica la siguiente ecuación:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (A_o - A_c)^2} \quad (4.10)$$

donde es la raíz de la sumatoria de 0 hasta el último punto de observación de la diferencia cuadrática del valor de la anomalía observada (A_o) y la candidata o calculada (A_c), todo eso dividido entre el número total de puntos de observación (n).

Seguidamente, se calcula la verosimilitud que está basado entre el desajuste de los datos calculados a partir del modelo y los datos observados (Merchan, 2007); utilizando la ecuación descrita por Mosegaard y Tarantola (1995) como:

$$L(H) = \exp^{-(S(H)/\sigma^2)} \quad (4.11)$$

Donde,

$$S(H) = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^n (A_o - A_c)^2 \quad (4.12)$$

y σ^2 es la varianza total de ruido (valor asignado por el usuario). Luego, se calcula la probabilidad de aceptación para un modelo perturbado que para este caso se utilizó la siguiente relación descrita por Mosegaard y Tarantola (1995):

$$\rho_{accept} = \begin{cases} 1 & , S(H) \leq S(H-1) \\ L(H)/L(H-1) & , S(H) > S(H-1) \end{cases} \quad (4.13)$$

como siguiente paso se selecciona un valor real aleatorio de entre 0 y 1, donde si la probabilidad de aceptación es mayor o igual al valor aleatorio se acepta el modelo de lo contrario se rechaza y se repite la cadena con el último modelo aceptado. Por último, con la generación de modelos que componen la cadena de Markov finalizado el usuario selecciona el lote de modelos aceptados a los cuales se aplicaran los parámetros estadísticos, estos parámetros son aplicados con las funciones proporcionadas por el software Matlab, tales como: la media, mediana, moda, varianza y desviación estándar.

4.3. DATOS REALES

4.3.1. Adquisición en campo

Los parámetros de adquisición consistieron en tomar mínimo tres valores del campo magnético total por cada estación, alejándose de elementos que pudiesen afectar la actividad, como lo son: tendidos eléctricos, artículos metálicos como vayas de publicidad, vigas, construcciones, etc. Sin embargo, el magnetómetro fue configurado para que filtre el ruido y dé el valor más adecuado para el campo magnético de ese punto; además, el sensor del magnetómetro se colocó a 2 m de altura y orientado hacia el Norte, alineando la dirección indicada en la cara posterior del sensor con la dirección indicada por la aguja imantada de la brújula y nivelado respecto a la vertical, ayudándose con el ojo de búho de la brújula. Por otra parte se adquirieron 35 estaciones magnéticas distanciadas a 20 m cada una y en dos circuitos, para comenzar a tomar la mediciones es necesario un punto base para abrir y cerrar los circuitos para eso se seleccionó un objeto tangible, para este caso, la esquina de una placa; para el primer circuito se realizó en la orientación Oeste – Este y para el segundo en la orientación Este – Oeste. Cada estación fue georreferenciada con un GPS.

4.3.2. Procesamientos de datos

Los datos fueron importados al programa Excel, donde fueron procesados, comenzando con el promedio de las mediciones; luego se realiza la corrección por la variación diurna del campo magnético de la Tierra, también conocido como variación por minuto o varmin, una vez realizado el varmin se realiza el amarre de los datos; por último se realiza el cálculo de la anomalía magnética que es el diferencia entre la intensidad magnética terrestre (IMT) y la corrección por latitud (IGRF), la corrección por latitud se obtiene a través del National Oceanic Atmospheric Administration (NOAA). Para suavizar la curva de anomalía magnética y eliminar los valores anómalos se utilizó la función SMOOTH de Matlab.

CAPÍTULO V

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

5.1. INVERSIÓN CON DATOS SINTÉTICOS

A continuación se muestran los resultados de distintas pruebas realizadas a modelos sintéticos con el fin de demostrar la eficiencia del código y de cómo al cambiar las variables la respuesta puede variar especialmente en el cálculo de la anomalía magnética del modelo observado y el calculado.

5.1.1. Prueba 1: Distribución uniforme

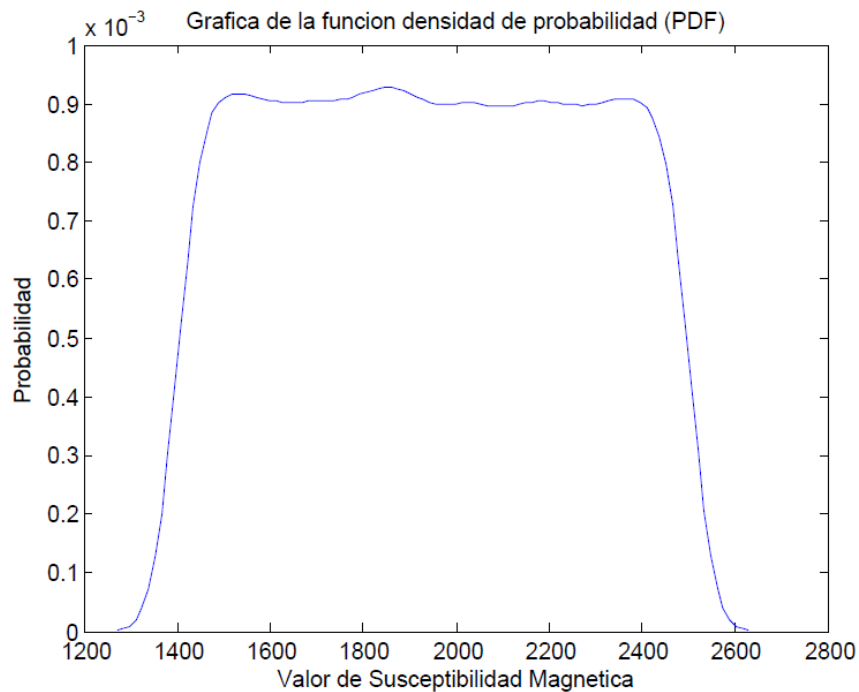


Figura 5.1. Función densidad de probabilidad.

La figura 5.1 muestra la función densidad de probabilidad (PDF) del tipo uniforme limitada en los valores 2.500 y 5.500 de susceptibilidad, mostrando igual de posibilidades en seleccionar valores mínimos, máximos e intermedios; esto garantiza que la mayor probabilidad de perturbar el modelo de prismas esté en los rangos de

valores esperados para la litología presente en el subsuelo, aunque esto no descarta valores inferiores o superiores a los mínimos y máximos establecidos.

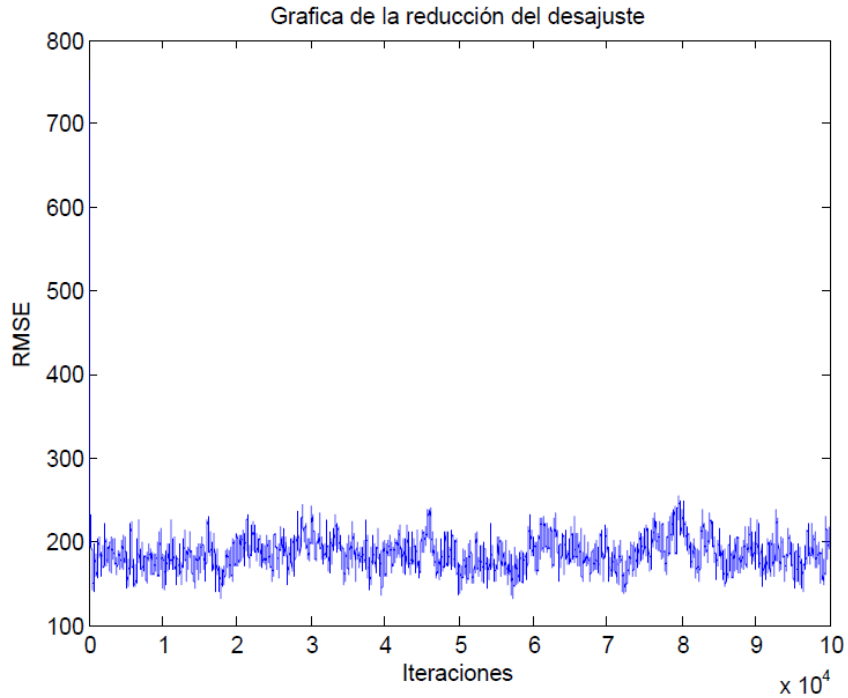


Figura 5.2. Curva de reducción del desajuste de modelos aceptados.

La figura 5.2 muestra la curva de reducción del desajuste la cual está formada por la raíz del error cuadrático medio de los modelos aceptados por su iteración correspondiente con un sigma de 0,007, la cual de 100.000 de iteraciones solo se aceptaron 19.613 modelos, mientras que el resto, que corresponde a 80.388 de los modelos rechazados. Se seleccionó la cantidad de modelos que se tomaran en cuenta para el modelo final, dentro de un rango de frecuencia de 150 y 250 nT, a los que se le aplicara los parámetros estadísticos y siempre después del Burn-in lo que corresponde a un valor de 19.492 modelos de los que ya habían sido aceptados.

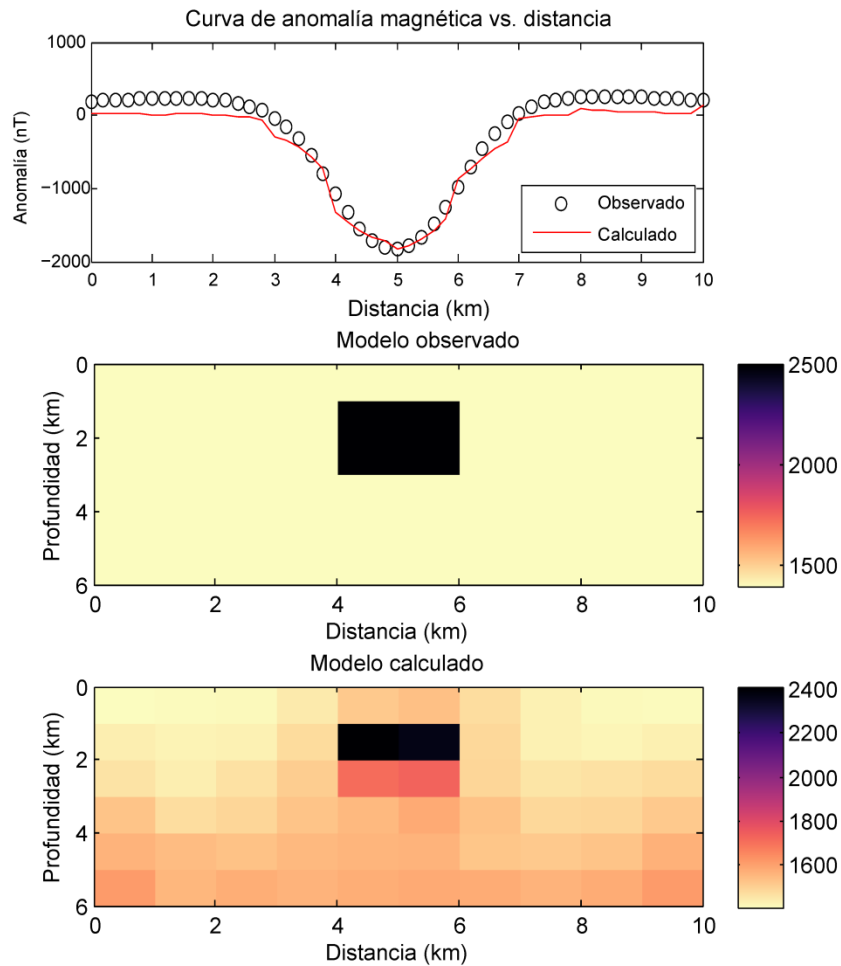


Figura 5.3. Curva de anomalía magnética, modelo del subsuelo observado y calculado.

La figura 5.3 muestra la curva de anomalía magnética observada y calculada, donde la observada (círculos) fue calculada de un modelo propuesto (modelo observado), la cual dio en un rango de entre 200 nT a los -2.000 nT, mientras que la anomalía calculada (línea continua) fue del modelo calculado que es la media de una familia de modelos seleccionados, la cual se encuentra dentro del rango dicho anteriormente, aunque se puede observar que la curva no se ajusta hacia los extremos probablemente se deba a problemas de borde. La principal anomalía negativa se encuentra entre los 4 a 6 km de distancia, lo cual coincide con el cuerpo granítico del modelo propuesto. El

modelo del subsuelo calculado se pueden observar susceptibilidades mínimas de 1.400, típico de rocas tipo esquisto y máximas de 2.500 típico de rocas graníticas, con una inducción magnética de 32.030,6 nT, e inclinación de $-30,37^\circ$ para el 03/10/2019, esto localizado a latitud 0° y longitud 0° . Por otra parte, en el centro del modelo calculado se puede observar un cuerpo anómalo entre los 4 a 6 km de distancia y entre 1 a 3 km de profundidad, correspondiente a rocas graníticas y que concuerda con el modelo propuesto, a pesar de no coincidir completamente este muestra perfectamente donde se encuentra el cuerpo con mayor susceptibilidad, mientras que a los alrededores y toda la parte inferior presenta un leve aumento de susceptibilidad magnética, lo que hace que la curva calculada no coincida con la observada.

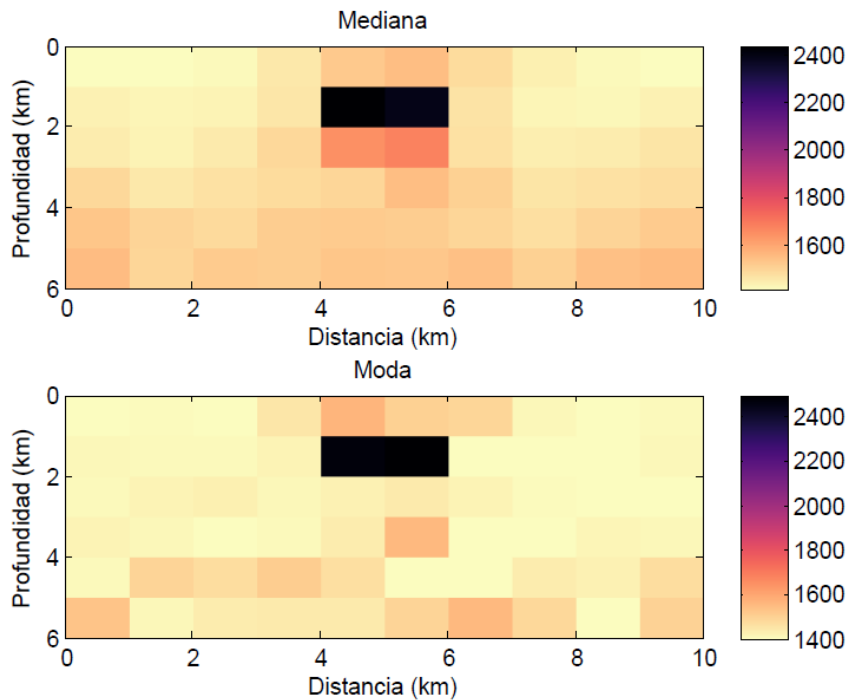


Figura 5.4. Modelo de parámetros estadísticos Mediana y Moda.

La figura 5.4 muestra dos parámetros estadístico que son la mediana y la moda del modelo de prismas; este presenta valores máximos de más de 2.400 de susceptibilidad, hacia el centro del modelo entre los 4 a 6 km de distancia y desde 1 km hasta los 2 km de profundidad mientras que desde los 2 a 3 km de profundidad la

mediana detecta valores medios de la susceptibilidad, representando, a lo largo de todos los modelos aceptados, un cuerpo anómalo correspondiente al granito lo que concuerda con el modelo calculado del subsuelo, mientras que la moda no muestra un aumento en la tendencia de susceptibilidad de entre los 2 a 3 km de profundidad, lo que quiere decir que la mayor frecuencia de valores rondo los 1.400 de susceptibilidad.

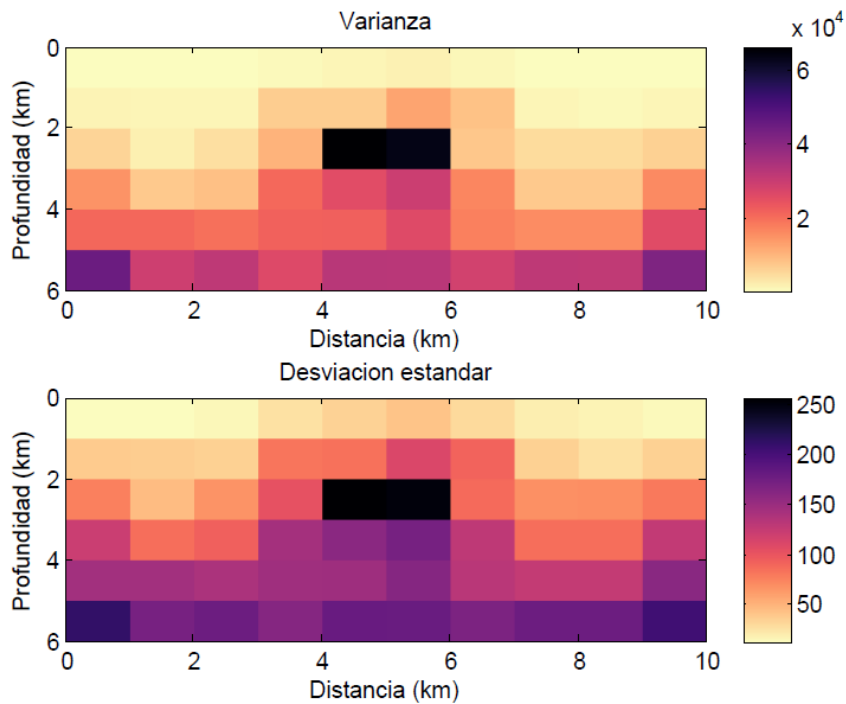


Figura 5.5. Modelo de parámetros estadísticos Varianza y Desviación estándar.

La figura 5.5 muestra la varianza y la desviación estándar de como varió los valores que lo perturbaron en todas las iteraciones aceptadas, dando valores máximos sobre la zona donde está el cuerpo anómalo y las zonas inferiores del modelo, lo que quiere decir que estas zonas fueron las que más variaron o se dispersaron de la media aritmética y requieren de una mayor cantidad de iteraciones para ser estimados correctamente.

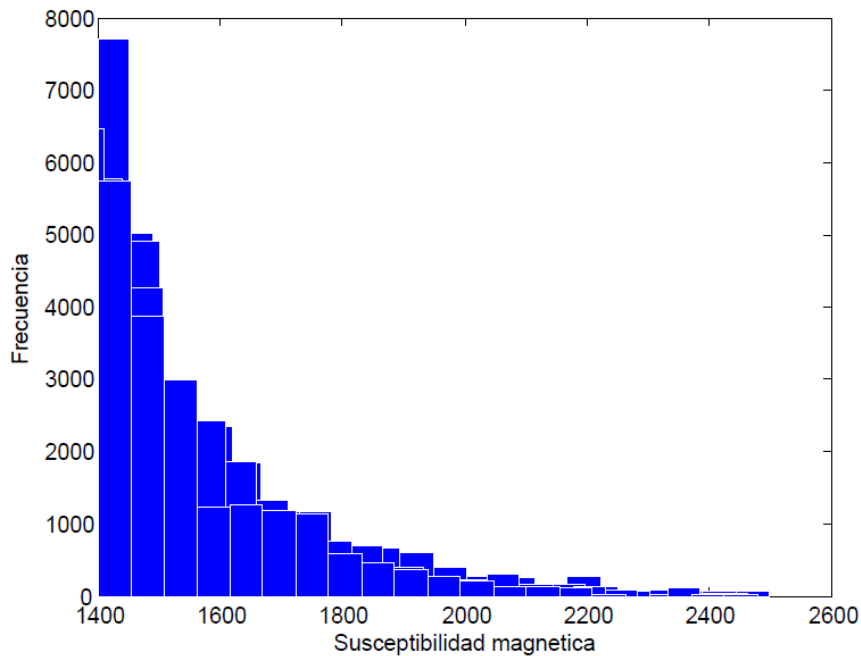


Figura 5.6. Histograma de frecuencia para valores de prismas seleccionados aleatoriamente.

La figura 5.6 muestra el histograma de frecuencia de valores de acuerdo a los prismas seleccionados aleatoriamente, en este caso se seleccionaron 10 prismas que al recopilar la frecuencia de los valores de susceptibilidad magnética corresponde a una distribución unimodal sesgada a la izquierda, por lo que podemos decir que el modelo tiene una tendencia a tener en la mayor parte de su extensión valores mínimos que rondan los 1.400 de susceptibilidad lo que coincide con el modelo observado, aunque podemos observar una frecuencia media y en descenso con valores intermedios de entre 1.500 y 2.400 de susceptibilidad, valores que no se encuentran en el modelo observado pero que si se tomaron en cuenta para la perturbación ya que la distribución seleccionada fue uniforme, los valores máximos aparecen con menos frecuencia y coincide perfectamente con la cantidad de prismas que presentan una anomalía alta en el modelo observado.

5.1.2. Prueba 2: Latitud a 45° N

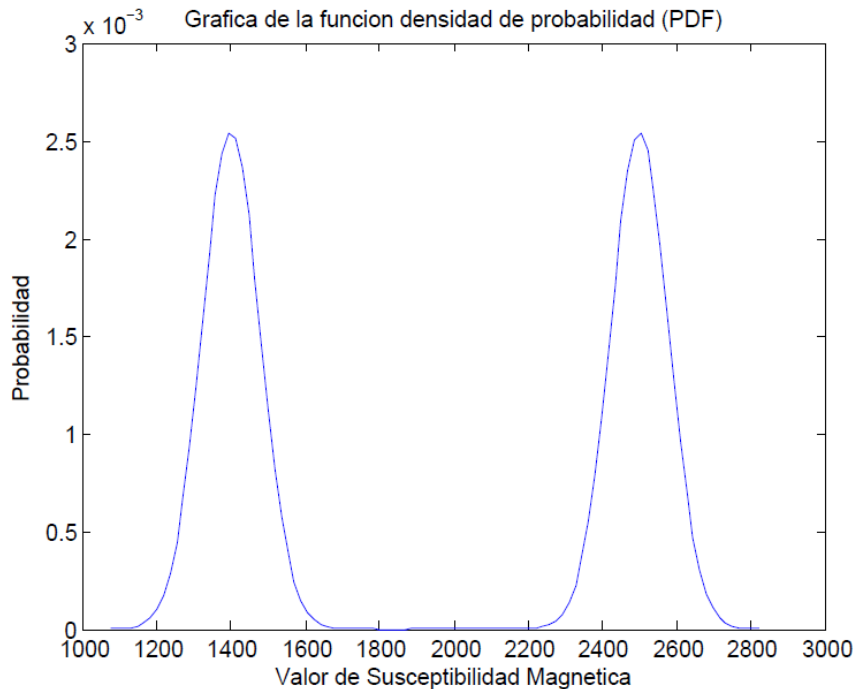


Figura 5.7. Función densidad de probabilidad.

La figura 5.7 muestra la función densidad de probabilidad (PDF) del tipo bimodal centrada en los valores 1.400 y 2.500 de susceptibilidad y con una desviación estándar de 500 de susceptibilidad, mostrando igual de posibilidades en seleccionar valores mínimos y máximos pero con mayor frecuencia que valores intermedios; esto garantiza que la mayor probabilidad de perturbar el modelo de prismas este en los rangos de valores esperados para la litología presente en el modelo observado, y reduzca la frecuencia de cualquier otro valor que no esté reflejado en el mismo, aunque esto no descarta valores inferiores o superiores a los mínimos y máximos establecidos, ni tampoco los intermedios.

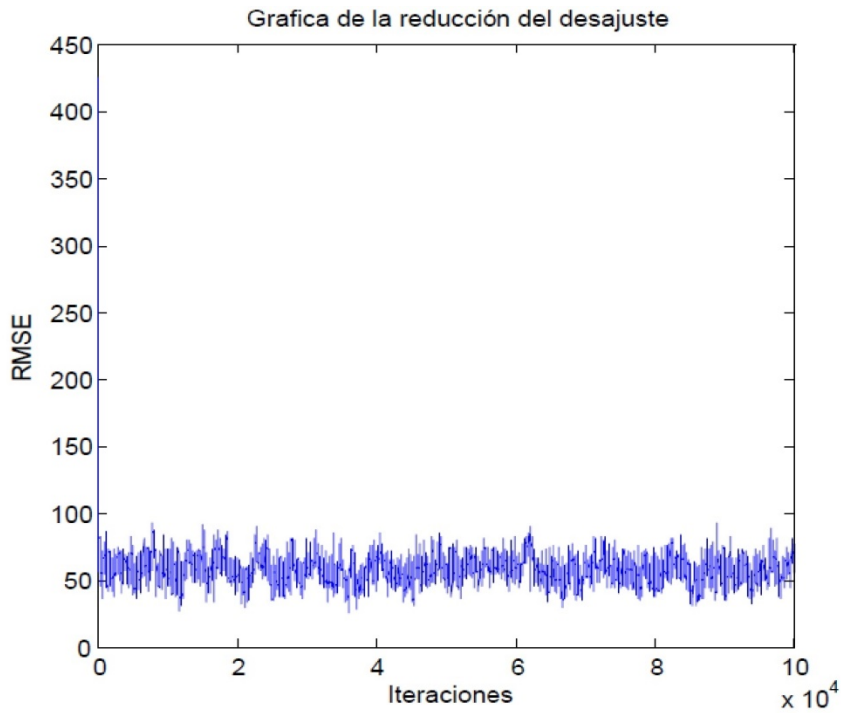


Figura 5.8. Curva de reducción del desajuste de modelos aceptados.

La figura 5.8 muestra la curva de reducción del desajuste con un sigma de 0,007, la cual de 100.000 de iteraciones solo se aceptaron 46.443 modelos, mientras que el resto, que corresponde a 53.558 en modelos rechazados; por otra parte, se seleccionó la cantidad de modelos que se tomaran en cuenta para el modelo final, dentro de un rango de frecuencia de 25 a 75 nT, a los que se le aplicara los parámetros estadísticos y siempre después del Burn-in lo que corresponde a un valor de 46.014 modelos que ya habían sido de los aceptados.

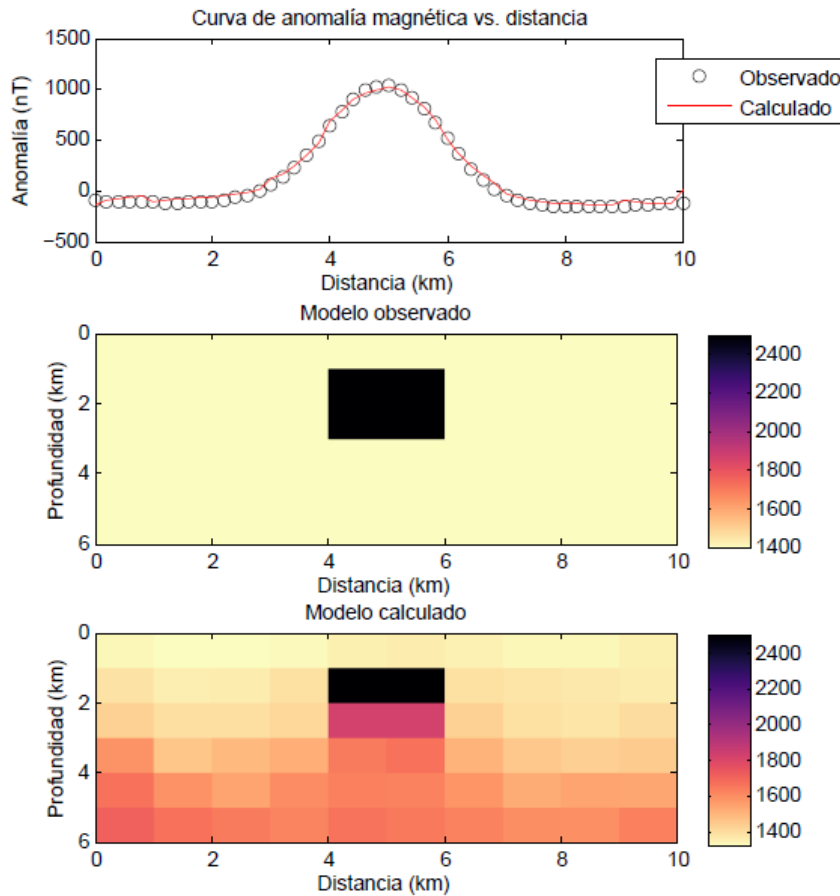


Figura 5.9. Curva de anomalía magnética, modelo del subsuelo observado y calculado.

La figura 5.3 muestra la curva de anomalía magnética observada y calculada, la cual dio en un rango de entre -200 nT a los 1.000 nT. La principal anomalía positiva se encuentra entre los 4 a 6 km de distancia, lo cual coincide con el cuerpo granítico del modelo propuesto y a diferencia de la anterior prueba como la anomalía paso de negativa a positiva por el cambio de latitud. El modelo del subsuelo calculado se pueden observar las mismas susceptibilidades del modelo propuesto anteriormente, con una inducción magnética de 46.743,5 nT e inclinación de 50,42° para el 03/10/2019, esto localizado a latitud 45° N y longitud 0°. Por otra parte, en el centro del modelo calculado se puede observar un cuerpo anómalo entre los 4 a 6 km de distancia y entre 1 a 3 km de profundidad, correspondiente a rocas graníticas y que

concuerta con el modelo propuesto, mientras que a los alrededores presenta un leve aumento de susceptibilidad magnética, lo que hace que la curva calculada no sea igual a la observada.

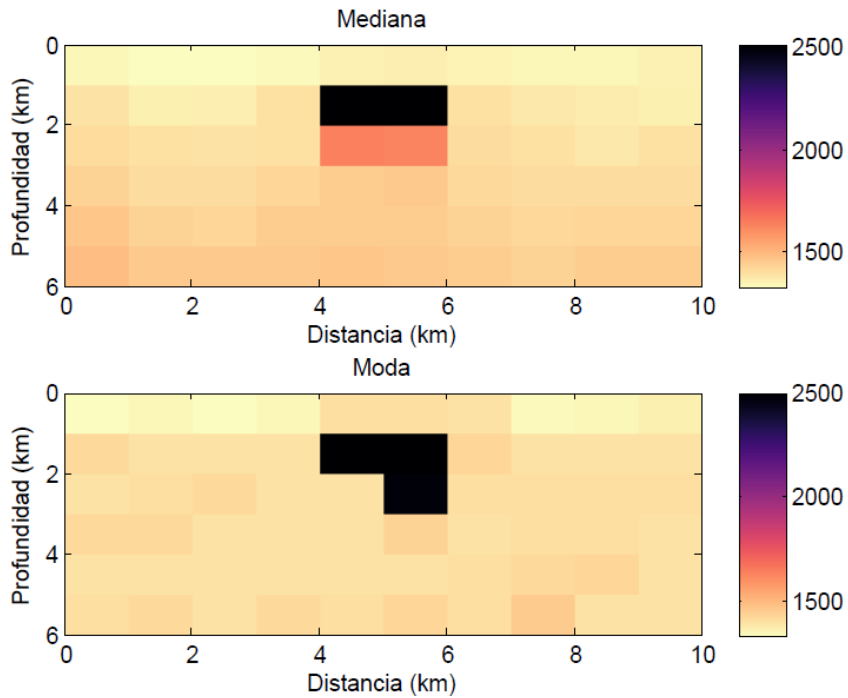


Figura 5.10. Modelo de parámetros estadísticos Mediana y Moda.

La figura 5.10 muestra dos parámetros estadístico que son la mediana y la moda del modelo de prismas; este presenta valores máximos de más de 2.500 de susceptibilidad, ubicado justamente sobre el cuerpo anómalo lo que concuerda con el modelo calculado y muestra como la selección aleatoria de valores concuerda con el modelo observado.

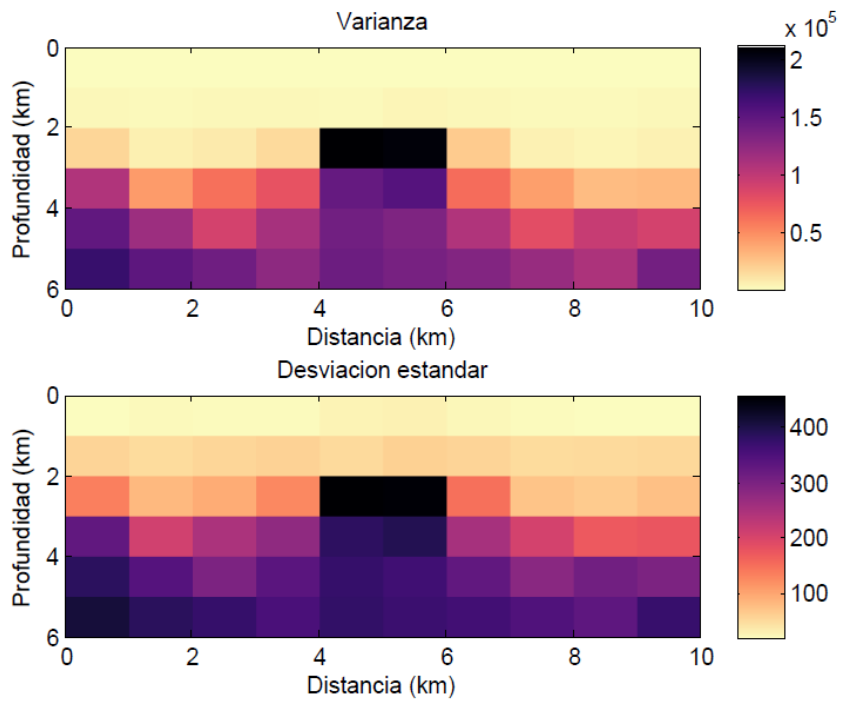


Figura 5.11. Modelo de parámetros estadísticos Varianza y Desviación estándar.

La figura 5.11 muestra la varianza y la desviación estándar de como varió los valores que lo perturbaron en todas las iteraciones aceptadas, dando valores máximos sobre la zona donde está el cuerpo anómalo y las zonas inferiores del modelo, aunque la parte superior fue la que menos vario lo que concuerda con el modelo calculado desde los 3 a 6 km muestra una gran desviación lo que concuerda con la prueba anterior.

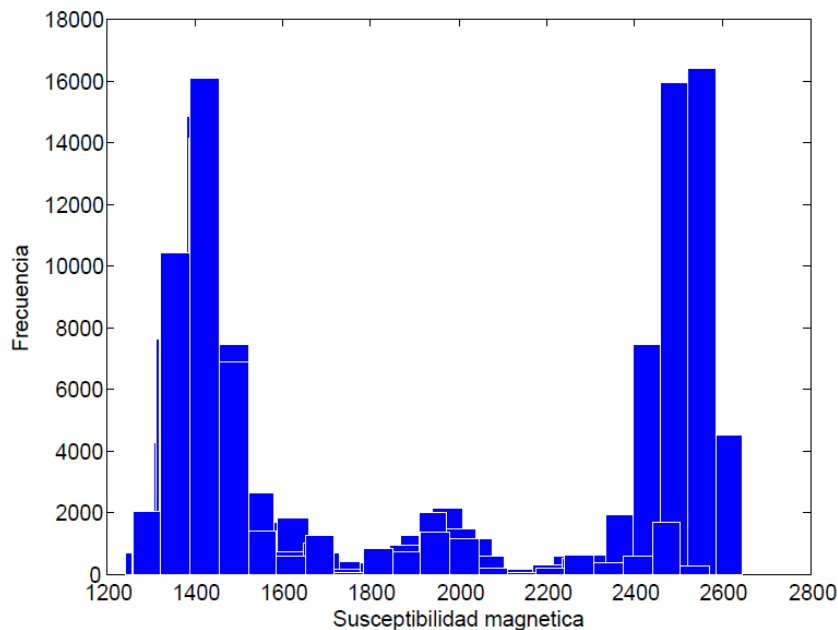


Figura 5.12. Histograma de frecuencia para valores de prismas seleccionados aleatoriamente.

La figura 5.12 muestra el histograma de frecuencia lo cual se observa una distribución trimodal, por lo que podemos decir que el modelo tiene una tendencia de perturbación esperada a los valores que tiene el modelo observado que rondan los 1.400 y 2.500 de susceptibilidad, aunque podemos observar una frecuencia media valores intermedios de entre 1.500 y 2.400 de susceptibilidad, valores que no se encuentran en el modelo observado pero que si se tomaron en cuenta con una baja probabilidad de aparecer y perturbar el modelo y lo que corresponde con los valores mostrados de zonas medias a mayor profundidad.

5.1.3. Prueba 3: Latitud a 90° N

La función densidad de probabilidad (PDF) utilizada, es la misma que en la prueba anterior y no presenta variación alguna.

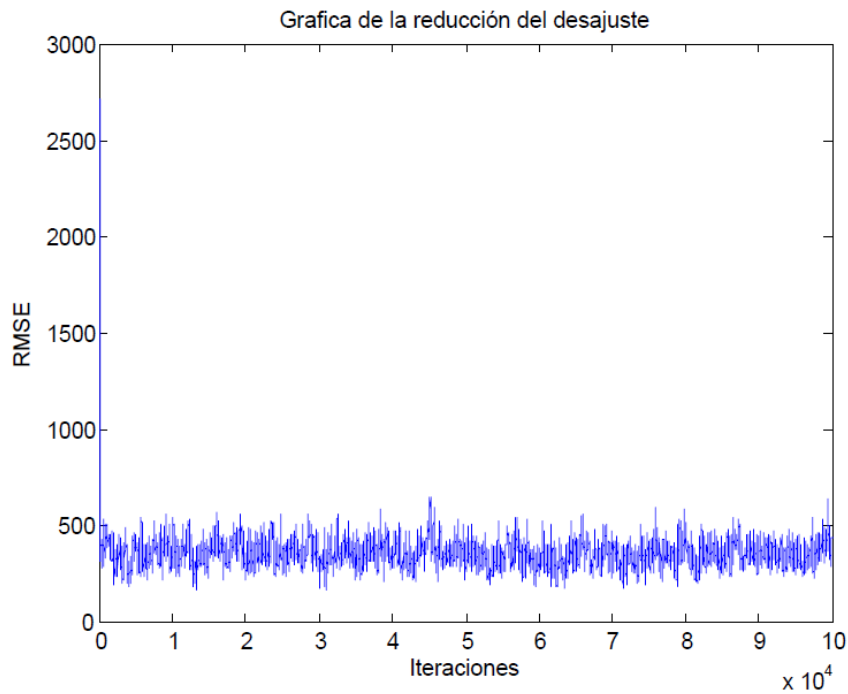


Figura 5.13. Curva de reducción del desajuste de modelos aceptados.

La figura 5.13 muestra la curva de reducción del desajuste con un sigma de 0,007, la cual de 100.000 de iteraciones solo se aceptaron 46.539 modelos, mientras que el resto, que corresponde a 53.462 en modelos rechazados; por otra parte, se seleccionó la cantidad de modelos que se tomaran en cuenta para el modelo final, dentro de un rango de frecuencia de 250 a 500 nT, a los que se le aplicara los parámetros estadísticos que son 46.048 modelos que ya habían sido de los aceptados.

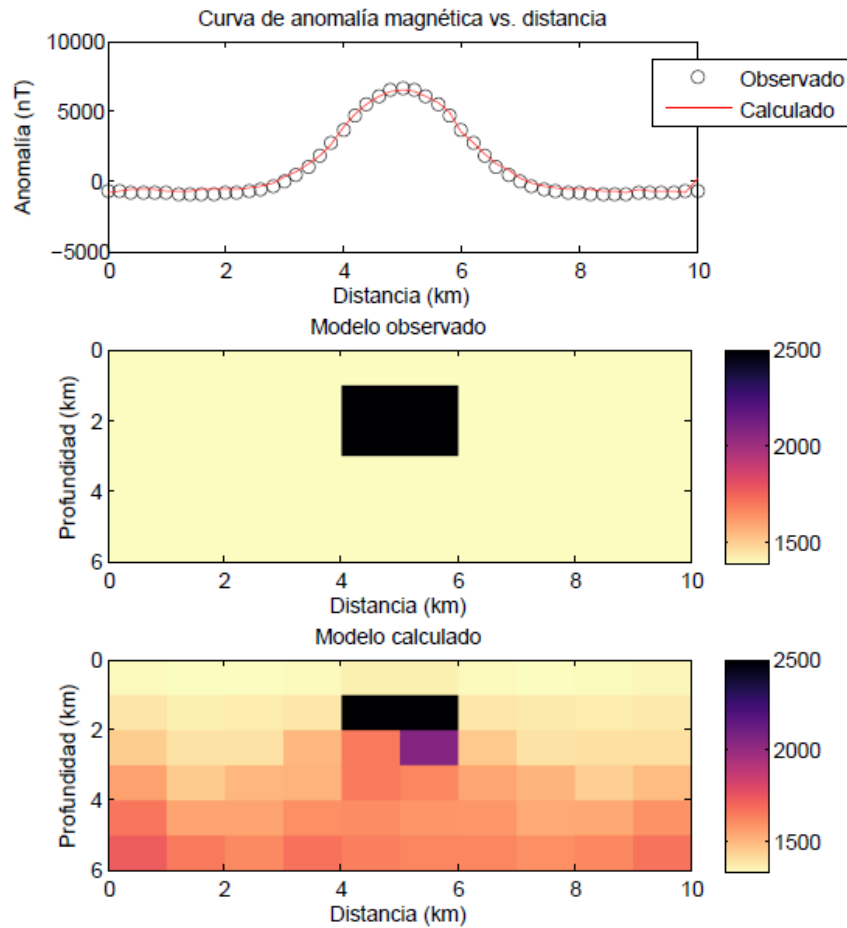


Figura 5.14. Curva de anomalía magnética, modelo del subsuelo observado y calculado.

La figura 5.14 muestra la curva de anomalía magnética observada y calculada, la cual dio en un rango de entre -200 nT a los 6.000 nT. La principal anomalía positiva se encuentra entre los 4 a 6 km de distancia, ya que es el mismo modelo propuesto por lo que al aumentar la latitud muestra como aumento el rango de la anomalía, por lo que podemos decir que al aumentar en latitud la respuesta de la anomalía pasa de negativa hacia la zona del ecuador a positiva hacia mayores latitudes. El modelo del subsuelo calculado muestra una respuesta semejante a las otras pruebas, con una inducción magnética de 56.612,2 nT e inclinación de $88,07^\circ$ para el 03/10/2019, esto localizado a latitud 90° N y longitud 0° . Por otra parte, se puede observar el cuerpo anómalo en el centro, correspondiente a rocas graníticas mientras que a los

alrededores y a mayor profundidad presenta un leve aumento de susceptibilidad magnética, lo que hace que la curva calculada no sea igual a la observada.

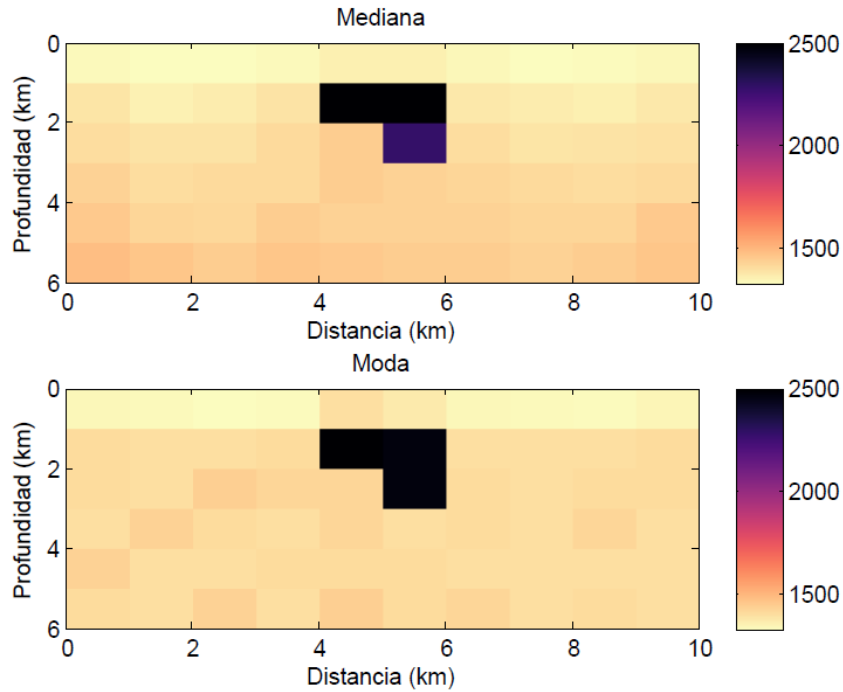


Figura 5.15. Modelo de parámetros estadísticos Mediana y Moda.

La figura 5.15 muestra dos parámetros estadístico que son la mediana y la moda del modelo de prismas; este presenta valores máximos de más de 2.500 de susceptibilidad, ubicado justamente sobre el cuerpo anómalo lo que concuerda con el modelo calculado, esto muestra una mejor respuesta a lo esperado y no muestra diferencia alguna con las otras pruebas lo cual es acorde con el modelo propuesto.

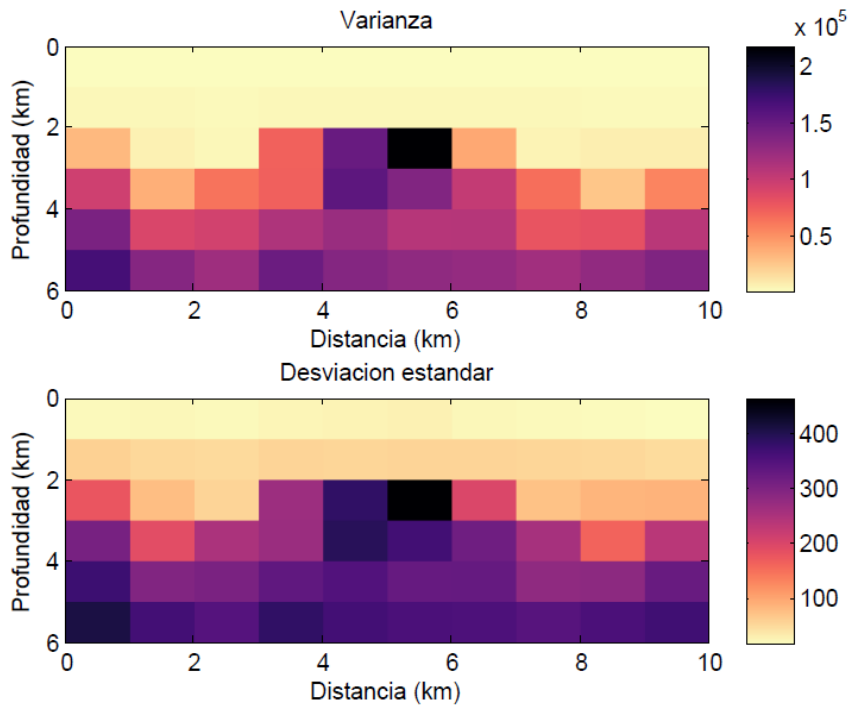


Figura 5.16. Modelo de parámetros estadísticos Varianza y Desviación estándar.

La figura 5.16 muestra la varianza y la desviación estándar de como varió los valores que lo perturbaron en todas las iteraciones aceptadas, dando valores máximos sobre la zona donde está el cuerpo anómalo y las zonas media e inferiores del modelo, aunque la parte superior fue la que menos vario lo que concuerda con el modelo calculado, las zonas de alta variación indican que es necesario una mayor cantidad de iteraciones para mejorar el modelo.

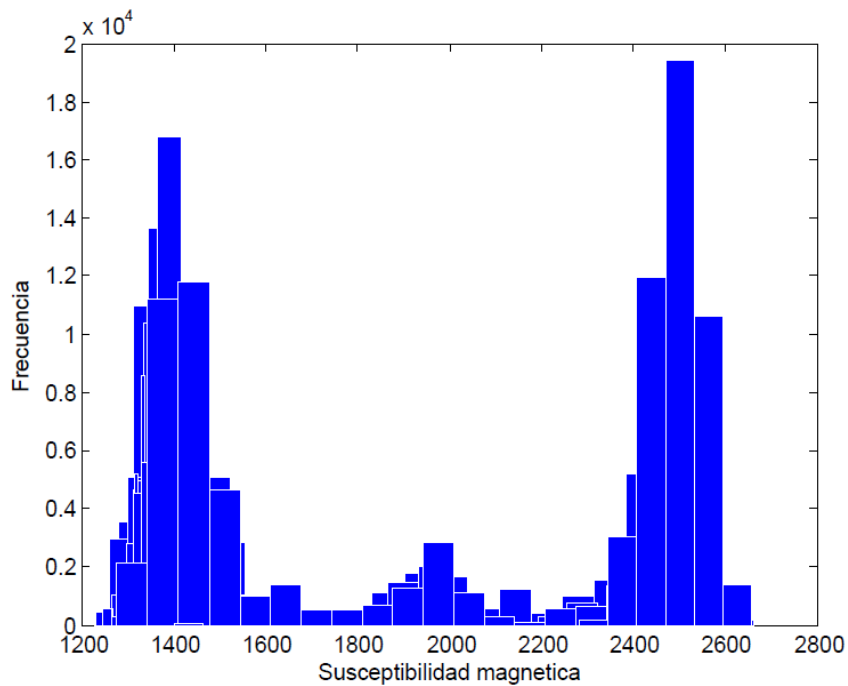


Figura 5.17. Histograma de frecuencia para valores de prismas seleccionados aleatoriamente.

La figura 5.17 muestra el histograma de frecuencia lo cual se observa una distribución trimodal pero con una mayor probabilidad en aparecer valores altos, sin embargo el modelo tiene una tendencia de perturbación esperada a los valores que tiene el modelo observado que rondan los 1.400 y 2.500 de susceptibilidad, aunque podemos observar una frecuencia media de valores intermedios de entre 1.500 y 2.400 de susceptibilidad, probablemente se deba al aumento en la frecuencia de error de los modelos aceptados.

5.1.4. Prueba 4: Cambio en el sigma de la verosimilitud

La función densidad de probabilidad (PDF) utilizada, es la misma que en la prueba anterior y no presenta variación alguna.

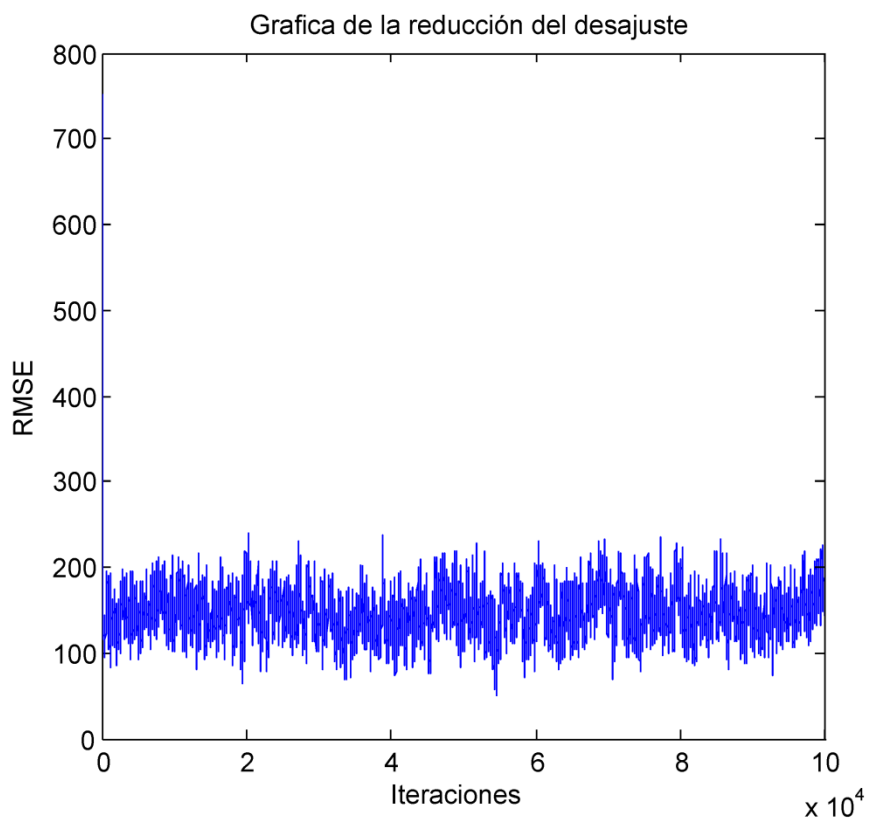


Figura 5.18. Curva de reducción del desajuste de modelos aceptados.

La figura 5.18 muestra la curva de reducción del desajuste con un sigma de 0,01, la cual de 100.000 de iteraciones solo se aceptaron 51.258 modelos, mientras que el resto corresponde a 48.743 en modelos rechazados; por otra parte, se seleccionó la cantidad de modelos que se tomaran en cuenta para el modelo final, dentro de un rango de frecuencia de 50 a 250 nT, a los que se le aplicara los parámetros estadísticos con 50.752 modelos que ya habían sido aceptados.

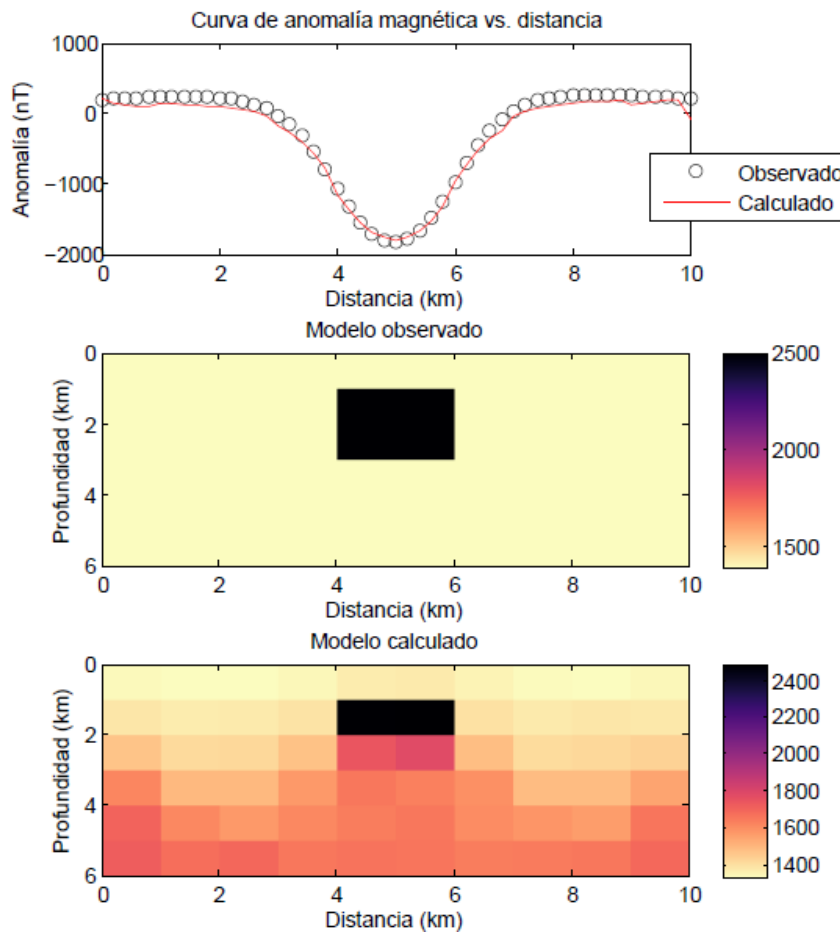


Figura 5.19. Curva de anomalía magnética, modelo del subsuelo observado y calculado.

La figura 5.19 muestra la curva de anomalía magnética observada y calculada, la cual dio en un rango de entre 200 nT a los -2.000 nT. La principal anomalía negativa se encuentra entre los 4 a 6 km de distancia lo que coincide con el modelo propuesto. El modelo del subsuelo calculado se puede observar las mismas susceptibilidades que pruebas anteriores, con una configuración igual al localizado a latitud 0° y longitud 0° . Por otra parte, el modelo calculado muestra una respuesta similar a las anteriores pruebas a pesar de que se aumentó el valor de varianza el modelo no muestra una gran diferencia pero si podemos ver como los valores o prismas inferiores al cuerpo anómalo muestran un aumento en la susceptibilidad, por lo que el error aumento. Por

lo tanto podemos decir que al aceptar una mayor cantidad de modelos el error de este aumentara

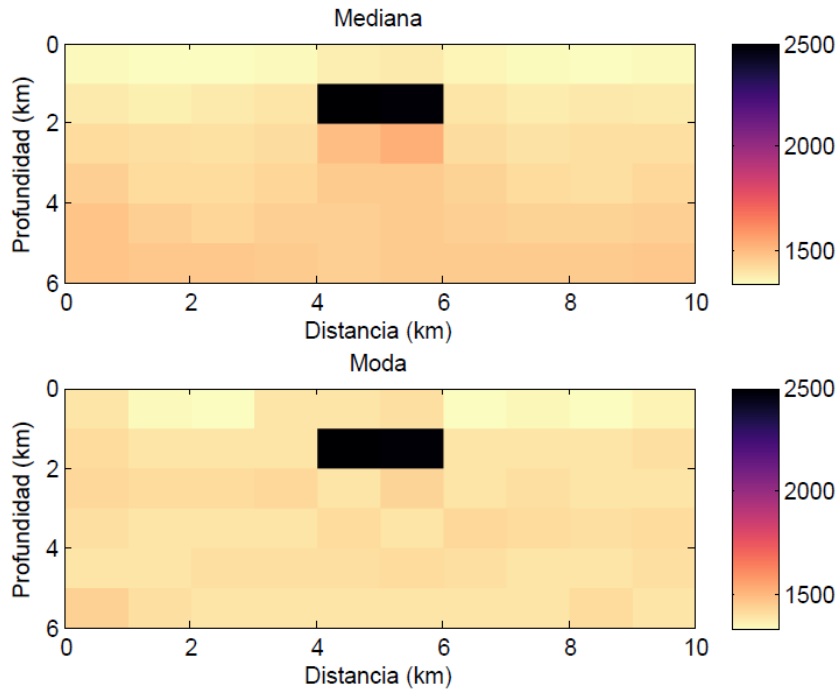


Figura 5.20. Modelo de parámetros estadísticos Mediana y Moda.

La figura 5.20 muestra dos parámetros estadístico que son la mediana y la moda del modelo de prismas; este presenta valores máximos de 2.500 de susceptibilidad, a pesar del aumento del error del modelo final podemos ver como la mediana da una mejor respuesta a lo esperado y la moda muestra como la frecuencia de valores se ajusta perfectamente a lo esperado en el modelo.

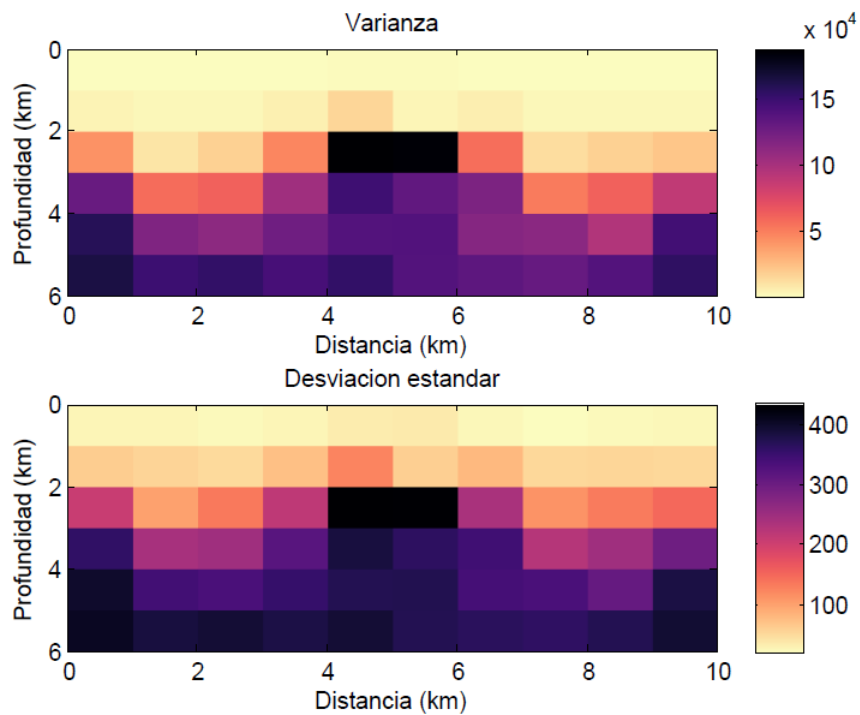


Figura 5.21. Modelo de parámetros estadísticos Varianza y Desviación estándar.

La figura 5.21 muestra la varianza y la desviación estándar de como varió el modelo o los valores que lo perturbaron en todas las iteraciones aceptadas, como respuestas anteriores podemos observar un aumento en los valores de varianza y dispersión probablemente por el aumento de los modelos aceptados a más de la mitad del total, además de que el cuerpo anómalo y prismas inferiores necesitan de una mayor cantidad de iteraciones para mejora la respuesta.

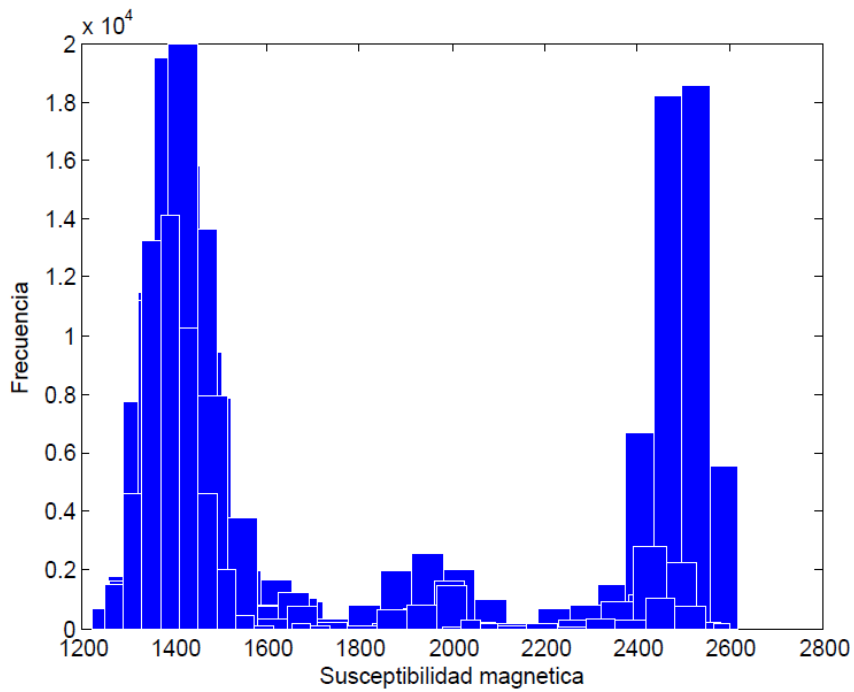


Figura 5.22. Histograma de frecuencia para valores de prismas seleccionados aleatoriamente.

La figura 5.22 muestra el histograma de frecuencia que corresponde a una distribución trimodal, por lo que podemos decir que el modelo tiene una tendencia de perturbación esperada a los valores que tiene el modelo observado que rondan los 1.400 y 2.500 de susceptibilidad con mayor probabilidad de aparecer, aunque podemos observar una frecuencia baja de valores intermedios de entre 1.500 y 2.400 de susceptibilidad.

A pesar de que el dato magnético tiene el problema de la no unicidad en la solución y de que este no tiende a representar la forma de los cuerpos en el subsuelo, se demuestra con las pruebas realizadas que es posible reconstruir modelos sencillos del subsuelo a partir de los datos magnéticos.

5.1.5. Prueba 5: Dos cuerpos anómalos

La función densidad de probabilidad (PDF) utilizada, es la misma que en la prueba anterior y no presenta variación alguna.

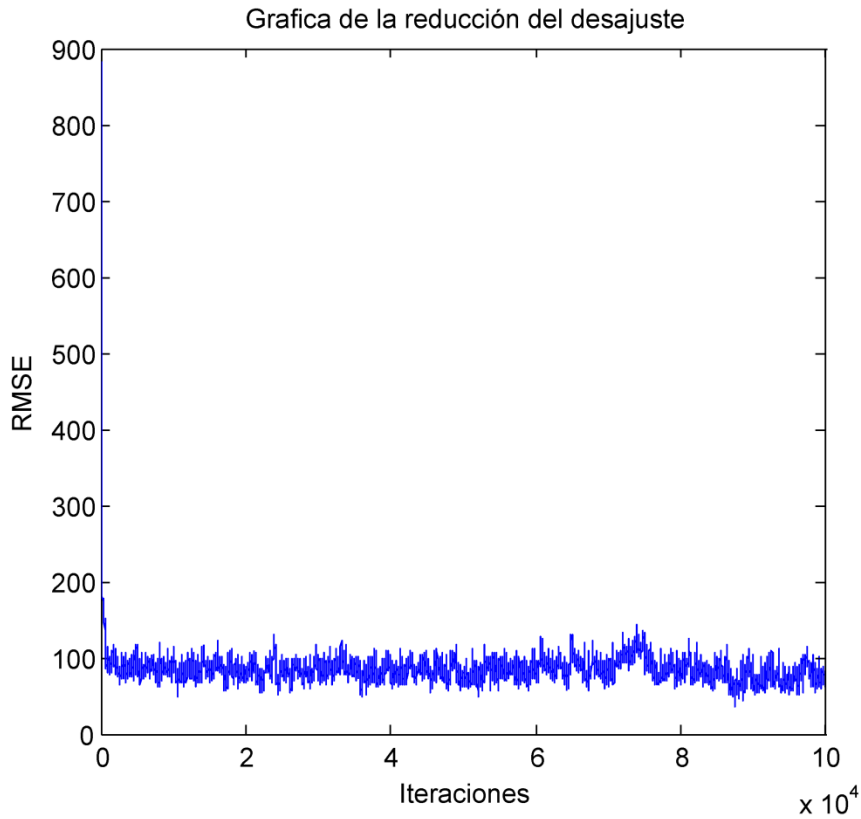


Figura 5.23. Curva de reducción del desajuste de modelos aceptados.

La figura 5.23 muestra la curva de reducción del desajuste con un sigma de 0,004, la cual de 100.000 de iteraciones solo se aceptaron 45.499 modelos, mientras que el resto, que corresponde a 54.502 de los modelos rechazados; por otra parte, se seleccionó la cantidad de modelos que se tomaran en cuenta para el modelo final, dentro de un rango de frecuencia de 50 a 150 nT, a los que se le aplicara los parámetros estadísticos que corresponde a 44.837 modelos.

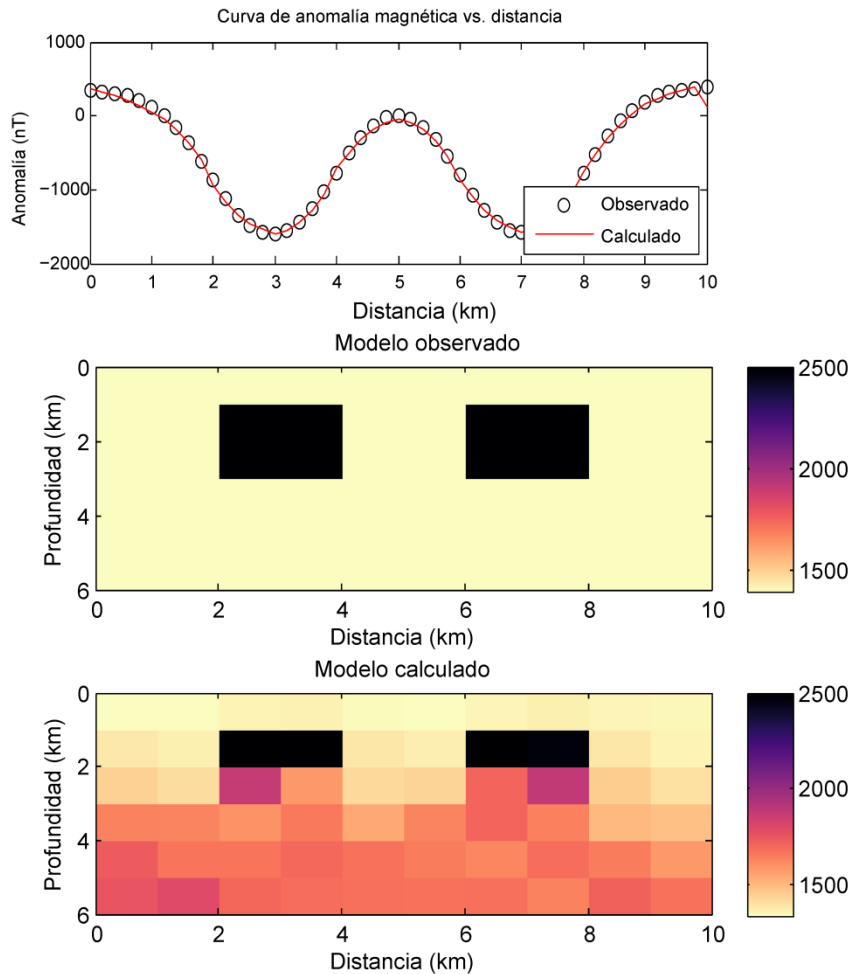


Figura 5.24. Curva de anomalía magnética, modelo del subsuelo observado y calculado.

La figura 5.24 muestra la curva de anomalía magnética observada y calculada, la cual dio en un rango de entre 200 nT a los -2.000 nT. Se presenta dos anomalías negativas ubicadas entre los 2 a 4 km y los 6 a 8 km de distancia lo que coincide con el modelo propuesto. El modelo del subsuelo calculado se pueden observar las mismas susceptibilidades planteada en modelos anteriores, la diferencia es que se le agrego otro cuerpo anómalo con las mismas características y configuración que el modelo anterior, el modelo calculado muestra en parte los dos cuerpos anómalos, aunque los

valores de los prismas inferiores son más altos de lo esperado y la diferencia con el modelo observado aumenta.

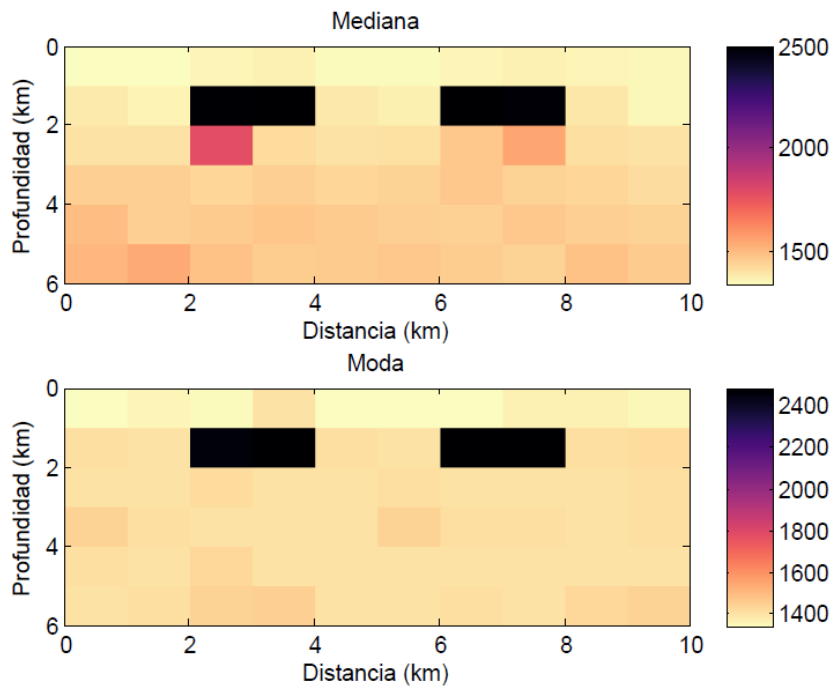


Figura 5.25. Modelo de parámetros estadísticos Mediana y Moda.

La figura 5.20 muestra dos parámetros estadístico que son la mediana y la moda del modelo de prismas; este presenta valores máximos de 2.500 de susceptibilidad, podemos observar como se ve una parte de los cuerpos anómalos lo cual coincide con el modelo esperado y muestra una mejor respuesta y semejanza al propuesto.

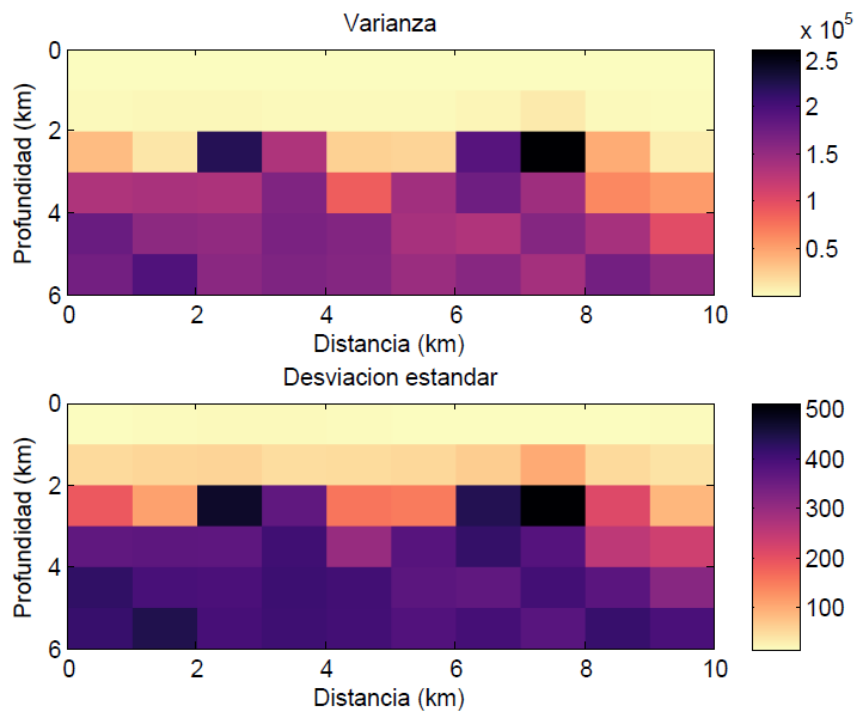


Figura 5.26. Modelo de parámetros estadísticos Varianza y Desviación estándar.

La figura 5.26 muestra la varianza y la desviación estándar de como varió el modelo o los valores que lo perturbaron en todas las iteraciones aceptadas, en este caso vemos como aumento la varianza y desviación de los datos de susceptibilidad en el modelo, por lo que podemos decir que al aumentar la dificultad del modelo propuesto es necesario aumentar las iteraciones para poder obtener una mejor respuesta y así poder disminuir la varianza de los datos.

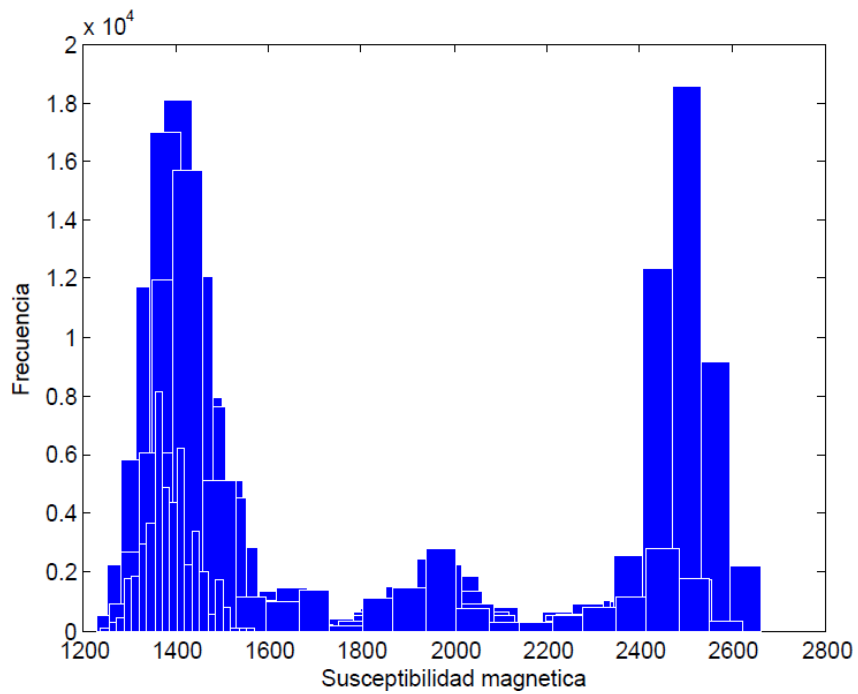


Figura 5.27. Histograma de frecuencia para valores de prismas seleccionados aleatoriamente.

La figura 5.27 muestra el histograma de frecuencia que corresponde a una distribución trimodal, por lo que podemos decir que el modelo tiene una tendencia de perturbación esperada a los valores que tiene el modelo observado, pero vemos una tendencia mayor en aparecer valores mínimos cercanos a los 1.400 de susceptibilidad probablemente se deba a que el modelo propuesto tenga una mayor área a estos valores.

5.1.6. Prueba 6: Modelo más complejo

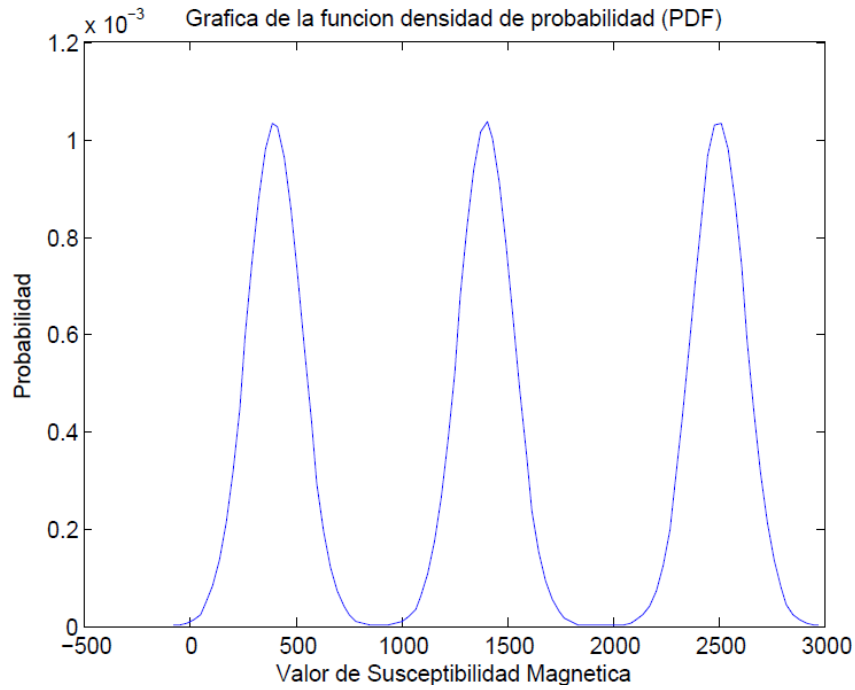


Figura 5.28. Función densidad de probabilidad.

La figura 5.28 muestra la función densidad de probabilidad (PDF), la distribución seleccionada es del tipo trimodal centrada en los valores 400, 1.400 y 2.500 de susceptibilidad y con una desviación estándar de 500 de susceptibilidad, mostrando igual de posibilidades en seleccionar valores mínimos, intermedios y máximos, con el fin de obtener un mejor resultado; esto garantiza que la mayor probabilidad de perturbar el modelo de prismas este en los rangos de valores esperados para la litología propuesta en el modelo observado, y reduzca la frecuencia de cualquier otro valor que no esté reflejado en el mismo, aunque esto no descarta valores inferiores o superiores a los mínimos y máximos establecidos, ni tampoco los intermedios.

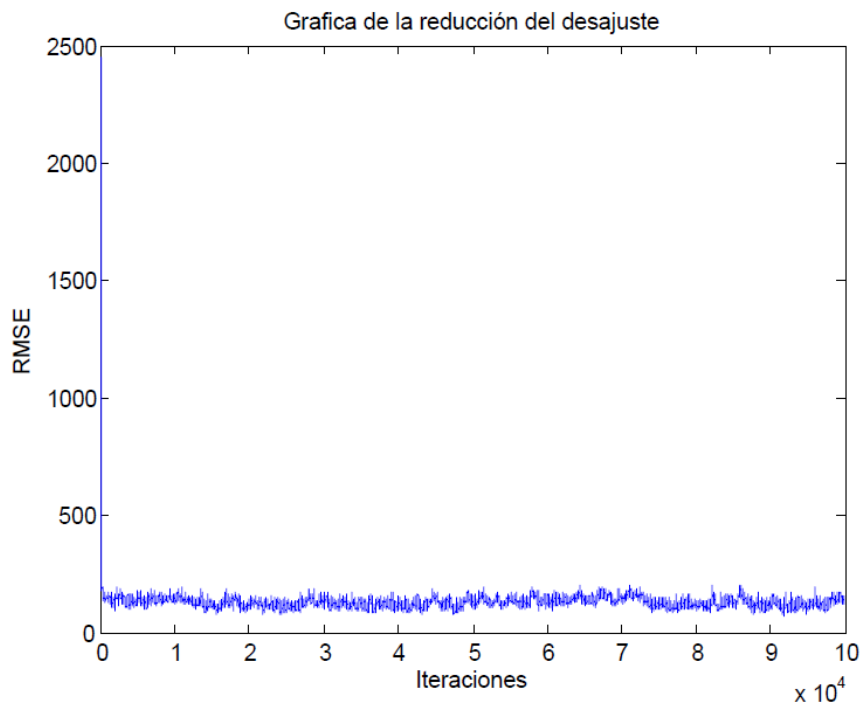


Figura 5.29. Curva de reducción del desajuste de modelos aceptados.

La figura 5.29 muestra la curva de reducción del desajuste con un sigma de 0,002, la cual de 100.000 de iteraciones solo se aceptaron 44.696 modelos, mientras que el resto, que corresponde a 55.305 de los modelos rechazados; por otra parte, se seleccionó la cantidad de modelos que se tomaran en cuenta para el modelo final, dentro de un rango de frecuencia de 75 a 100 nT, a los que se le aplicara los parámetros estadísticos y siempre después del Burn-in lo que corresponde a un valor de 43.930 modelos que ya habían sido de los aceptados.

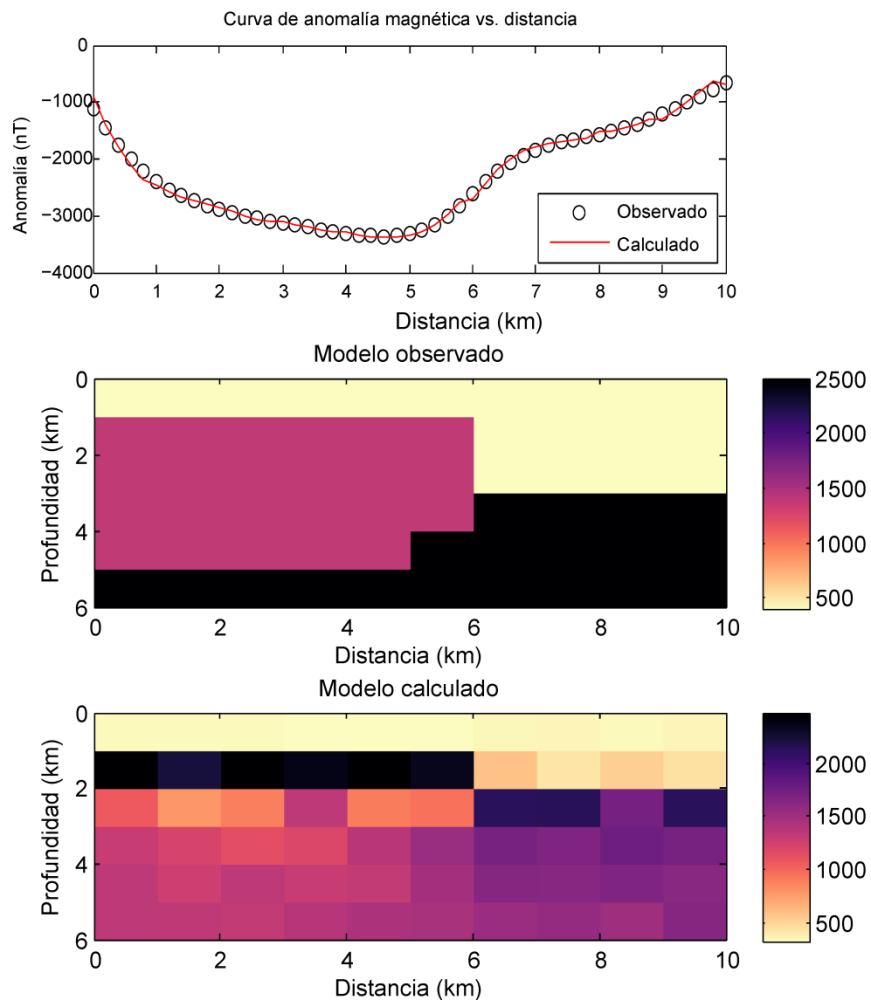


Figura 5.30. Curva de anomalía magnética y modelo del subsuelo generado.

La figura 5.30 muestra la curva de anomalía magnética observada y calculada, la cual dio en un rango de entre 500 nT a los -3.500 nT. Se presenta una anomalía negativa en toda su extensión de longitud pero se observa un gran bloque anómalo entre los 0 a 6 km aproximadamente. En este caso se planteó un modelo más complicado donde se pueden observar susceptibilidades mínimas de 400, típico de rocas tipo areniscas, valores intermedios de 1.400 típico de rocas tipo esquisto y máximas de 2.500 típico de rocas graníticas, con una configuración igual a la del modelo anterior localizado a latitud 0° y longitud 0° ; por otra parte, vemos como el modelo calculado pudo reflejar la capa sedimentaria y la de arenisca que se encontraban a menor profundidad que la

capa granítica, pero podemos observar el contacto que podemos ver en el modelo observado entre la roca granítica y esquisto.

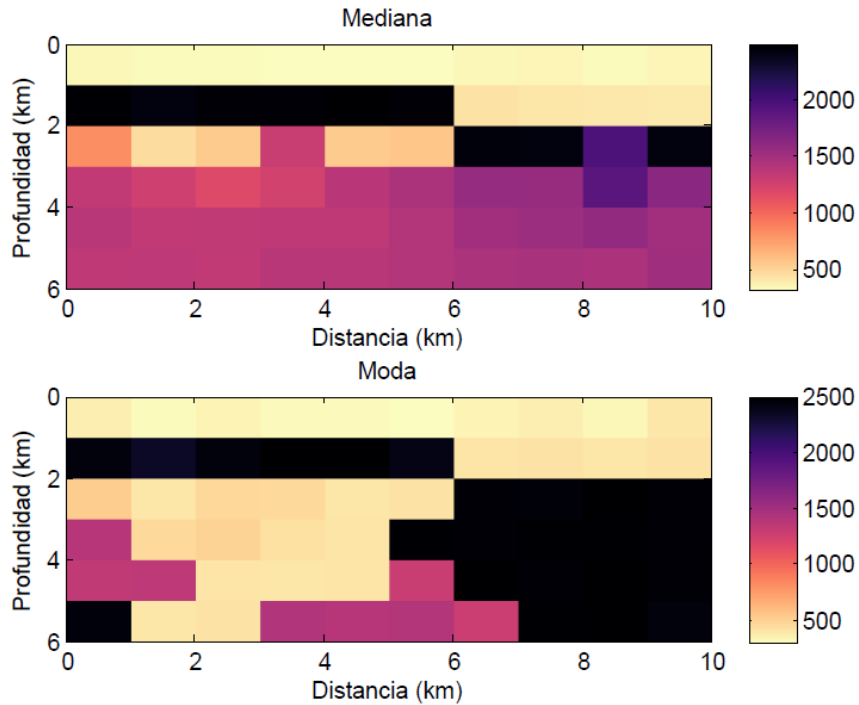


Figura 5.31. Modelo de parámetros estadísticos Mediana y Moda.

La figura 5.31 muestra dos parámetros estadístico que son la mediana y la moda del modelo de prismas; para la mediana muestra una solución más clara del modelo calculado pero no era lo esperado según el modelo propuesto, en cambio la moda a pesar de no tener semejanza alguna muestra con mayor claridad el contacto entre las rocas.

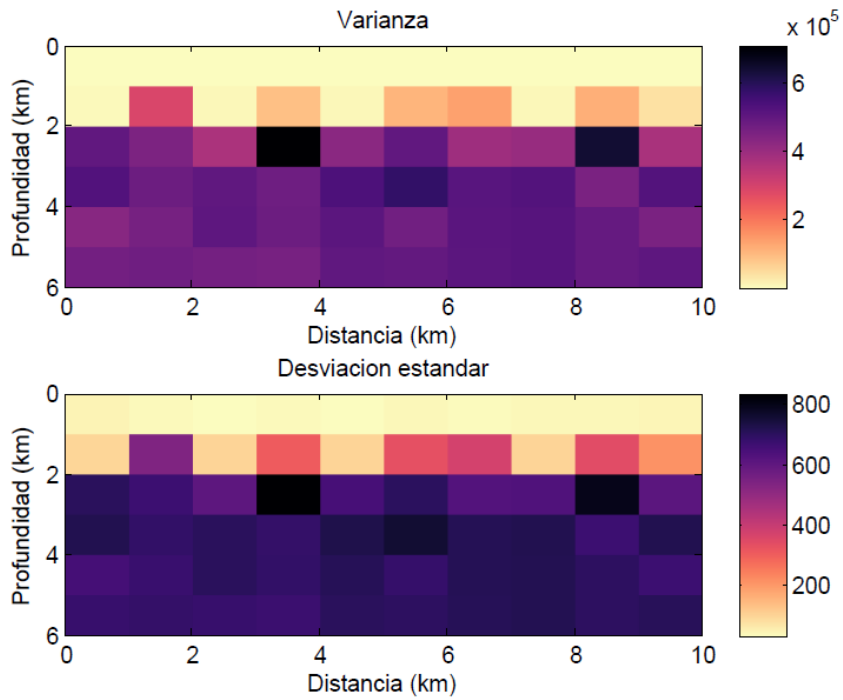


Figura 5.32. Modelo de parámetros estadísticos Varianza y Desviación estándar.

La figura 5.32 muestra la varianza y la desviación estándar de como varió el modelo o los valores que lo perturbaron en todas las iteraciones aceptadas, muestran una gran dispersión de los datos por lo que podemos decir que las capas superiores y de baja susceptibilidad son fáciles de ver, mientras que las capas inferiores o de mayor profundidad y con alta susceptibilidad necesitan de un mayor cantidad de iteraciones por lo que son más complicados de resolver.

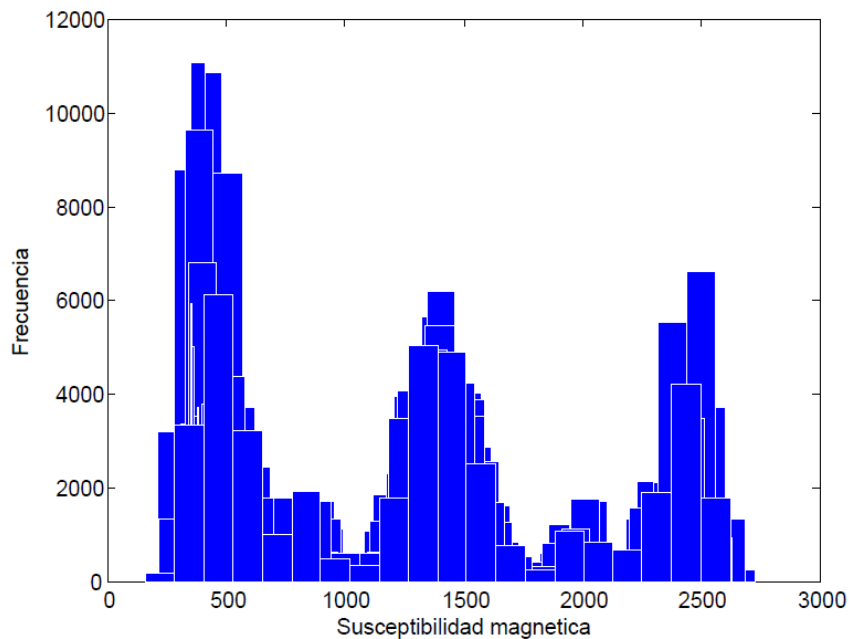


Figura 5.33. Histograma de frecuencia para valores de prismas seleccionados aleatoriamente.

La figura 5.33 muestra el histograma de frecuencia de valores correspondiente a una distribución trimodal, por lo que podemos decir que el modelo tiene una tendencia de perturbación esperada a los valores que tiene el modelo observado que rondan los 400, 1.400 y 2.500 de susceptibilidad con mayor probabilidad de aparecer; aunque podemos observar como los valores intermedios y altos tuvieron una menor frecuencia de perturbar el modelo, lo que podemos ver es que a pesar de que el modelo tiene una menor área de valores mínimos fueron lo que tuvieron mayor frecuencia en aparecer.

5.2. INVERSIÓN CON DATOS REALES

A continuación se mostraran los resultados de la inversión realizada a los datos adquiridos en campo que para la fecha de adquisición se obtuvo una inducción magnética de 33.091,4 nT mientras que el ángulo de inclinación fue de 34,28°, esto según el modelo IGRF2015 establecido por la NOAA.

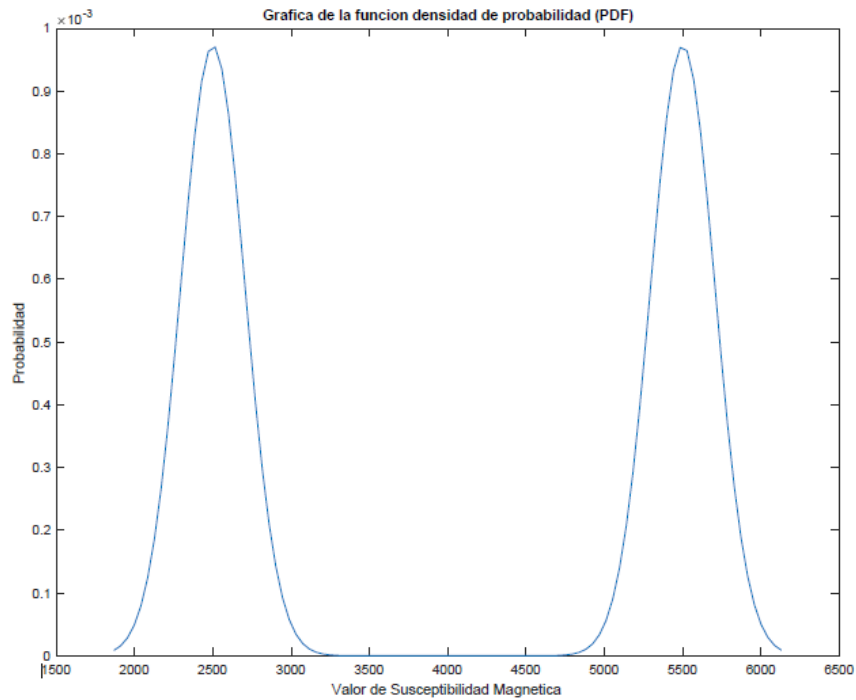


Figura 5.34. Función densidad de probabilidad.

La figura 5.34 muestra la función densidad de probabilidad (PDF) del tipo bimodal centrada en los valores 2.500 y 5.500 de susceptibilidad y con una desviación estándar de 500 de susceptibilidad, mostrando igual de posibilidades en salir valores mínimos y máximos pero con mayor frecuencia que valores intermedios; esto garantiza que la mayor probabilidad de perturbar el modelo de prismas este en los rangos de valores esperados para la litología presente en el modelo observado, y reduzca la frecuencia de cualquier otro valor que no esté reflejado en el mismo, aunque esto no descarta valores inferiores o superiores a los mínimos y máximos establecidos, ni tampoco los intermedios.

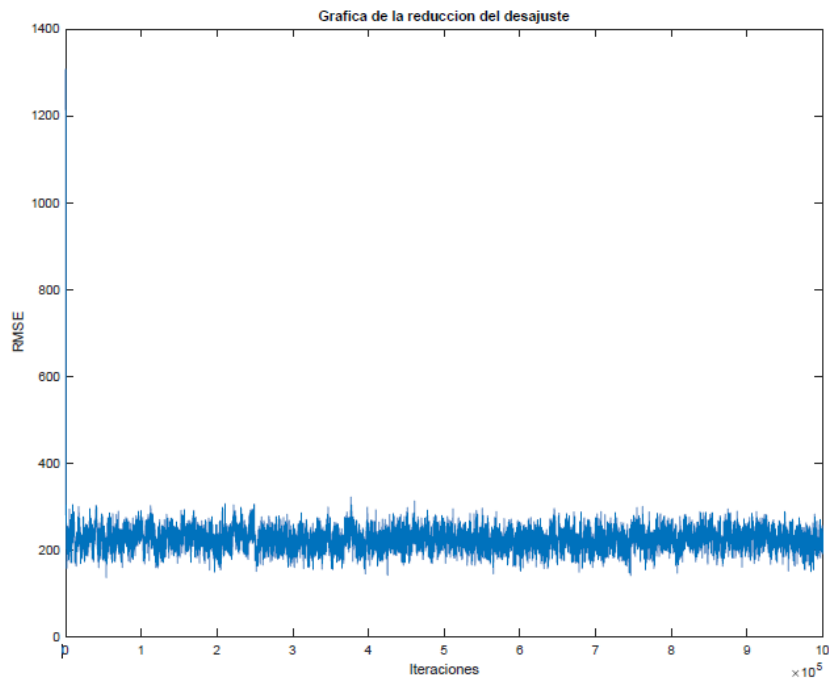


Figura 5.35. Curva de reducción del desajuste de modelos aceptados.

La figura 5.35 muestra la curva de reducción del desajuste con un sigma de 0,005, la cual de 1.000.000 de iteraciones solo se aceptaron el 40% aproximadamente, mientras que el resto de los modelos fueron rechazados; por otra parte, se seleccionó la cantidad de modelos que se tomaran en cuenta para el modelo final, dentro de un rango de frecuencia de 150 y 300 nT, a los que se le aplicara los parámetros estadísticos y siempre después del Burn-in lo que corresponde a un valor de 90% de los modelos que habían sido aceptados.

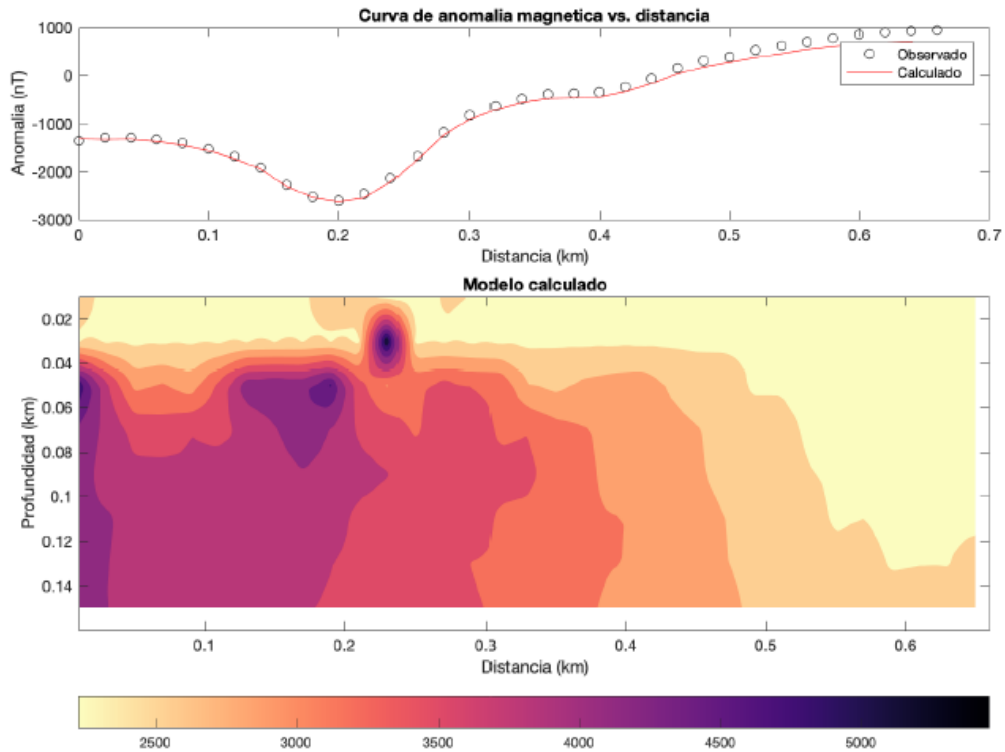


Figura 5.36. Curva de anomalía magnética y modelo del subsuelo generado.

La figura 5.36 muestra la curva de anomalía magnética observada y calculada, la cual dio en un rango de entre 1.000 nT a los -2.800 nT, producto de un cuerpo muy grande, con relación a la longitud del perfil, además de ser altamente magnético y estar muy cerca de la superficie. La principal anomalía negativa se observa de entre los 0 a 0,4 km de distancia asociado a las rocas metaígneas y desde los 0,4 hasta los 0,66 km se muestra una anomalía más positiva asociado a rocas metasedimentarias, presentes en el Complejo San Julián. El modelo del subsuelo generado del perfil con una orientación NW – SE, se pueden observar susceptibilidades mínimas de 2.000 y máximas de 6.000, con una inducción magnética de 33.091,4 nT e inclinación de 34,28° para el 10/11/2014, esto localizado a latitud 10,55°N y longitud 66,96°W; comenzando desde el noroeste hasta unos 0,4 km de distancia y con profundidades de entre 0,02 km a 0,15 km, podemos decir que los valores de susceptibilidad rondan entre los 3.000 a 6.000, con presencia de tres cuerpos anómalos, que corresponden a

rocas metaígneas como la metatonalita, metagranodiorita, entre otras; después de los 0,4 km hasta los 0,66 km podemos decir que los valores de susceptibilidad rondan entre los 2.000 y 3.000 correspondiente a rocas metamórficas como el esquisto y el gneiss, típicas litologías presentes en el Complejo San Julián.

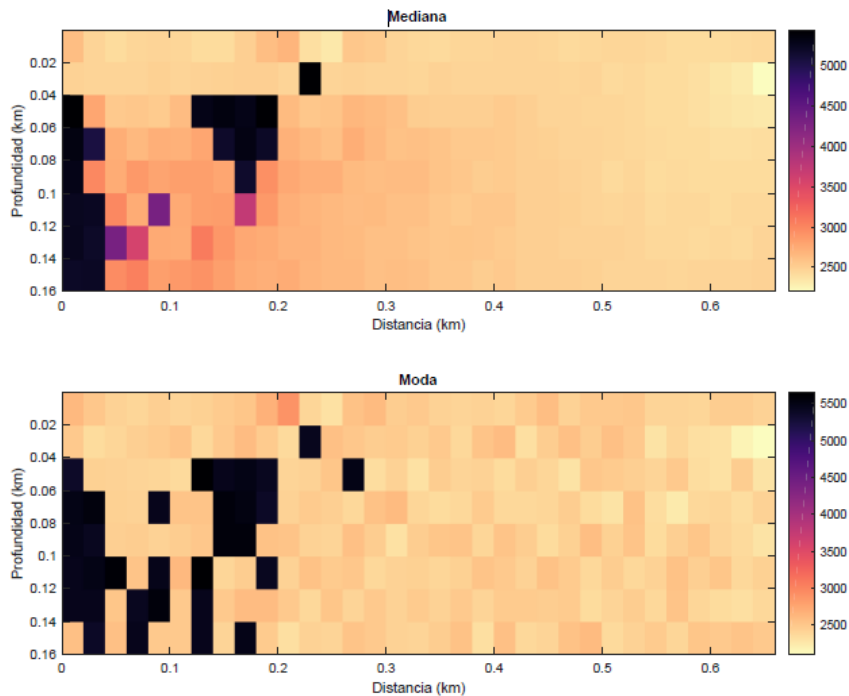


Figura 5.37. Modelo de parámetros estadísticos Mediana y Moda.

La figura 5.37 muestra dos parámetros estadístico que son la mediana y la moda del modelo de prismas, este presenta valores máximos de más de 5.500 de susceptibilidad, hacia el noroeste del modelo desde los 20 m hasta los 160 m de profundidad, representando, a lo largo de todos los modelos aceptados, una tendencia a tres cuerpos de mayor susceptibilidad en esta zona lo que concuerda con el modelo final del subsuelo en las zonas con mayor susceptibilidad y muestra con mayor claridad la posible ubicación de rocas metaígneas en el subsuelo.

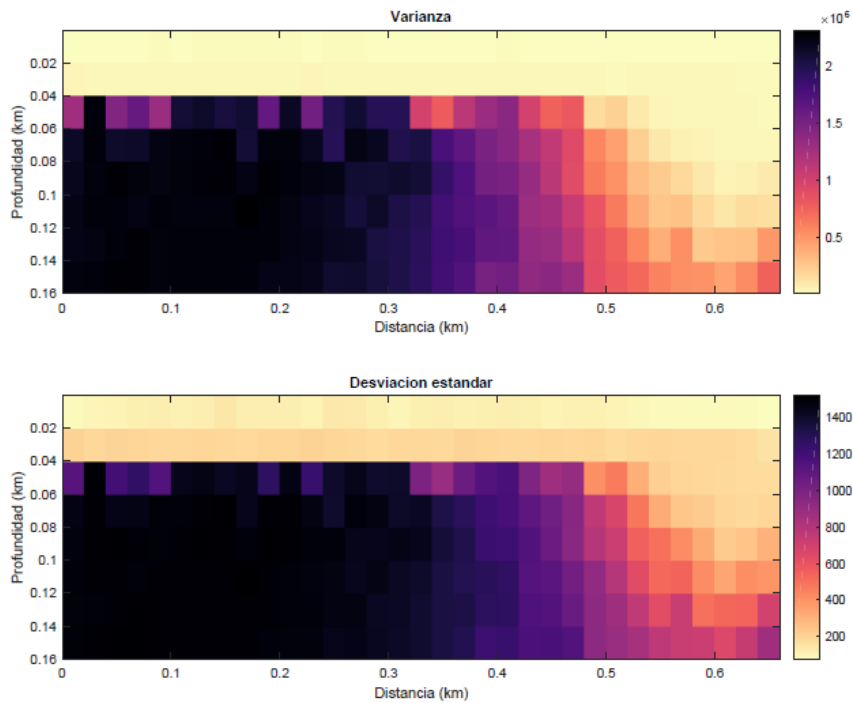


Figura 5.38. Modelo de parámetros estadísticos Varianza y Desviación estándar.

La figura 5.38 muestra la varianza y la desviación estándar de como varió el modelo o los valores que lo perturbaron en todas las iteraciones aceptadas, dando los valores altos en el noroeste del perfil y a una profundidad de entre 40 m a 160 m, lo que corresponde a los cuerpos o zonas con mayor susceptibilidad magnética, por lo tanto podemos decir que los valores bajos como el de los sedimentos son fáciles de modelar, mientras que los valores altos son más complicados.

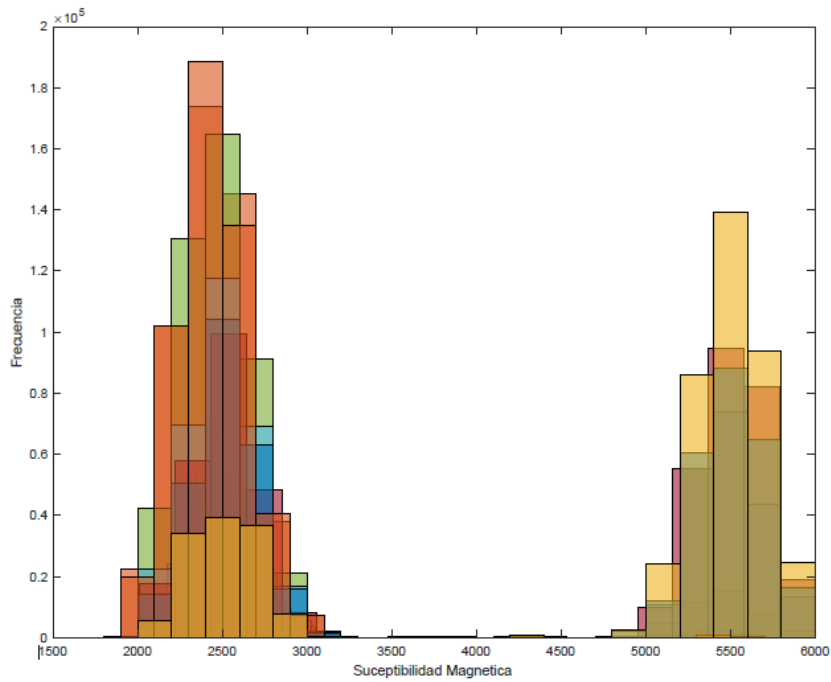


Figura 5.39. Histograma de frecuencia para valores de prismas seleccionados aleatoriamente.

La figura 5.39 muestra el histograma de frecuencia de valores de acuerdo a los prismas seleccionados aleatoriamente en este caso se seleccionaron más de 10 prismas que al recopilar la frecuencia de los valores de susceptibilidad magnética corresponde a una distribución bimodal, además podemos decir que no se encontraron anomalías con valores intermedios, por lo que el modelo detecta dos valores de susceptibilidad con mayor probabilidad, por lo que el modelo tiende a tener una mayor área de susceptibilidades en ese rango de valores.

CAPÍTULO VI

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Con el desarrollo de este algoritmo y las distintas pruebas realizadas se llega a las siguientes conclusiones:

La selección de celdas aleatorias muestra ser un esquema sencillo pero eficiente el cual da como resultado modelos bastantes precisos, la varianza entre los modelos repetidos será mínima por lo que no afectara las zonas de gran interés, siempre y cuando se mantengan los mismos datos de entrada.

Los valores de susceptibilidad mínimos y máximos dependerán del porcentaje de magnetita o de minerales ferromagnéticos presentes en las rocas; se recomienda que al no conocer el porcentaje de magnetita en la roca se haga pruebas con los rangos máximos de susceptibilidad y de acuerdo a los resultados de los histogramas de frecuencia se valla ajustando a los rangos donde aparezca mayor frecuencia para así obtener modelos más detallados.

Al utilizar una PDF Multimodal se recomienda que los valores centrales no correspondan a los valores mínimos y máximos, ya que esto hace que disminuya la frecuencia de error y provoca que el código descarte posibles modelos.

La variable sigma correspondiente al cálculo de la verosimilitud controla la cantidad de modelos que se aceptaran así como la frecuencia del error en la curva de reducción del desajuste, mientras más alto sea el valor del sigma más modelos se aceptaran y el error aumentara, en caso contrario si se utiliza un sigma pequeño descartara más modelos de lo deseado y hará que la cadena de Markov no se cumpla.

La distribución multimodal demostró ser más eficiente al momento de realizar las perturbaciones al necesitar de una menor cantidad de iteraciones para obtener una

respuesta mejor o similar que las otras distribuciones propuestas.; de igual manera todas las distribuciones funcionan de manera correcta para realizar la perturbación al modelo de prismas.

La cantidad de iteraciones mínima dependerá de la resolución del modelo, es decir un modelo con mayor cantidad de prismas se considera de alta resolución por lo que necesitan de una gran cantidad de iteraciones y a su vez de un mayor poder computacional, con el fin de asegurar, que por lo menos una vez se halla perturbado cada prisma.

La metodología de Monte Carlo aplicando la cadena de Markov muestra ser bastante eficiente, ya que acepta una gran cantidad de modelos posibles como no posibles; pero nunca se sabe si se ha probado un número suficiente de modelos. Siempre será posible que existan modelos aceptables que no se asemejen a los modelos satisfactorios que se habían obtenido; por lo tanto, la tierra real puede estar fuera de los límites de "no singularidad" estimados.

A pesar de que los modelos son consistentes a lo observado, se recomienda que para obtener modelos del subsuelo más robustos y con mayor confianza en la interpretación se complemente con algún otro método geofísico.

Se espera que el código sea de licencia libre, permitiendo así su uso en diferentes ámbitos profesionales y universitarios, además de la posibilidad de modificaciones y mejoras del algoritmo con la implementación de modelos fractales.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aguerrevere S., E. y Zuloaga, G. (1937). Observaciones geológicas de la parte central de la Cordillera de la Costa, Venezuela. Bol. Geol. y Min. Caracas, Venezuela. 1(2 – 4):8 - 24.
- Aguerrevere S., E. y Zuloaga, G. (1938). Nomenclatura de las formaciones de la parte central de la Cordillera de la Costa, Bol. Geol. y Min. Caracas, Venezuela. 2(2 – 4):281 - 284.
- Agurto S., Cristobal E. (2014). Inversión Sísmica de amplitud para la caracterización de reservorios, Bloque Arenal, Isla Tierra del Fuego - Región de Magallanes, Chile. Tesis de pregrado. Universidad de Concepción. Santiago de Chile. 166 pp.
- Azpuruá, Marco. (2012). Estimación de la incertidumbre en la mediación de la homogeneidad espacial del campo magnético en sistemas de generación de campo magnetostático utilizando el método de Monte Carlo. Paper de conferencia. 5° congreso iberoamericano de estudiantes de ingeniería eléctrica. Mérida, Venezuela.
- Barroso V., Suhail G.; Landaeta M., Matilde D. (2013). Caracterización geológica – geotécnica de una zona de Caracas comprendida entre Terrazas de Las Acacias/Colinas de Santa Mónica y Colinas de Bello Monte/Lomas del Mirador pertenecientes a las Hojas G-44 y G-45 respectivamente. Trabajo Especial de Grado. Universidad Central de Venezuela. Caracas. 163 pp.
- Blakely, R. (1995). Potential Theory in Gravity and Magnetic applications. Cambridge University Press. 435 pp.

- Bellizzia, A. y Rodríguez D., G. (1968). Consideraciones sobre la estratigrafía de los estados Lara, Yaracuy, Cojedes y Carabobo. Bol. Geol. Caracas, Venezuela. 9(18):515 - 563.
- Bellizzia, A.; Pimentel, N. y Bajo, R. (1976). Mapa geológico estructural de Venezuela. Ediciones Foninves, Caracas, Escala 1:500.000.
- Bosch, Miguel. (2006). Geoestadística e inversión. Guía teórica. Universidad Central de Venezuela. Caracas. 116 pp.
- Bosch, Miguel. (2003). Inferencia estadística de porosidad e impedancia a partir de ondas sísmicas vía métodos de Monte Carlo. Trabajo de ascenso. Universidad Central de Venezuela. Caracas. 68 pp.
- Bosch, Miguel; Meza, Ronny; Jiménez, Rosa y Höning. C. (2005). Geostatistical inversion of gravity and magnetic data in 3D. Journal of Geophysical Research. Conference: SEG/Houston 2005 Annual Meeting, At Houston, Texas, SEG-2005-0655.
- Bosch, Miguel; Cara, Luis y Navarro, Alonso. (2006). Joint estimation of reservoir and elastic parameters from seismic amplitudes using a Monte Carlo method. SEG/New Orleans 2006 Annual Meeting. pp. 2027 – 2031.
- Bosch, Miguel; Cara, Luis; Rodrigues, Juan; Navarro, Alonso y Díaz, Manuel. (2007). A Monte Carlo approach to the joint estimation of reservoir and elastic parameters from seismic amplitudes. Geophysics. 72(6).

- Bosch, Miguel; Carvajal, Carla; Rodrigues, Juan; Torres, Astrid; Aldana, Milagrosa y Sierra, Jesús. (2009). Petrophysical seismic inversion conditioned to well-log data: Methods and application to a gas reservoir. *Geophysics*. 74(2):1–15.
- Cara, Luis. y Bosch, Miguel. (2007). Inversión de amplitudes sísmicas a offset variable mediante técnicas de Monte Carlo. *Revista de la Facultad de Ingeniería de la U.C.V. Caracas, Venezuela*. 22(4):69-75.
- Campos B., Juan P. (2016). Desarrollo de un software para la generación de modelos del subsuelo por inversión estocástica de datos gravimétricos. Trabajo Especial de Grado. Universidad Simón Bolívar. Miranda, Venezuela. 71 pp.
- Cano P., Víctor H. y Melo G., Luis E. (2001). Reconocimiento geológico entre las cuencas de Quebrada Seca y río Care, Estado Vargas. Trabajo Especial de Grado. Universidad Central de Venezuela. Caracas. 155 pp.
- Cantisano, M. (1989). Estudio geológico y geotécnico de la cuenca de la quebrada Mamera, Distrito Federal. Mem. VII Congr. Geol. Venezolano, Barquisimeto, 4(1):1047 - 1069.
- Castillo, A. y Suárez N., J. C. (2001). Reconocimiento geológico de la región Anare – Osma, vertiente Norte del macizo del Ávila. Estado Vargas. UCV-G.
- Dengo, G. (1951). Geología de la región de Caracas. *Bol. Geol., Caracas, Venezuela*. 1(1):39-115.
- Doldán, T. y Félix, R. (2005). La hipótesis fractal como marco para la investigación de los mercados financieros. Aplicación del análisis R/S al caso Español. Universidad de La Coruña. España.

Dubois, J. (1995) *La Dynamique Non Linéaire en Physique du Globe*. Masson. Paris. 265 pp.

Feder, J. (1998). *Fractals*. Plenum Press, New York.

Fowler, A. (1995). Mineral crystallinity in igneous rocks, in: *Fractals in the Earth Sciences*. Plenum Press, New York. pp. 237–249.

García de los Salmones L., F. Urbani y O. Contreras. (1995). Geología de la cuenca del río Tócome, Parque Nacional El Ávila, Caracas, Venezuela. *Bol. Geol., Caracas, Public. esp.* 10, pp. 279-286.

García P., José L. (2009). *Técnicas geodésicas y riesgos naturales*. Trabajo de doctorado. Universidad Complutense de Madrid. Madrid, España. 174 pp.

Gettings, M. E. (1995). Cantor set models of magnetic sources, Abstracts Week B. XXI General Assembly of the International Union of Geodesy and Geophysics, Boulder. Colorado. pp. B193.

Gettings, M. E. (2005). Multifractal magnetic susceptibility distribution models of hydrothermally altered rocks in the Needle Creek Igneous Center of the Absaroka Mountains, Wyoming. *Nonlinear Processes in Geophysics*. 12(1):587–601.

González De Juana, Clemente; Iturralde De Arozena, J. y Picard, X. (1980). *Geología de Venezuela y de sus Cuencas Petrolíferas*. Caracas, Ed. Foninves, 2 tomos. 1021 pp.

Hackley, P.; Urbani, F.; Karlsen, A. y Garrity, C. (2006). *Mapa Geológico de Venezuela*. Escala 1:750.000. Washington D.C.: U.S. Geological Survey.

Hlebszevitsch, Julio C.; Sabate, Alberto M.; Moirano, Juan F.; Zanca, Gabriela; Stein, Julián E.; Gardini, Marco P.; Liberman, Alejandro. (2018). Inversión geoestadística para el desarrollo de reservorios convencionales y tight oil en el yacimiento aguada del chivato, Cuenca Neuquina, Argentina. Instituto Argentino del Petróleo y el Gas. Congreso de Exploración y Desarrollo de Hidrocarburos. Argentina.

Instituto Geofísico de Catalunya. (2012). Métodos geofísicos. http://www.igc.cat/web/es/geofisica_metodn.html. Consultado el 27/9/2017.

Laboratorio abierto de física. (2019). El campo geomagnético. physicsopenlab.org/2019/06/10/il-campo-geomagnetico/. Consultado el 13/8/2019.

Landau, D.P. y Binder, K. (2000). A guide to Monte-Carlo Simulations in Statistical Physics. Cambridge University Press. Cambridge.

Martin, S. (2015). Simulación de Monte Carlo. <http://www.expansion.com/diccionario-economico/simulacion-de-monte-carlo.html>. Consultado el 6/3/2017.

Mata, M.; Macassi, S. (1997). Cómo elaborar muestras para los sondeos de audiencias. Cuadernos de investigación N° 5. Quito.

McGrory, Robert. (2016). What is stochastic seismic inversión?. <http://www.quora.com/What-is-stochastic-seismic-inversion>. Consultado el 15/3/2019.

- Mederos G., Renier. 2015. Geología de la región palmichal tinaco estados Yaracuy y Cojedes, Venezuela. Tesis Especial de Grado. Universidad Central de Venezuela. Caracas. 200 pp.
- Meju, A. (1994). Geophysical data analysis: understanding inverse problem theory and practice. Courses Notes Series, vol. 6. S. N. Domenico (Editor). Society of Exploration Geophysicists, EE.UU.
- Méndez, J. y E. Navarro. (1987). Caracterización geoquímica de las metalavas de la Formación Tacagua. 1ras. Jornadas de Investigación en Ingeniería, U.C.V, Facultad de Ingeniería, Caracas, Memorias, pp. 44-47.
- Menéndez, A. (1966). Tectónica de la parte central de las Montañas Occidentales del Caribe, Venezuela. Bol. Geol., Caracas, Venezuela. 8(15):116-139.
- Merchan E., Johnny E. (2007). Inversión geoestadística de datos gravimétricos y magnéticos en tres dimensiones de la región noroccidental de Venezuela. Trabajo Especial de Grado. Universidad Central de Venezuela. Caracas. 171 pp.
- Metropolis, N.; Rosenbluth, A.W.; Rosenbluth, M.N.; Teller, A.H.; Teller, E. (1953). Equations of State Calculations by Fast Computing Machines. Journal of Chemical Physics, 21(6):1087–1092.
- Moncayo, Edward. (2010). Inversión sísmica mediante un algoritmo genético. Tesis de Maestría. Universidad Nacional de Colombia. Bogotá. 119 pp.
- Mosegaard K. y Sambridge M. (2002). Monte Carlo methods in geophysical inverse problems. Rev. Geophys, 40(3):1009.

- Mosegaard K. y Tarantola A. (1995). Monte Carlo sampling of solutions to inverse problems. *Journal of Geophysical Research*, 100(B7):12431-12447.
- Navarro, E.; Ostos, M. y Yoris, F. (1988). Revisión y redefinición de unidades litoestratigráficas y síntesis de un modelo tectónico para la evolución de la parte Norte - Central de Venezuela durante el Jurásico Medio - Paleógeno. *Acta Científica Venezolana*. 39(1):427-436.
- Newman, M.E.J. y Barkema, G.T. (1999). *Monte Carlo Methods in Statistical Physics*. Clarendon Press-Oxford. England.
- Ostos, M. (1981). Geología de una zona ubicada entre la autopista Caracas - La Guaira y el estribo Galindo, Parque Nacional El Ávila, D.F. U.C.V, Escuela de Geología, Trabajo de ascenso, 279 pp.
- Ostos, M. (1990). Evolución tectónica del margen Sur-Central del caribe basado en datos geoquímicos. *Geos, Caracas, Venezuela*. 30(1):1-294.
- Palacio, C. (2015). Método de Montecarlo. https://www.uam.es/personal_pdi/ciencias/carlosp/html/pid/montecarlo.html. Consultado el 10/1/2017.
- Pendrel, J. (2001). Seismic Inversion-The best Tool for Reservoir Characterization. *Canadian Society of Exploration Geophysics Recorder*, 26(1):18-24.
- Pérez L., Raúl. (2003). sobre la teoría del caos aplicada en sismotectónica: geometría fractal de fallas y terremotos. Tesis de Doctorado. Universidad Complutense de Madrid. Madrid, España. 398 pp.

- Preziosi, L.; Teppati, G. y Bellomo, N. (1992). Modeling and solution of stochastic inverse problems in mathematical physics. *Math. Comput. Modelling*, 16(5):37-51.
- Ramírez G., Enmanuel. (2010). Simulación de la cuantización vectorial en un sistema de comunicaciones. Tesis de pregrado. Universidad Nacional Autónoma de México. México, D.F. 92 pp.
- Restrepo P., Elisabeth (2010). Simulación Monte Carlo de propiedades magnéticas y de transporte en sistemas de superredes del tipo (FM/AFM)_n. Tesis doctoral. Universidad Nacional de Colombia.
- Salazar E., Christian D. (2010). Estudio Monte Carlo de propiedades magnéticas y de magneto-transporte de nanotubos ferromagnéticos. Tesis de doctorado. Universidad Nacional de Colombia.
- Shamsipour, P. (2011). 3D stochastic inversion and joint inversion of potential fields for multi scale parameters. Tesis de doctorado. Universidad de Montreal, Canadá.
- Shamsipour P., Chouteau M. y Marcotte D. (2011). 3D stochastic inversion of magnetic data. *ELSEVIER*, 73(1):336-347.
- Singer P., A. (1977a) Tectónica reciente, morfogénesis sísmica y riesgo geológico en el graben de Caracas, Venezuela. Seminario Riesgo Geológico, Caracas, Julio 1977, O.E.A.-FUNVISIS-U.C.V. (Preprint, 41 pp.)
- Sosa, A. (2014). Introducción a la Teoría de Problemas Inversos en Geofísica. http://matematicas.univalle.edu.co/secciones/archivos/foro/2014/Foro_Sosa_Jun11_2014.pdf. Consultado el 10/4/2017.

- Talukdar, S. y Loureiro, D. (1982). Geología de una zona ubicada en el segmento norcentral de la Cordillera de la Costa, Venezuela: metamorfismo y deformación. Evolución del margen septentrional de Suramérica en el marco de la tectónica de placas. *Geos*, UCV. Caracas, Venezuela. 27(1):15-76.
- Telford, W. M.; Geldart, L. P. y Sheriff, R. E. (1990). *Applied Geophysics*, 2nd ed. Cambridge. England: Cambridge University Press. 760 pp.
- Turcotte, D. L. (1992). *Fractals and chaos in geology and geophysics*. Cambridge University Press. 208 pp.
- Turcotte, D.; Huang, J. (1995). Fractal distributions in geology, scale invariance, and deterministic chaos, in: *Fractals in the Earth Sciences*. Plenum Press, New York. pp. 1–38.
- Urbani, F. y Ostos, M. (1989). El Complejo Ávila, Cordillera de la Costa. *Geos*, U.C.V, Caracas, Venezuela. 29(1):205-217.
- Urbani, F.; Yoris, F.; Szczerban, E.; Renz, O. y Jung, P. (1989). Una localidad fosilífera en la fase Tacagua, Cordillera de la Costa. *Geos*, U.C.V. Caracas, Venezuela. 29(1):274-275.
- Urbani, Franco. (2000). Revisión de las unidades de rocas ígneas y metamórficas de la Cordillera de la Costa, Venezuela. *Geos*, U.C.V. Caracas, Venezuela. 33(1):1-170.
- Urbani, Franco. (2002a). Geología del área de la autopista y carretera vieja Caracas - La Guaira, Distrito Capital y estado Vargas. Guía de excursión. *Geos*, U.C.V, Caracas, Venezuela. 35(1):27-41 (texto completo en CD).

- Urbani, Franco. (2002b). El Río Miguelena de Camurí Grande, estado Vargas: Una ventana a la geología de la Cordillera de la Costa. Guía de excursión. Ediciones de la Sociedad Venezolana Geólogos, Guía de Excursiones Geológicas, 35(2):1-62
- Urbani, F. y Rodríguez, J. A. (2004). Atlas geológico de la Cordillera de la Costa. Ediciones Fundación Geos y FUNVISIS, 146 pp.
- Urbani, F. (2014). Geología de la región septentrional de los estados Lara y Yaracuy. Ediciones electrónicas Academia Nacional de la Ingeniería y el Hábitat, Caracas.
http://www.acading.org.ve/info/comunicacion/criterioopinion/sillon_XXVI/Urbani-2014-Norte-Lara-Yaracuy-v2.pdf. Consultado el 11/9/2019.
- Wehrmann, M. (1972). Geología de la región de Caracas - Colonia Tovar. Bol. Geol., Caracas. Public. esp. 5. 4(1):2093 - 2121.

APÉNDICE

A.1. Código principal

```
%% METODO INDIRECTO - PERTURBACION ALEATORIA PRISMA X PRISMA
%% CONFIGURACION INICIAL Y CARGA DE DATOS
tic,
clear all;
clc;
close all;
format long g
[arch,loc]=uigetfile('*.txt'); %Busca string con nombre de archivo y
direccion de carpeta
Datos=load([loc arch]); %Busca los datos de anomalia adquirido en campo
%% TITULO DEL CODIGO
disp('%%=====%%')
disp('%          GENERADOR DE MODELOS DEL SUBSUELO          %')
disp('%          CON DATOS MAGNETICOS          %')
disp('%%=====%%')
%% DATOS DE ENTRADA
% Obligatorio
Xref=2.5e3;      % Susceptibilidad magnetica de referencia
Xmin=2e3;       % Susceptibilidad magnetica minima aceptada
Xmax=6e3;       % Susceptibilidad magnetica maxima aceptada
Fe=33091.4;     % Induccion magnetica
I=34.28;        % Inclination magnetica en grados
Iter=100;       % Numero de iteraciones a realizar
diste=0.02;     % Distancia en km entre estaciones de adquisicion de datos
Sigma=0.005;    % Varianza para el calculo de la verosimilitud
% Opcionales
Vper=1e1;       % Desviacion estadar para la PDF de perturbacion (SOLO
MODIFICAR CUANDO SE VA USAR DISTRIBUCION UNI. Y MULTIMODAL)
Npp=1;          % Numero de prismas a perturbar por cada iteracion
ETHA=90;        % Angulo en grados del dipolo (angulo formado entre la
horizontal y el lateral izquierdo del prisma)
% TAMAÑO DEL PRISMA
dx=0.02;        % Tama?o de la celda en X en km
dz=0.02;        % Tama?o de la celda en Z en km
%% LONGITUDES DEL MODELO
%Longitud del tendido
lh=diste*(size(Datos,1)-1);
fprintf('Longitud del perfil = %.3f', (lh));
disp(' km')
plh=round(lh/dx);
fprintf('Cantidad de prismas horizontalmente = %.0f',plh);
disp(' ')
%Profundidad del tendido
tr=input('0 para introducir la profundidad o 1 para que se estime la
profundidad = ');
if tr==1
    pr=(lh)/4;
```

```

    plz=round(pr/dz);
    lz=plz*dz;
    fprintf('Profundidad explorada = %.3f',lz);
    disp(' km')
    fprintf('Cantidad de prismas verticalmente = %.0f',plz);
    disp(' ')
else
    lz=input('Introduzca la profundidad que desea modelar = ');
    plz=round(lz/dz);
    fprintf('Cantidad de prismas verticalmente = %.0f',plz);
    disp(' ')
end
%% PUNTOS DE OBSERVACION
POBS=(0:diste:(lh))+0.0001; % Puntos de observacion
%% COORDENADAS DE UBICACION MINIMAS Y MAXIMAS DE LOS PRISMAS
xmin=1;
xmax=plh;
zmin=1;
zmax=plz;
%% COORDENADAS DEL CENTRO DEL PRISMA
Cx=(dx*0.5):dx:lh-(dx*0.5);
Cz=(dz*0.5):dz:lz-(dz*0.5);
[CX,CZ]=meshgrid(Cx,Cz);
%% MODELO INICIAL
% Convierte todas las celdas a la susceptibilidad magnetica de referencia
ModeloI=zeros(size(CX,1),size(CZ,2)); % Matriz del modelo inicial
for g=1:size(CX,1)
    for h=1:size(CZ,2)
        ModeloI(g,h)=Xref;
    end
end
Modelo=ModeloI;
%% INICIALIZAR VARIABLES
Pto=size(Datos,1); % Puntos de observacion por
cada prisma en la horizontal superior
RADIO1=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2)); % Matriz que guarda los radios
de los nodos del prisma
RADIO2=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2));
RADIO3=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2));
RADIO4=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2));
THETA1=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2)); % Matriz que guarda los
angulos de los nodos del prisma
THETA2=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2));
THETA3=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2));
THETA4=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2));
ModeloX=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2)); % Matriz de coordenadas X
ModeloZ=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2)); % Matriz de coordenadas Z
ModeloT=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2),1); % Matriz del total de
modelos iterados
ModeloA=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2),1); % Matriz del total de
modelos aceptados
ModeloR=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2),1); % Matriz del total de
modelos rechazados

```

```

AnomaliaMC=zeros(Pto,1); % Matriz de anomalias de modelos calculados
AnomaliaMCA=zeros(Pto,1); % Matriz de anomalias de modelos calculados
aceptados
RMSE=zeros(Iter+1,1); % Matriz que guarda el error
de la raiz cuadratica media
RMSEA=zeros(1,1); % Matriz que guarda el error
de la raiz cuadratica media de los modelos aceptados
Vp=zeros(Npp,1); % Vector que guarda el valor
perturbado
S=zeros(1,Iter); % Matrices que guarda
variables de Monte Carlo
L=zeros(1,Iter);
P=zeros(1,Iter);
Prom=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2)); % Matriz que contiene el promedio
de los modelos aceptados
Prom2=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2));
Var=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2)); % Matriz que contiene la varianza
de los modelos aceptados
Var2=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2));
SD=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2)); % Matriz que contiene la desviacion
estandar de los modelos aceptados
SD2=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2));
Mediana=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2)); % Matriz que contiene la
mediana de los modelos aceptados
Moda=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2)); % Matriz que contiene la moda de
los modelos aceptados
GH=zeros(1,1);
%% GENERAR MATRICES CON LAS COORDENADAS DE LOS PRISMAS
% Generador de coordenadas X
for i=1:size(Modelo,1)
    for j=1:size(Modelo,2)
        ModeloX(i,j)=(j)*dx;
    end
end
clear i j
% Generador de coordenadas Z
for i=1:size(Modelo,1)
    for j=1:size(Modelo,2)
        ModeloZ(i,j)=(i)*dz;
    end
end
clear i j

%% CALCULO DE LA ANOMALIA MAGNETICA AL MODELO DE PRISMAS
% Variables constantes
a=1;
b=-1;
N=1;
% Funcion que calculo los radios del modelo de prismas
for k=1:size(POBS,2)
    RADIO1(:, :, k)=FuncRAD(POBS,CX,CZ,dx,dz,ETHA,k,a,a);
    RADIO3(:, :, k)=FuncRAD(POBS,CX,CZ,dx,dz,ETHA,k,a,b);
end

```

```

        RADIO2(:, :, k)=FuncRAD(POBS,CX,CZ,dx,dz,ETHA,k,b,a);
        RADIO4(:, :, k)=FuncRAD(POBS,CX,CZ,dx,dz,ETHA,k,b,b);
    end
    % Funcion que calcula los angulos del modelo de prismas
    for m=1:size(POBS,2)
        THETA1(:, :, m)=FuncANG(POBS,CX,CZ,dx,dz,ETHA,m,a,a);
        THETA3(:, :, m)=FuncANG(POBS,CX,CZ,dx,dz,ETHA,m,a,b);
        THETA2(:, :, m)=FuncANG(POBS,CX,CZ,dx,dz,ETHA,m,b,a);
        THETA4(:, :, m)=FuncANG(POBS,CX,CZ,dx,dz,ETHA,m,b,b);
    end
    %% PERTURBACION DEL MODELO
    % Inicializar contadores
    Q=1;
    W=1;
    disp('SELECCIONE LA DISTRIBUCION DE LOS VALORES QUE PERTURBARAN EL MODELO DE
    PRISMAS')
    disp('Ingrese 1 para distribucion UNIFORME')
    disp('Ingrese 2 para distribucion UNIMODAL')
    disp('Ingrese 3 para distribucion MULTIMODAL')
    A=input('Ingrese el tipo de distribucion = ');
    if A==1 % Distribucion uniforme
        disp('Generando PDF, por favor espere...')
        figure % Genera la grafica de la PDF uniforme
        xx=randi([Xmin Xmax],100000,1);
        [f,xi]=ksdensity(xx);
        plot(xi,f)
        ylabel('Probabilidad');
        xlabel('Valor de Susceptibilidad Magnetica');
        title('Grafica de la funcion densidad de probabilidad (PDF)');
    elseif A==2
        disp('Generando PDF, por favor espere...')
        Xprom=(Xmin+Xmax)*0.5;
        p=mvnrnd(Xprom,Vper,100000);
        xx=p(:);
        [PDF,xi]=ksdensity(xx);
        PD=fitdist(xx,'kernel');
        figure % Genera la grafica de la PDF unimodal
        plot(xi,PDF)
        ylabel('Probabilidad');
        xlabel('Valor de Susceptibilidad Magnetica');
        title('Grafica de la funcion densidad de probabilidad (PDF)');
    elseif A==3
        v=input('Ingrese el vector con los centros de distribucion (e.g. [a b
        c])= ');
        disp('Generando PDF, por favor espere...')
        mu=v;
        sigma=zeros(1,length(mu));
        for t=1:length(mu)
            sigma(t)=Vper;
        end
        p=mvnrnd(mu,sigma,100000);
        xx=p(:);
        [PDF,xi]=ksdensity(xx);

```

```

PD=fitdist(xx,'kernel');
figure % Genera la grafica de la PDF multimodal
plot(xi,PDF)
ylabel('Probabilidad');
xlabel('Valor de Susceptibilidad Magnetica');
title('Grafica de la funcion densidad de probabilidad (PDF)');
end
disp('Desea que el programa se pause en alguna iteracion para modificar la
desviacion estandar de la varianza?')
kk=input('0 para SI y 1 para NO = ');
if kk==0
    Iter2=input('Numero de iteracion a detenerse para modificar la varianza
= ');
else
    Iter2=0;
end
disp('Comenzando las iteraciones, por favor espere...')
for H=1:Iter+1
    if H<2 % Primera iteracion se trabaja co el modelo inicial
        ModeloT(:,:,H) = ModeloI; % Matriz que guarda todos los modelos
donde el primer modelo a guardar es el inicial
        ModeloA(:,:,Q) = ModeloI; % Matriz que guarda los modelos aceptados
donde el primer modelo aceptado es el inicial
        % Calculo de la anomalia del modelo inicial

AnomaliaMC(:,1,H)=AnomaliaMAG(RADIO1,RADIO2,RADIO3,RADIO4,THETA1,THETA2,THET
A3,THETA4,POBS,CX,CZ,ModeloT,Xref,Fe,I,H); % Anomalia de los modelo
calculados
        AnomaliaMCA(:,1,Q)=AnomaliaMC(:,1,H); % Anomalia de los modelos
calculado aceptados
        %% calculo del RMSE del modelo inicial
        dC=0;
        for w = 1:size(POBS,2)
            dC=dC+(Datos(w,1,1)-AnomaliaMC(w,1,H))^2; % calcula la
diferencia entre las curvas observada y candidato (Modelo inicial) y la
eleva al cuadrado
        end
        dvC=dC/size(POBS,2); % divide la sumatoria de la diferencia de
curvas entre la cantidad de puntos observados
        RMSE(H,1)=(dvC)^0.5; % calcula la raiz del paso anterior
        RMSEA(1,1)=RMSE(H,1); % Error del modelo aceptado (Modelo inicial)
        RMSEA(1,2)=H;
        %% calculo de la verosimilitud del modelo inicial
        Sc=0;
        for w = 1:size(POBS,2)
            Sc=Sc+(Datos(w,1,1)-AnomaliaMC(w,1,H))^2; % calcula la
diferencia entre las curvas observada y candidato (Modelo inicial) y la
eleva al cuadrado
        end
        Sc1=sum(abs(Datos));
        S(H)=0.5*Sc;
        L(H)=exp(-(S(H)/(Sigma*Sc1)^2));
    else

```

```

%% SELECCION ALEATORIA DE LAS COORDENADAS DEL MODELO DE PRISMAS A
PERTURBAR
CXP = randi ([1 size(Modelo,2)],Npp,1); % coordenadas en x
seleccionadas aleatoriamente (distribucion uniforme)
CZP = randi ([1 size(Modelo,1)],Npp,1); % coordenadas en z
seleccionadas aleatoriamente (distribucion uniforme)
%% SELECCION DE LA DISTRIBUCION DE LOS VALORES QUE PERTURBARAN EL
MODELO DE PRISMAS
if A==1 % Distribucion uniforme
    anmag=randi([Xmin Xmax],Npp,1);
elseif A==2 % Distribucion unimodal
    for q=1:Npp
        pp=round(random(PD));
        p1=mod(pp,10);
        anmag(q,1)=pp-p1;
    end
elseif A==3 % Distribucion multimodal
    for q=1:Npp
        pp=round(random(PD));
        p1=mod(pp,10);
        anmag(q,1)=pp-p1;
    end
end
%% Matriz que guarda todos los modelos perturbados e inicializa el
nuevo modelo a perturbar
ModeloT(:, :, H)=ModeloA(:, :, Q);
% agrega el valor perturbado al ultimo modelo aceptado
for u = 1:Npp
    if anmag(u,1)<Xmin
        aa=ModeloA(CZP(u,1),CXP(u,1),Q);
        bb=aa-anmag(u,1);
        cc=round(bb/2);
        anmag(u,1)=aa-cc;
        ModeloT(CZP(u,1),CXP(u,1),H)=anmag(u,1);
    end
    if anmag(u,1)>Xmax
        aa=ModeloA(CZP(u,1),CXP(u,1),Q);
        bb=anmag(u,1)-aa;
        cc=round(bb/2);
        anmag(u,1)=aa+cc;
        ModeloT(CZP(u,1),CXP(u,1),H)=anmag(u,1);
    else
        ModeloT(CZP(u,1),CXP(u,1),H)=anmag(u,1);
    end
end
end
% Calculo de la anomalia del modelo perturbado

AnomaliaMC(:,1,H)=AnomaliaMAG(RADIO1,RADIO2,RADIO3,RADIO4,THETA1,THETA2,THETA
A3,THETA4,POBS,CX,CZ,ModeloT,Xref,Fe,I,H);
%% CALCULO DE LA RAIZ DEL ERROR CUADRATICO MEDIO (RMSE)
dC=0;
for w = 1:size(POBS,2)

```

```

        dC=dC+(Datos(w,1,1)-AnomaliaMC(w,1,H))^2; % calcula la
diferencia entre las curvas observada y candidato y la eleva al cuadrado
    end
    dvC=dC/size(POBS,2); % divide la sumatoria de la diferencia entre
curvas entre la cantidad de puntos observados
    RMSE(H,1)=(dvC)^0.5; % calcula la raiz del paso anterior
    % Condicional donde le permite al usuario cambiar el valor de la
varianza
    if kk==1 && Iter2==H
        Sigma=input('Ingrese un nuevo valor de la varianza para continuar
con el calculo de la verosimilitud = '); % Nuevo valor de la desviacion
estandar para el calculo de la verosimilitud
    end
    %% CALCULO DE LA VEROSIMILITUD DEL MODELO PERTURBADO
    Sc=0;
    for w = 1:size(POBS,2)
        Sc=Sc+(Datos(w,1,1)-AnomaliaMC(w,1,H))^2; % calcula la
diferencia entre las curvas observada y candidato (Modelo inicial) y la
eleva al cuadrado
    end
    S(H)=0.5*Sc;
    L(H)=exp(-(S(H)/(Sigma*Scl)^2));
    %% ACEPTA O RECHAZA EL MODELO SEGUN LA PROBABILIDAD
    % Probabilidad de aceptacion o rechazo
    if S(H)<=S(H-1)
        P(H-1)=1;
    else
        P(H-1)=L(H)/L(H-1);
    end
    % acepta o rechaza el modelo
    r=rand;
    if P(H-1)>=r % acepta el modelo
        Q=Q+1;
        ModeloA(:, :, Q)=ModeloT(:, :, H);
        AnomaliaMCA(:, 1, Q)=AnomaliaMC(:, 1, H);
        RMSEA(Q, 1)=RMSE(H, 1);
        RMSEA(Q, 2)=H;
    else % rechaza el modelo
        ModeloR(:, :, W)=ModeloT(:, :, H);
        W=W+1;
        S(H)=S(H-1);
        L(H)=L(H-1);
    end
end
end
disp('Terminando las iteraciones...')
fprintf('Total de modelos ACEPTADOS = %.0f y modelos RECHAZADOS = %.0f', Q, W-
1)
disp(' ')
%% FIGURAS
figure % RMSE
plot(RMSEA(:, 2), RMSEA(:, 1))
title('Grafica de la reduccion del desajuste');

```

```

ylabel('RMSE');
xlabel('Iteraciones');
disp('Seleccione a partir de cual modelo se le aplicara el estudio
estadistico')
% Le permite al usuario seleccionar a partir del RMSE los modelos aceptados
que se tomara en cuenta para aplicar los parametros estadisticos
[x,y]=ginput(1); %Ginput para seleccionar el punto a partir del cual se
aceptan los resultados (por lo general a partir del BURN-IN)
x=round(x);
c=1;
e=size(RMSEA(:,2),1);
for d=1:e
    if x>=RMSEA(d,2)
        c=c+1;
    end
    if c>e
        c=c-1;
    end
end
ModeloAE=ModeloA(:, :, c:end); % Recorta los modelos aceptados desde la
seleccion de la grafica hasta el final
s=size(ModeloAE,3); % Cantidad de modelos aceptados por el usuario

%% PARAMETROS ESTADISTICOS
% Promedio
for F=1:size(ModeloAE,1)
    for C=1:size(ModeloAE,2)
        Prom2(F,C)=mean(ModeloAE(F,C,:));
    end
end
% Calculo de la anomalia magnetica del modelo promedio
AnomaliaMCP(:,1)=AnomaliaMAG(RADIO1,RADIO2,RADIO3,RADIO4,THETA1,THETA2,THETA
3,THETA4,POBS,CX,CZ,Prom2,Xref,Fe,I,1);

% Mediana
for F=1:size(ModeloAE,1)
    for C=1:size(ModeloAE,2)
        Mediana(F,C)=median(ModeloAE(F,C,:));
    end
end

% Varianza
for F=1:size(ModeloAE,1)
    for C=1:size(ModeloAE,2)
        Var2(F,C)=var(ModeloAE(F,C,:));
    end
end

% Desviacion Estandar
for F=1:size(ModeloAE,1)
    for C=1:size(ModeloAE,2)
        SD2(F,C)=std(ModeloAE(F,C,:));
    end
end

```

```

        end
    end

    % Moda
    for F=1:size(ModeloAE,1)
        for C=1:size(ModeloAE,2)
            Moda(F,C)=mode(ModeloAE(F,C,:));
        end
    end

    %%
    figure % Modelo calculado
    subplot(3,1,1)
    plot(POBS(1,:),Datos(:,1),'ok',POBS(1,:),AnomaliaMCP(:,1),'r') % Curva de
    anomalia magnetica
    title('Curva de anomalia magnetica vs. distancia');
    legend('Observado','Calculado','Location','SouthEast');
    ylabel('Anomalia (nT)');
    xlabel('Distancia (km)');
    subplot(3,1,2:3) % Modelo suavizado
    [Xq,Zq]=meshgrid(min(CX(:,1)):(lh/1000):lh, min(CZ(:,1)):(lz/1000):lz);
    Vq=griddata(CX,CZ,Prom2,Xq,Zq,'natural');
    contourf(Xq,Zq,Vq,9,'LineStyle','none')
    set(gca,'XDir','normal','YDir','reverse');
    colorbar('location','southoutside')
    title('Modelo calculado');
    ylabel('Profundidad (km)');
    xlabel('Distancia (km)');
    colormap(flipud(magma))
    Pcb=Prom2(:,:);
    caxis([min(Pcb(:)) max(Pcb(:))])

    figure % Modelo en formato de prismas
    subplot(3,1,1:2)
    imagesc(reshape(CX,size(CX,1)*size(CX,2),1),reshape(CZ,1,size(CZ,1)*size(CZ,
    2)),Prom2(:,:)); % Modelo del subsuelo
    colorbar('location','southoutside')
    title('Modelo calculado');
    ylabel('Profundidad (km)');
    xlabel('Distancia (km)');
    colormap(flipud(magma))
    Pcb=Prom2(:,:);
    caxis([min(Pcb(:)) max(Pcb(:))])

    figure % Parametros estadisticos
    subplot(2,1,1)
    pcolor(CX,CZ,Mediana)
    imagesc(reshape(CX,size(CX,1)*size(CX,2),1),reshape(CZ,1,size(CZ,1)*size(CZ,
    2)),Mediana);
    colorbar
    ylabel('Profundidad (km)');
    xlabel('Distancia (km)');

```

```

title('Mediana');
hold on
subplot(2,1,2)
imagesc(reshape(CX,size(CX,1)*size(CX,2),1),reshape(CZ,1,size(CZ,1)*size(CZ,2)),Moda);
colorbar
ylabel('Profundidad (km)');
xlabel('Distancia (km)');
title('Moda');
colormap(flipud(magma))

figure
subplot(2,1,1)
imagesc(reshape(CX,size(CX,1)*size(CX,2),1),reshape(CZ,1,size(CZ,1)*size(CZ,2)),Var2);
colorbar
ylabel('Profundidad (km)');
xlabel('Distancia (km)');
title('Varianza');
hold on
subplot(2,1,2)
imagesc(reshape(CX,size(CX,1)*size(CX,2),1),reshape(CZ,1,size(CZ,1)*size(CZ,2)),SD2);
colorbar
ylabel('Profundidad (km)');
xlabel('Distancia (km)');
title('Desviacion estandar');
colormap(flipud(magma))

%% OBSERVACIONES
fprintf('Modelos ACEPTADOS por el usuario para aplicar los parametros estadisticos = %.0f',s);
disp(' ')
%% ESTUDIO DE DISTRIBUCION DE VALORES
disp('Desea ver la distribucion de frecuencias de los datos de susceptibilidad de un prisma aleatorio?')
kp=input('0 para NO o en su efecto el numero de prismas a estudiar = ');
if kp>0
    figure
    Cx = randi ([1 size(Modelo,2)],kp,1); % coordenadas en x seleccionadas aleatoriamente (distribucion uniforme)
    Cz = randi ([1 size(Modelo,1)],kp,1); % coordenadas en z seleccionadas aleatoriamente (distribucion uniforme)
    for ee = 1:kp
        for tt = 1:size(ModeloA,3)
            GH(tt,1,ee)=ModeloA(Cz(ee,1),Cx(ee,1),tt);
        end
        histogram(GH(:,1,ee),20);
        hold on
    end
    print(gcf,'-dpdf','Histogramas.pdf','-fillpage'); %Guarda los histogramas en un archivo PDF
end

```

```
end
```

```
toc;
```

A.2. Funciones complementarias

A.2.1. Calculo de los ángulos de los vértices de los prismas

```
%% FUNCION QUE CALCULA LOS ANGULOS DEL MODELO DE PRISMAS
function [THETA] = FuncANG(POBS,CX,CZ,dx,dz,ETHA,m,a,b)

% Calculo de los angulos
    THETA=atand((CZ-((dz*0.5)*a))./(((CX-((dx*0.5)*b))-POBS(m))+(CZ-
((dz*0.5)*a))*cotd(ETHA)));

%% LEYENDA
% POBS = Puntos de observacion
% CX = Coordenadas en direccion X respecto al centro del prisma
% CZ = Coordenadas en direccion Z respecto al centro del prisma
% dx = Tamaño del prima en direccion X
% dz = Tamaño del prima en direccion Z
% ETHA = Angulo en grados del dipolo (angulo formado entre la horizontal y
el lateral izquierdo del prisma)
% m = contador que va de 1 hasta el tamaño de los POBS
% a y b = constantes que corrigen del centro a los nodos del prisma
```

A.2.2. Calculo de radios de los vértices de los prismas

```
%% FUNCION QUE CALCULA LOS RADIOS DEL MODELO DE PRISMAS
function [RAD] = FuncRAD(POBS,CX,CZ,dx,dz,ETHA,k,a,b)

% Calculo de los radios
RAD=((CZ-((dz*0.5)*a)).^2+(((CX-((dx*0.5)*b))-POBS(k))+((CZ-
((dz*0.5)*a))*cotd(ETHA))).^2).^0.5;

%% LEYENDA
% POBS = Puntos de observacion
% CX = Coordenadas en direccion X respecto al centro del prisma
% CZ = Coordenadas en direccion Z respecto al centro del prisma
% dx = Tamaño del prima en direccion X
% dz = Tamaño del prima en direccion Z
% ETHA = Angulo en grados del dipolo (angulo formado entre la horizontal y
el lateral izquierdo del prisma)
% k = contador que va de 1 hasta el tamaño de los POBS
% a y b = constantes que corrigen del centro a los nodos del prisma
```

A.2.3. Cálculo de la anomalía magnética

```
%% FUNCION QUE CALCULA LA ANOMALIA MAGNETICA DE UN PRISMA FINITO
function [FF] =
AnomaliaMAG(RADIO1,RADIO2,RADIO3,RADIO4,THETA1,THETA2,THETA3,THETA4,POBS,CX,
CZ,Modelo,Xref,Fe,I,S)

% Inicializar variables
R=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2));
A=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2));
dF=zeros(size(Modelo,1),size(Modelo,2));
FF=zeros(size(Modelo,2),1);

% Calculo de la anomalia
suma=0;
for N=1:size(POBS,2)
    for C=1:size(CX,2)
        for F=1:size(CZ,1)
            R(F,C,N)=(RADIO3(F,C,N)*RADIO2(F,C,N))/(RADIO4(F,C,N)*RADIO1(F,C,N));
            A(F,C,N)=THETA1(F,C,N)-THETA2(F,C,N)-THETA3(F,C,N)+THETA4(F,C,N);
            dF(F,C,N)=2*(Modelo(F,C,S)-Xref)*Fe*((log(R(F,C,N))*sind(2*I))-
(A(F,C,N)*cosd(2*I)));
            suma=dF(F,C,N)+suma;
        end
    end
    FF(N,1)=suma*1e-6; % Conversion a NanoTesla
    suma=0;
end
```