

Tomografía sin Rayos

Henry Alejandro Mayorga Arias

Trabajo de Grado para Optar el Título de Magister en Geofísica

Director

José David Sanabria Gomez

Doctor en física

Codirector

Herling Gonzalez Álvarez

Magister en física

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ciencias

Escuela de Física

Maestría en Geofísica

Bucaramanga

2025

Tabla de Contenido

	Pág.
INTRODUCCIÓN.....	6
1. OBJETIVOS	8
1.1 Objetivo General.....	8
1.2 Objetivos Específicos.....	8
2. CUERPO DEL TRABAJO.....	8
2.1 Antecedentes.....	8
2.2 Metodología.....	10
2.2.1 Selección de Parámetros.....	14
2.3 Análisis Resultados.....	18
2.3.1 S.A. Criterio de Metropolis.....	18
2.3.2 S.A. Criterio de Moscato.....	25
2.3.3 S.A. Con datos de Campo.....	30
2.3.3 S.A. en Paralelo.....	32
2.3 Discusión de Resultados.....	35
3. CONCLUSIONES.....	38
4. RECOMENDACIONES.....	40
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	41

Lista de Figuras

	Pág.
Figura 1 Pseudocodigo Simulated Anneling con el criterio de Metropolis.	12
Figura 2 Pseudocodigo Simulated Anneling con el criterio de Moscato & Fontaneri. ...	13
Figura 3 Variación del error, respecto a los métodos de descenso de la temperatura.	17
Figura 4 Modelo sintético de dos capas de velocidad.....	20
Figura 5 Modelo de 4 capas de velocidad.....	21
Figura 6 Modelo de anomalía de velocidad puntual.....	22
Figura 7 Modelo con dos anomalías de velocidad.....	23
Figura 8 Modelo tipo Sinclinal.	24
Figura 9 Modelo de 2 capas de velocidad.....	26
Figura 10 Modelo de 4 capas de velocidad.....	27
Figura 11 Modelo de anomalía de velocidad puntual.....	28
Figura 12 Modelo de velocidades Marmousi.....	30
Figura 13 Datos de Campo.	32
Figura 14 Error porcentual por celda para modelos de dos capas.	33
Figura 15 Error porcentual por celda para modelo homogéneo con anomalía puntual. ..	34
Figura 16 Error porcentual por celda para modelo de cuatro capas.	35
Figura 17 Resultado de inversión del Modelo de Marmousi.	37

Resumen

Título: Tomografía sin Rayos *

Autor: Henry Alejandro Mayorga Arias**

Palabras Clave: Ecuación Eikonal, Fast Sweeping, Simulated Annealing.

Descripción:

Este artículo presenta una propuesta de inversión global para el cálculo de la estructura de velocidades sísmicas, basándose en los tiempos de propagación de los primeros arribos, sin necesidad de utilizar las trayectorias de los rayos en la generación de modelos. Los tiempos de propagación se calculan mediante un esquema de diferencias finitas que resuelve la ecuación de Eikonal, utilizando el método de barrido rápido (fast-sweeping). El proceso de inversión se fundamenta en el algoritmo de cristalización simulada (Simulated Annealing), que emplea una búsqueda aleatoria tipo Monte Carlo para converger a un mínimo global. Así mismo, se realizaron pruebas utilizando cristalización simulada (Simulated Annealing), aplicado el criterio de aceptación de Moscato & Fontanari (1990), para lograr una convergencia rápida y estable.

En pruebas numéricas 2D, esta metodología propone una reconstrucción rápida y precisa de modelos sintéticos bajo diversas configuraciones de geometrías de adquisición de datos y modelos geológicos. Para ello se analizaron los parámetros óptimos de funcionamiento del Simulated Annealing, junto con los criterios de aceptación de Metropolis et al. (1953) y de Moscato & Fontanari (1990), mostrando que ambos son efectivos en modelos de baja a media complejidad, mientras que el criterio de Moscato & Fontanari (1990), destaca en modelos de alta complejidad. También se implementó el algoritmo en paralelo, obteniendo una mejora en el error porcentual por celdas, aunque con un costo computacional considerable, lo que destaca tanto las fortalezas como las limitaciones del algoritmo según diferentes arreglos de velocidad y configuraciones sísmicas. Estos resultados proporcionan una base para futuras aplicaciones del Simulated Annealing en la resolución de problemas geofísicos más complejos.

* Trabajo de Grado

** Facultad de Ciencias. Escuela de Física. Director: José David Sanabria Gómez. Doctor en Física. Codirector: Herling González Álvarez. Magister en Física.

Abstract

Title: Non-ray-based Tomography *

Author: Henry Alejandro Mayorga Arias **

Key Words: Eikonal Equation, Fast Sweeping, Simulated Annealing

Description:

This article presents a global inversion approach for calculating seismic velocity structures, based on the travel times of first arrivals, without the need to use ray paths in the model generation process. Travel times are computed using a finite-difference scheme that solves the Eikonal equation via the *fast sweeping method*. The inversion process is based on the *Simulated Annealing* algorithm, which employs a Monte Carlo-type random search to converge to a global minimum.

Tests were also carried out using *Simulated Annealing* combined with the acceptance criterion proposed by Moscato & Fontanari (1990), achieving fast and stable convergence.

In 2D numerical experiments, this methodology offers a fast and accurate reconstruction of synthetic models under various acquisition geometries and geological scenarios. The performance of the *Simulated Annealing* algorithm was analyzed, along with the acceptance criteria of Metropolis et al. (1953) and de Moscato & Fontanari (1990), showing that both are effective for low to medium-complexity models, while the Moscato and Fontanari criterion stands out in highly complex models.

A parallel implementation of the algorithm was also developed, leading to improvements in cell-wise percentage error, although at a significant computational cost. This highlights both the strengths and limitations of the algorithm depending on the velocity distribution and seismic acquisition configurations. These results provide a foundation for future applications of *Simulated Annealing* in solving more complex geophysical inversion problems.

* Degree Work

** Faculty of Science. School of Physics. Master's Degree in Geophysics. Director: José David Sanabira Gómez. PhD of Physics. Co-director: Herling Gonzalez Álvarez. MSc in Physics.

Introducción

La geofísica busca explicar las geometrías internas de la Tierra mediante la adquisición y análisis de datos, como los tiempos de propagación de las ondas, con el fin de resolver el problema inverso, el cual transforma las propiedades físicas en modelos del subsuelo. Esto requiere entender cómo las propiedades del terreno afectan los datos a través del problema directo, que implica calcular datos teóricos para modelos subsuperficiales complejos mediante enfoques numéricos (Sen & Stoffa, 2013).

Entre las técnicas geofísicas, la tomografía sísmica destaca por su alta capacidad de resolución espacial, aunque puede experimentar pérdida de energía sísmica por atenuación de señales. La tomografía Cross Hole es eficaz para abordar estas atenuaciones y permite invertir velocidades sísmicas a partir de tiempos de propagación de las ondas (Bois et al., 1972; Bregman, 1986; Ivansson, 1986; Sheehan et al., 2005; White, 1989; Wong & West, 1983).

El uso de la ecuación Eikonal es una buena aproximación de la ecuación de onda y permite calcular los tiempos de arribo de ondas sísmicas. Esta ecuación ha sido aplicada en métodos de inversión geofísica como el Simulated Annealing, el cual es un método de optimización global que explora un amplio conjunto de modelos para ajustarse a los datos observados (Tran & Hiltunen, 2011; Ammon & Vidale, 1993). Este método ha mostrado ser eficiente en la optimización del tiempo de cómputo y en la independencia del modelo inicial, aunque su aproximación al resultado óptimo puede variar dependiendo de la complejidad del problema (Geng et al., 2011; Otubamowo et al., 2012).

Para mejorar la precisión de los modelos, se han desarrollado algoritmos híbridos que integran Simulated Annealing con métodos de inversión lineal, logrando una mejor aproximación a los datos observados y reducción de tiempos de cómputo (Chundururu et al., 1997;

Göktürkler & Balkaya, 2010; Guo et al., 2018; Hema et al. 2024; Huang & Kelkar, 1996; Nguyen & Nestorović, 2016).

Este trabajo propone implementar un arreglo de tomografía sísmica utilizando los primeros arribos de las ondas y la ecuación Eikonal junto con Simulated Annealing para evaluar la eficacia en la resolución de modelos de velocidades sísmicas que asemejan estructuras geológicas complejas. Se compararon los criterios de aceptación de modelos propuestos por Metropolis et al. (1953) y por Moscato y Fontanari (1990), mostrando que ambos criterios son efectivos, pero el segundo presenta mejor respuesta en modelos de alta complejidad como el caso del Marmousi.

1. Objetivos

1.1 Objetivo General

Implementar un método de inversión global (Simulated Annealing) para procesar datos sintéticos generados con los frentes de onda usando la ecuación Eikonal.

1.2 Objetivos Específicos

Implementar el Simulated Annealing para el cálculo de los tiempos de propagación de los frentes de onda.

Generar un flujo de inversión para Simulated Annealing.

Establecer los parámetros óptimos de modelado para el método de Simulated Annealing.

2. Cuerpo del Trabajo

2.1 Antecedentes

El cálculo de los tiempos de propagación mediante la ecuación Eikonal utilizando frentes de onda, introducido por Ammon y Vidale (1993), ha demostrado ser eficaz para resolver problemas de inversión sísmica, especialmente en gradientes de velocidad suaves, presentando algunas limitaciones en gradientes extremos. Esta metodología ha sido aplicada exitosamente en diversas áreas, como en la tomografía de radar crosshole (Göktürkler & Balkaya, 2010), donde se utilizaron diferencias finitas y frentes de onda para el modelado directo, y métodos de inversión como el gradiente conjugado de mínimos cuadrados y LSQR, con resultados comparables al trazado de rayos.

En exploración geofísica, el uso de primeros arribos para determinar velocidades superficiales es crucial para entender la tectónica de una región. Pullammanappallil y Louie (1994), aplicaron Simulated Annealing generalizado para la inversión de tiempos de arribo, obteniendo una independencia del modelo inicial y una mejor convergencia en modelos sintéticos del Valle de la Muerte. Otros estudios han comparado Simulated Annealing con métodos lineales, como Weber (2000), que utilizó Simulated Annealing para generar modelos iniciales para métodos lineales, y Mosegaard y Vestergaard (1991), quienes demostraron la superioridad de Simulated Annealing en zonas de alto contraste de impedancia.

Simulated Annealing también se ha aplicado en exploración geotermal para determinar hipocentros de microsismos (Akbar et al., 2013; Ry & Nugraha, 2014), y en la inversión de anomalías gravitacionales (Mundim et al., 1998). Steck (1995), utilizó este método para invertir los datos de onda P telesísmica en la Caldera, obteniendo un modelo de velocidad con alta precisión. Zhao et al. (1996), emplearon very fast simulated annealing en el modelado de la corteza utilizando estaciones sísmicas del Tíbet, obteniendo una buena aproximación al modelo de velocidades mediante promedios de múltiples corridas.

Aplicaciones adicionales incluyen la inversión pre-apilada (Lin et al., 2016), donde se utilizaron impedancias de onda P y S como función objetivo, y tomografía de ondas superficiales basada en la ecuación Eikonal (Ma, 2002). En general, las aplicaciones de esta metodología han mostrado ventajas computacionales significativas y robustez en la inversión sísmica, validando su uso en comparación con métodos tradicionales como el trazado de rayos, sin embargo, su efectividad en modelos complejos y con fuertes variaciones en velocidad, corresponden a una de sus mayores falencias.

Estudios más recientes, como el realizado por Hema et al. (2024), han demostrado que el Simulated Annealing (SA) para la inversión sísmica de datos asociados al monitoreo de CO₂, proporcionando una representación precisa de la pluma de CO₂ y su migración en el subsuelo. Sus características de exploración global permiten una mejor exploración en el espacio, pudiendo así evadir mínimos locales. Sin embargo, el alto costo computacional asociado a la amplia exploración del espacio de modelos sigue siendo un desafío importante.

Por otro lado, Mendes et al. (2024), desarrollaron un algoritmo híbrido que combina Simulated Annealing (SA) con Full-Waveform Inversion (FWI), destacando la versatilidad de SA para generar modelos de partida robustos. Gracias a su naturaleza estocástica, SA es capaz de escapar de mínimos locales, lo que mejora significativamente la calidad de la inversión sísmica. Además, los autores proponen estrategias para la reducción del costo computacional, optimizando el esquema de enfriamiento y reduciendo la cantidad de evaluaciones necesarias, lo que hace que el método sea más eficiente en problemas de inversión geofísica.

En general, las aplicaciones de esta metodología han mostrado ventajas computacionales significativas y robustez en la inversión sísmica, validando su uso en comparación con métodos tradicionales como el trazado de rayos, sin embargo, su efectividad en modelos complejos y con fuertes variaciones en velocidad, corresponden a una de sus mayores falencias.

2.2 Metodología.

Para el presente estudio se implementó el método descrito por Bohachevsky et al. (1986), denominado simulated annealing generalized, como método de inversión y para el modelado directo la ecuación Eikonal. Primero se realiza el modelado directo, que consiste en calcular los tiempos de arribo del modelo de velocidades (Modeloobs), mediante el uso de la ecuación Eikonal; estos tiempos de propagación son almacenados en los receptores para cada una de las

fuentes (Datoobs). Para iniciar la inversión, se genera un modelo de partida (Modelo1) y se calculan los tiempos de propagación para este modelo usando la ecuación Eikonal. Los tiempos de propagación obtenidos son almacenados en los receptores para cada una de las fuentes (Dato1) y se calcula el error cuadrático medio entre el Datoobs y Dato1, denominado E1:

$$E_1 = \frac{1}{n} \left(\sum_n^{j=1} (Dato_j^{obs} - Dato_j^1)^2 \right) \quad (1)$$

Se perturba el modelo de velocidades con valores aleatorios en cada pixel, agregando un criterio de suavizado para que se mantengan los valores entre rangos de velocidad adecuados para los modelos de rocas del subsuelo, obteniendo un modelo aleatorio (Modelo2) y se calculan los tiempos de propagación para este modelo usando la ecuación Eikonal; estos tiempos de propagación son almacenados en los receptores para cada una de las fuentes (Dato2) y se calcula el error cuadrático medio entre el Datoobs y Dato2, utilizando la ecuación (1), obteniendo así el E2. Si E2 es menor que E1, el modelo es aceptado; en caso contrario, es aceptado con una probabilidad $P = -\exp(-\Delta E/T)$ (ver **Error! Reference source not found.**), este criterio de aceptación es conocido como el criterio de Metropolis (Sen & Stoffa, 2013).

Después de un número óptimo de interacciones de temperatura, el método de inversión se estabiliza y guarda el mejor resultado obtenido; este valor óptimo, depende mucho del criterio de disminución de la temperatura y se puede optimizar analizando la disminución de la función de error. Así mismo, el número de iteraciones en la exploración en el espacio de modelos, es un valor que se obtiene al realizar diferentes pruebas por medio del análisis de los resultados.

Figura 1

Pseudocódigo Simulated Annealing con el criterio de Metropolis.

Result: Simulated Annealing, Criterio Metropolis
 Start \mathbf{m}_0 and calculate $E(\mathbf{m}_0)$;
for $i = 1$ to T_{max} **do**
 • **for** $k = 1$ to S_{models}
 – make new \mathbf{m}_k and calculate $E(\mathbf{m}_k)$
 – $\Delta E \leftarrow E(\mathbf{m}_k) - E(\mathbf{m}_0)$
 – $P \leftarrow \exp(-\frac{\Delta E}{T})$
 – **if** $\Delta E \leq 0$ **then**
 * $\mathbf{m}_0 \leftarrow \mathbf{m}_k$
 * $E(\mathbf{m}_0) \leftarrow E(\mathbf{m}_k)$
 – **end if**
 – **else** $\Delta E > 0$ **then**
 * calcular $r \leftarrow U[0, 1]$
 * **if** $P > r$ **then**
 · $\mathbf{m}_0 \leftarrow \mathbf{m}_k$
 · $E(\mathbf{m}_0) \leftarrow E(\mathbf{m}_k)$
 * **end if**
 – **end else**
 • **end for**
 • $T \leftarrow \alpha T$
end

Nota, La figura muestra el pseudocódigo de S.A. usando el criterio de Metropolis.

Modificado de Global optimization methods in geophysical inversion (p. 85). Sen, M. K., & Stoffa, P. L. (2013).

Con el fin de optimizar el proceso de inversión, se realizó una segunda prueba, donde se cambió el criterio de aceptación de Metropolis, por el criterio propuesto por Moscato y Fontanari (1990), el cual usa un criterio determinista que acepta modelos con una función de costo mayor en altas temperaturas y reduce las posibilidades de aceptación de modelos a medida que se itera y la temperatura se aproxima a cero (ver **Error! Reference source not found.**).

Figura 2

Pseudocódigo Simulated Annealing con el criterio de Moscato & Fontaneri.

Result: Simulated Annealing, Criterio Moscato and Fontanari (1990) [15]
 Start \mathbf{m}_0 and calculate $E(\mathbf{m}_0)$;
for $i = 1$ to T_{max} **do**
 • **for** $k = 1$ to S_{models}
 – make new \mathbf{m}_k and calculate $E(\mathbf{m}_k)$
 – $\Delta E \leftarrow E(\mathbf{m}_k) - E(\mathbf{m}_0)$
 – **if** $\Delta E \leq 0$ **then**
 * $\mathbf{m}_0 \leftarrow \mathbf{m}_k$
 * $E(\mathbf{m}_0) \leftarrow E(\mathbf{m}_k)$
 – **end if**
 – **else** $\Delta E > T$ **then**
 * $\mathbf{m}_0 \leftarrow \mathbf{m}_k$
 * $E(\mathbf{m}_0) \leftarrow E(\mathbf{m}_k)$
 – **end else**
 • **end for**
 • $T \leftarrow \alpha T$
end

Nota, La figura muestra el pseudocódigo de S.A. usando el criterio de Metropolis.

Modificado de Global optimization methods in geophysical inversion (p. 85). Sen, M. K., & Stoffa, P. L. (2013).

Por último, se implementó el algoritmo en paralelo con el fin de buscar una mejor solución de la función objetivo. Para el caso del S.A. Existen dos estrategias de paralelización: Paralelismo de una sola prueba (Single trial parallelism) y paralelismo de multiples pruebas (Multiple-trial parallelism); en el primer caso los cálculos para un único ensayo son divididos en varios procesadores, generando una dependencia de los cambios locales. En el otro caso, las

pruebas son evaluadas en paralelo, lo que permite una mayor libertad, Aarts y Korst describen 3 planteamientos que usan Multiple-trial parallelism (Eglese, 1990):

Division Algorithm.

Error Algorithm.

Clustering Algorithm for S.A.

Arts y Korst compararon los métodos anteriores, obteniendo mejores resultados con Division Algorithm y Clustering Algorithm, en general, ambos métodos de paralelización tienen la ventaja de acelerar el tiempo de cálculo, lo que los hace útiles para problemas de gran escala, mientras los resultados para el Error Algorithm no fueron satisfactorios (Eglese (1990) [7]), debido a que el tiempo de computación puede ser significativamente mayor que el de otros algoritmos, teniendo en cuenta estos datos se propone usar el método de Clustering Algorithm, ya que permite agrupar soluciones similares y explorarlas de forma independiente, lo que reduce el tiempo de computación, es fácil de implementar, es útil para problemas con grandes conjuntos de datos y alta dimensionalidad.

2.2.1 Selección de Parámetros.

Un paso importante en la implementación del método *Simulated Annealing*, ya sea utilizando el criterio de Metropolis o de Moscato y Fontanari (1990), es seleccionar los parámetros óptimos para el problema que se desea abordar; dado que el *Simulated Annealing* necesita un enfriamiento lento, para alcanzar la función objetivo, es pertinente definir la opción

de enfriamiento adecuada al problema a resolver; de acuerdo con la literatura, existen diferentes métodos de enfriamiento, los métodos más conocidos son:

$$T = T * \beta \quad (2)$$

$$T = \frac{T_0}{k} \quad (3)$$

$$T = \frac{T_0}{\ln(k + 1)} \quad (4)$$

donde β es un numero decimal menor que 1 y la cantidad de decimales define la velocidad de descenso, T_0 es la temperatura inicial y K , es la iteración actual de la temperatura. Para esto, se realizaron pruebas con los mismo parámetros iniciales $T=0.5$, $T_0=0.5$, 1400 iteraciones en el ciclo de temperatura, 500 iteraciones en el ciclo de exploración de modelos y el parámetro P variable.

En la

, se presentan los resultados de las pruebas de descenso de temperatura para los criterios mencionados. En el caso de $T = T * 0.99$ (

A), se observan errores altos al inicio, lo que indica la aceptación de modelos con errores mayores. A medida que la temperatura disminuye, tanto el error como los saltos se reducen, hasta que el error se estabiliza.

En cuanto a los criterios de descenso de temperatura $T = T_0/k$ y $T = T_0/(\ln(K + 1))$ (

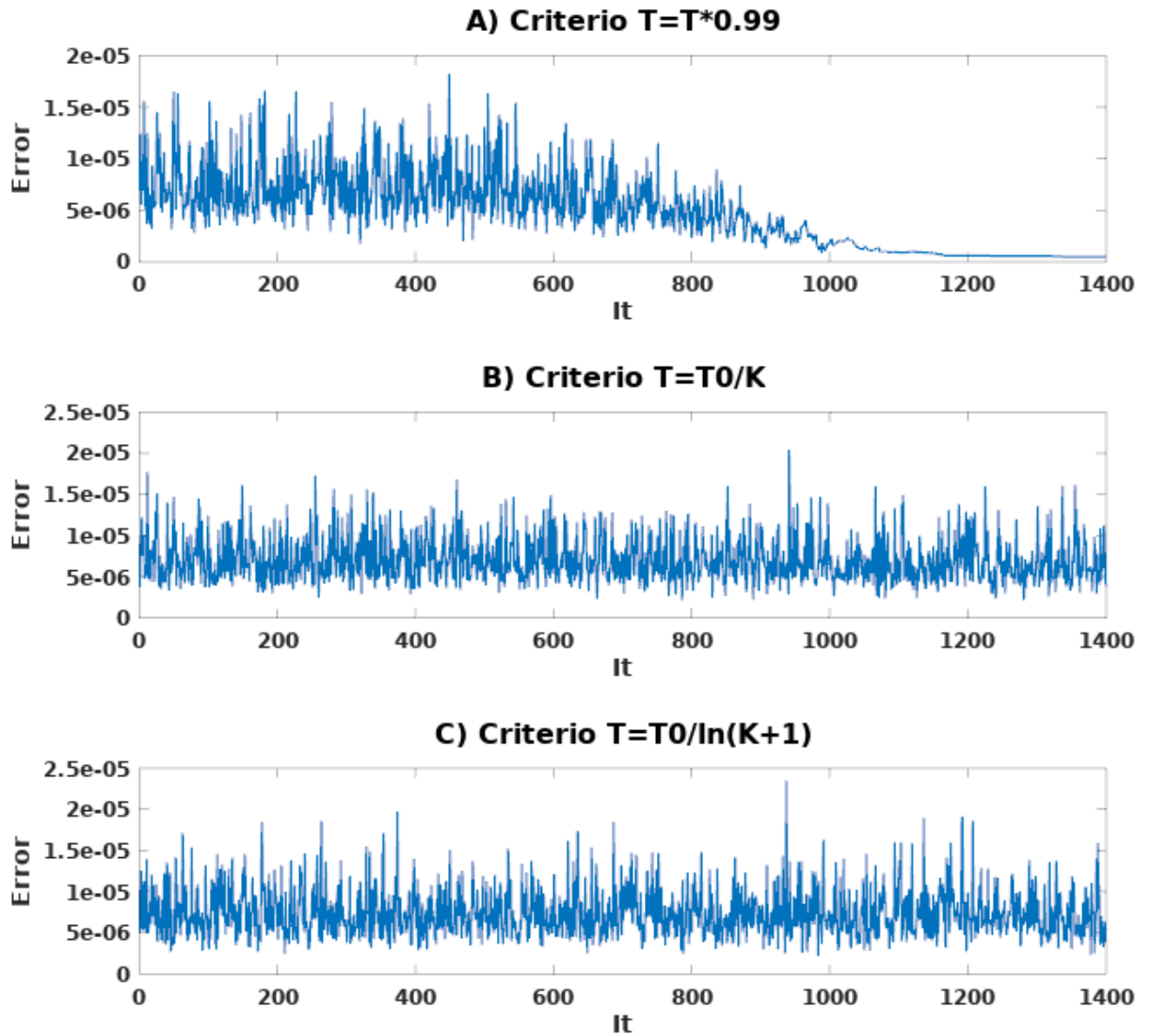
B y

C, respectivamente), se observa que la aleatoriedad en los valores del error persiste, indicando que, tras 1400 iteraciones, se siguen aceptando modelos con errores relativamente altos. Esto ocurre porque el descenso de temperatura en el método de Ln es muy lento, lo que permite que la aleatoriedad continúe, mientras que en el caso de $T = T_0/k$, el descenso es demasiado rápido, lo que limita la capacidad de explorar adecuadamente el espacio de modelos.

De acuerdo con estos resultados se eligió el criterio $T=T*0.99$, ya que realiza un descenso de forma gradual y se estabiliza en un tiempo de cómputo adecuado, sin sacrificar la búsqueda en el espacio de modelos.

Figura 3

Variación del error, respecto a los métodos de descenso de la temperatura.



Nota, Datos de la variación del error con respecto a los diferentes métodos de descenso de temperatura. **A)** Criterio de descenso $T = T * 0.99$. **B)** Criterio de descenso $T = T_0 / K$. **C)** Criterio de descenso $T = T_0 / (\ln(K + 1))$

2.3 Análisis Resultados.

2.3.1 S.A. Criterio de Metropolis.

Se realizaron pruebas con modelos sintéticos con diferentes anomalías de velocidad, simulando posibles cambios composicionales en las formaciones geológicas; estas pruebas buscan establecer la estabilidad y convergencia del método, a un resultado coherente respecto al modelo de velocidades. Cada prueba corresponde a modelos cuadrados de 50x50 celdas, la inversión de tiempos de arribo, es realizada a partir de un modelo de velocidades inicial y la variación aleatoria de éste; para mejorar la coherencia de los resultados, fue necesario el uso de múltiples fuentes y receptores que tuvieran un buen cubrimiento del modelo, con un total de 8 fuentes distribuidas cada 5 celdas y 43 receptores ubicados en la parte superior y en el plano lateral derecho, separados cada 2 celdas. Los tiempos de propagación fueron calculados con la ecuación Eikonal, guardados en las posiciones de los receptores para las diferentes fuentes y posteriormente sometidos al proceso de inversión usando el Simulated Annealing, para lo cual se realizaron 1400 iteraciones de variación de temperatura y 500.000 iteraciones en el espacio de modelos.

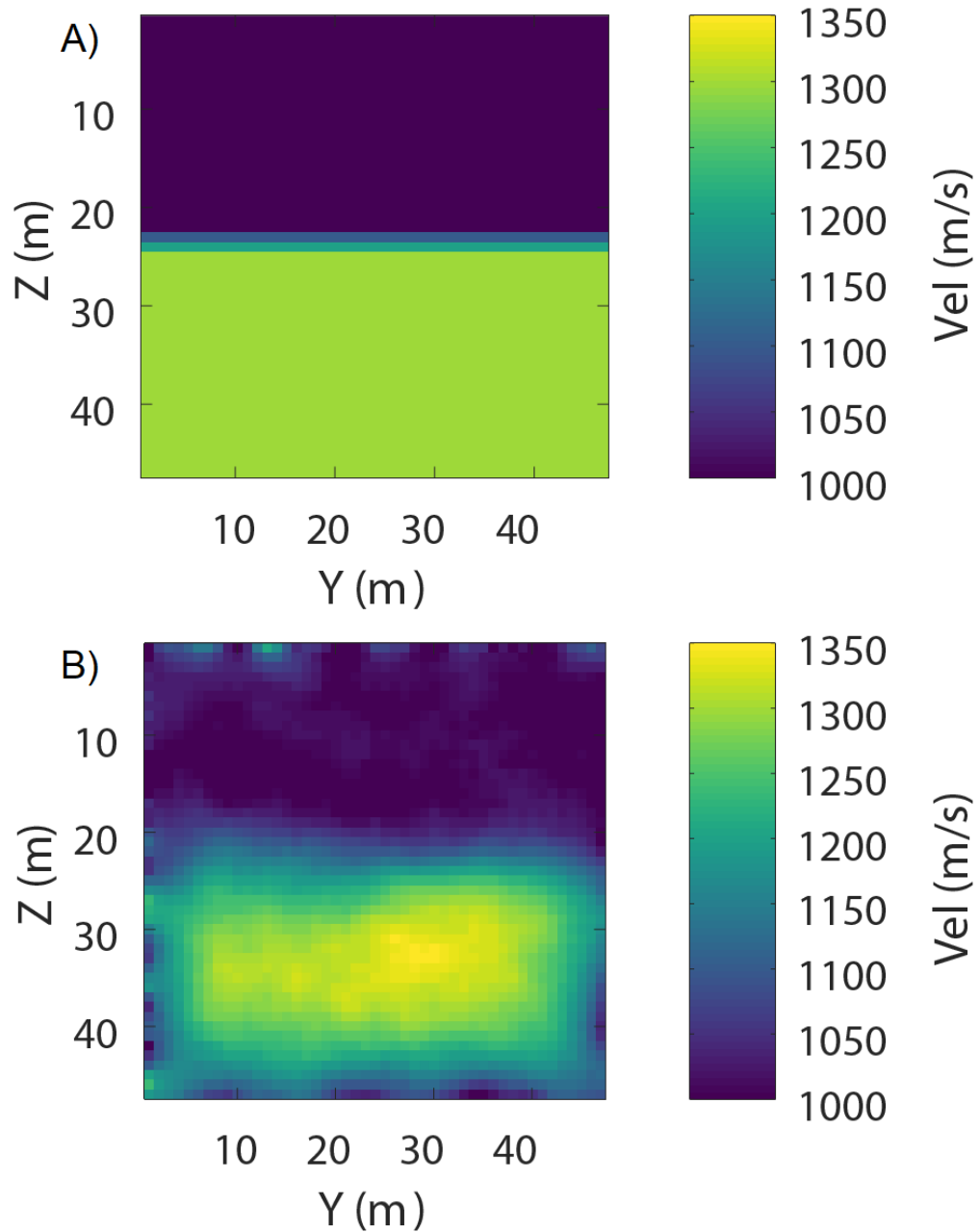
Se propuso un total de 5 modelos con diferentes configuraciones en velocidad y estructuras:

- Modelo con 2 capas horizontales con velocidades de 1000 y 1300 m/s respectivamente (ver **Error! Reference source not found.**). Para el cual se obtuvo un resultado coherente con la inversión, con un aumento del error en los bordes del modelo.

- Modelo de 4 cubos con variación de velocidad en la horizontal y vertical que van de los 1000 a los 1300 m/s (ver **Error! Reference source not found.**). Así mismo, se puede observar que las zonas con mayor variación en la velocidad resultante de la inversión son las fronteras de cambio de las velocidades.
- Modelo homogéneo con velocidad de 950 m/s y una anomalía de velocidad puntual de 1350 m/s (ver **Error! Reference source not found.**). Se observa una parcial solución de la anomalía, teniendo en cuenta los errores que se proponen por los efectos de frontera en los cambios de velocidad.
- Modelo homogéneo con velocidad de 1000 m/s con dos anomalías, una puntual con velocidad de 900 m/s y una anomalía con velocidad variable (ver **Error! Reference source not found.**). Donde la inversión resuelve bastante bien la anomalía variable, teniendo dificultad en las fronteras entre los cambios de velocidad y una mayor dificultad para la anomalía de menor velocidad respecto al medio homogéneo.
- Modelo tipo sinclinal, con 4 capas de velocidad que van desde los 1000 m/s a los 1200 m/s avanzando de 50 m/s por capa (ver **Error! Reference source not found.**). El proceso de inversión trata de resolver las variaciones de las velocidades, sin embargo, las pendientes de la estructura parecen interferir en el resultado.

Figura 4

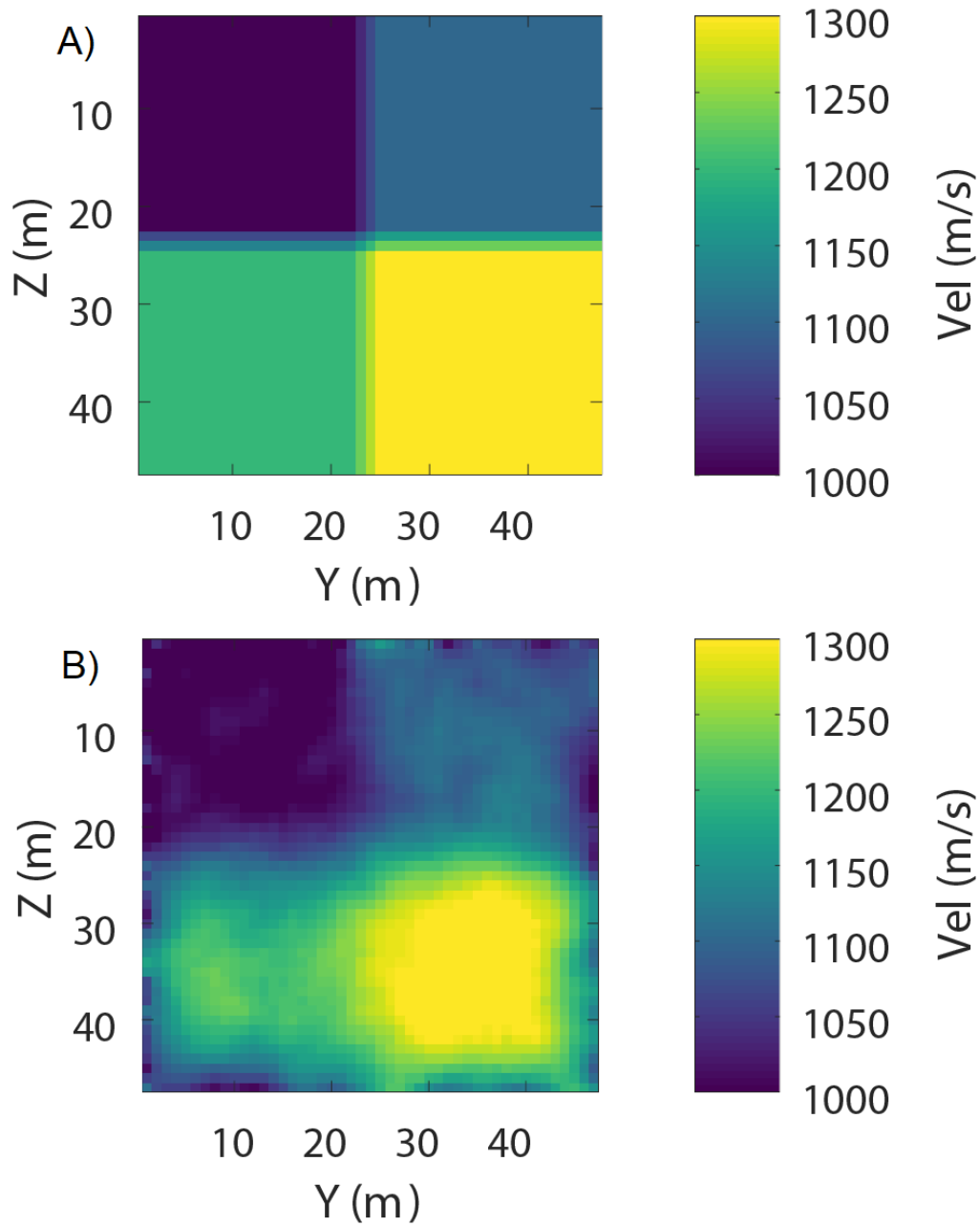
Modelo sintético de dos capas de velocidad.



Nota, **A)** Modelo sintético de dos capas de velocidad. **B)** Resultado del proceso de inversión.

Figura 5

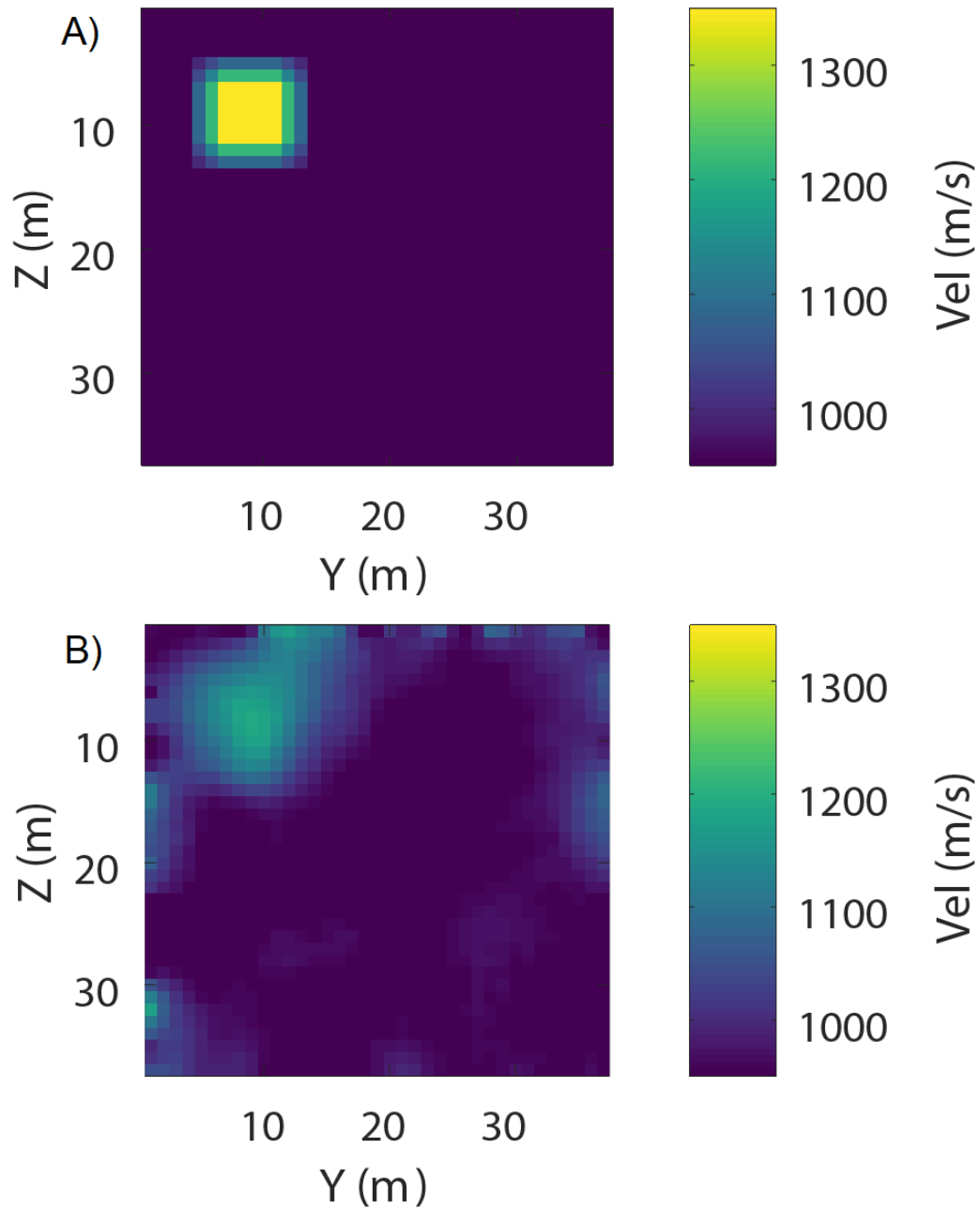
Modelo de 4 capas de velocidad.



Nota, **A)** Modelo sintético de 4 capas de velocidad. **B)** Resultado del proceso de inversión.

Figura 6

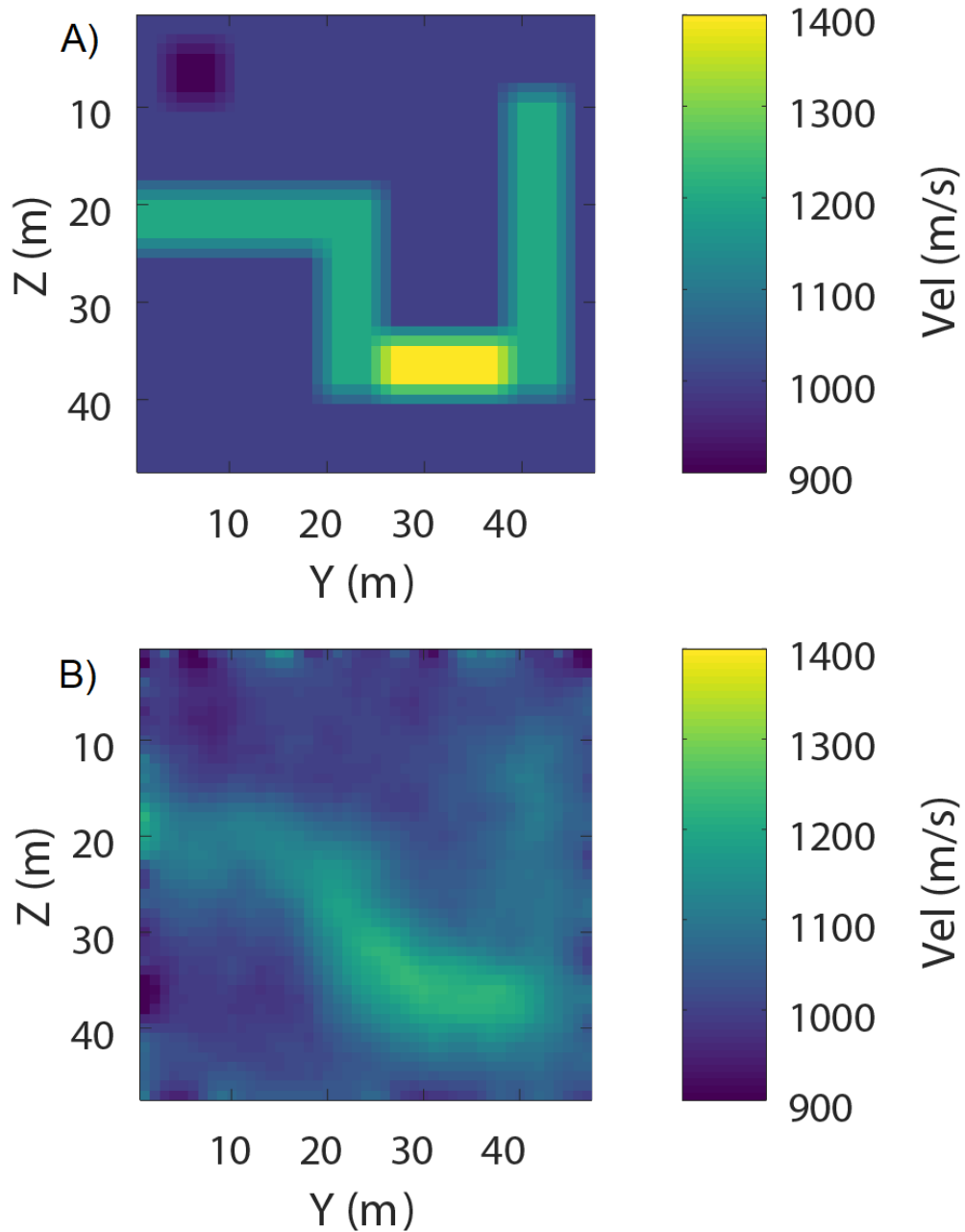
Modelo de anomalía de velocidad puntual.



Nota, **A)** Modelo sintético con velocidad constante y una anomalía puntual. **B)** Resultado del proceso de inversión.

Figura 7

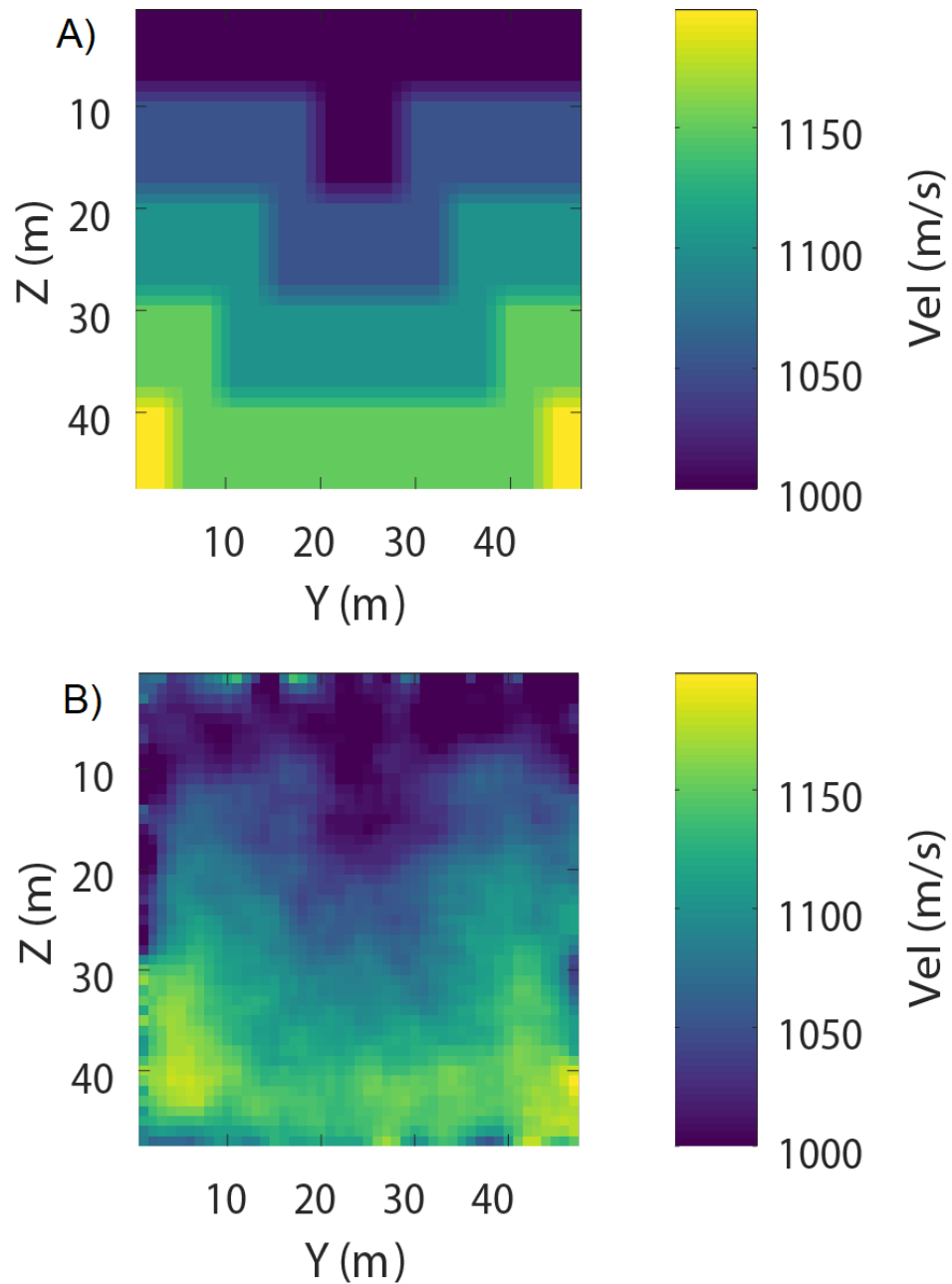
Modelo con dos anomalías de velocidad.



Nota, **A)** Modelo sintético con velocidad constante y dos anomalías de velocidad. **B)** Resultado del proceso de inversión.

Figura 8

Modelo tipo Sinclinal.



Nota, **A)** Modelo sintético tipo sinclinal, con aumento de velocidad con la profundidad.
B) Resultado del proceso de inversión.

2.3.2 S.A. Criterio de Moscato.

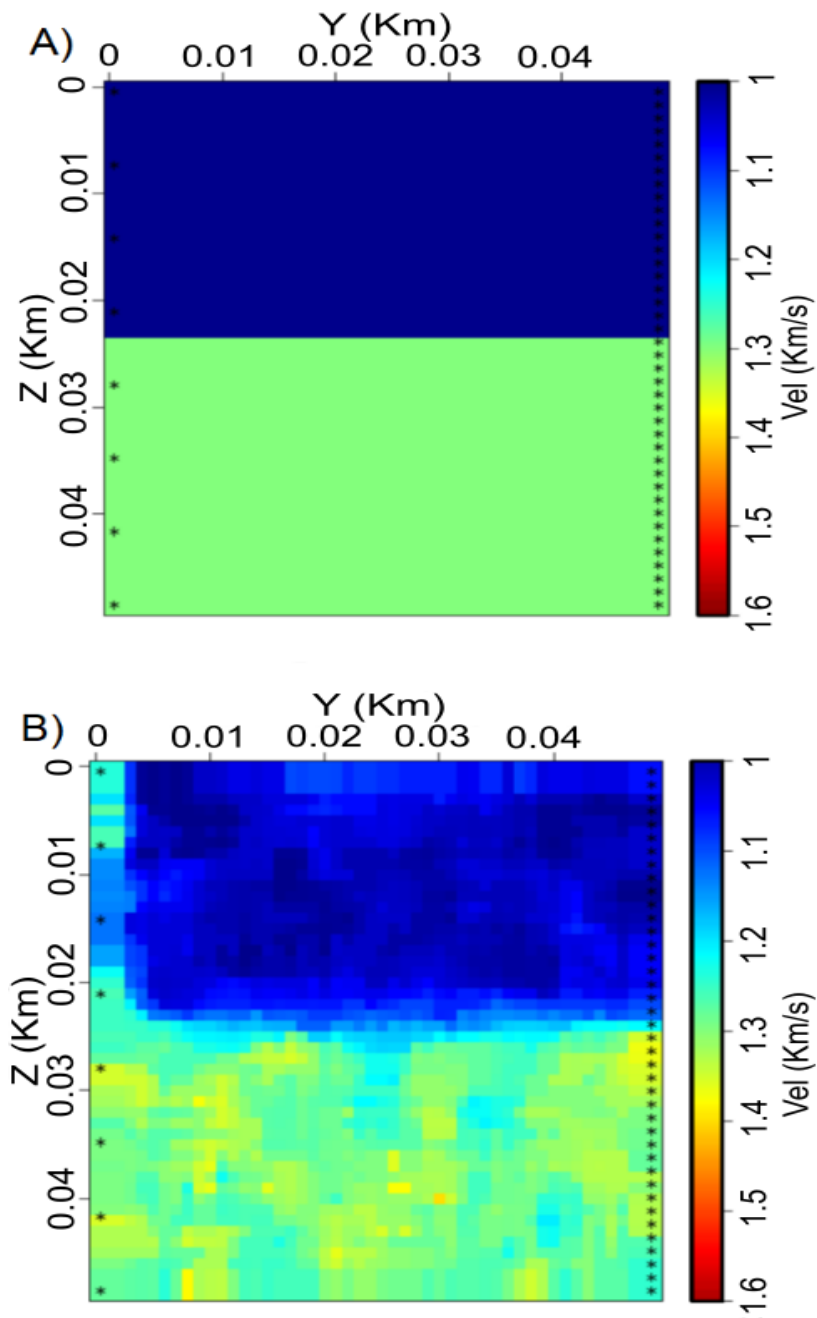
Para las pruebas utilizando el criterio de Moscato y Fontanari (1990), se utilizó las mismas dimensiones del modelo, junto con la misma configuración de fuentes y receptores, con una disminución en el número de iteraciones en el espacio de los modelos a 5000, esto debido a que se alcanzó la estabilidad del error en un menor rango de exploración. Inicialmente se usaron tres modelos que replican las características utilizadas para el criterio de Metrópolis:

- Modelo de dos capas con velocidad de 1000 m/s para la capa superior y 1300 m/s para la capa inferior (ver **Error! Reference source not found.**).
- Modelo homogéneo con velocidad de 950 m/s y una anomalía de velocidad puntual de 1350 m/s (ver **Error! Reference source not found.**).
- Modelo de 4 cubos de velocidad en la horizontal y vertical que van de los 1000 a los 1300 m/s (ver **Error! Reference source not found.**)

Para estas pruebas se obtuvo una buena aproximación al modelo teórico, teniendo un problema similar al observado en el criterio de Metrópolis, en las fronteras del modelo.

Figura 9

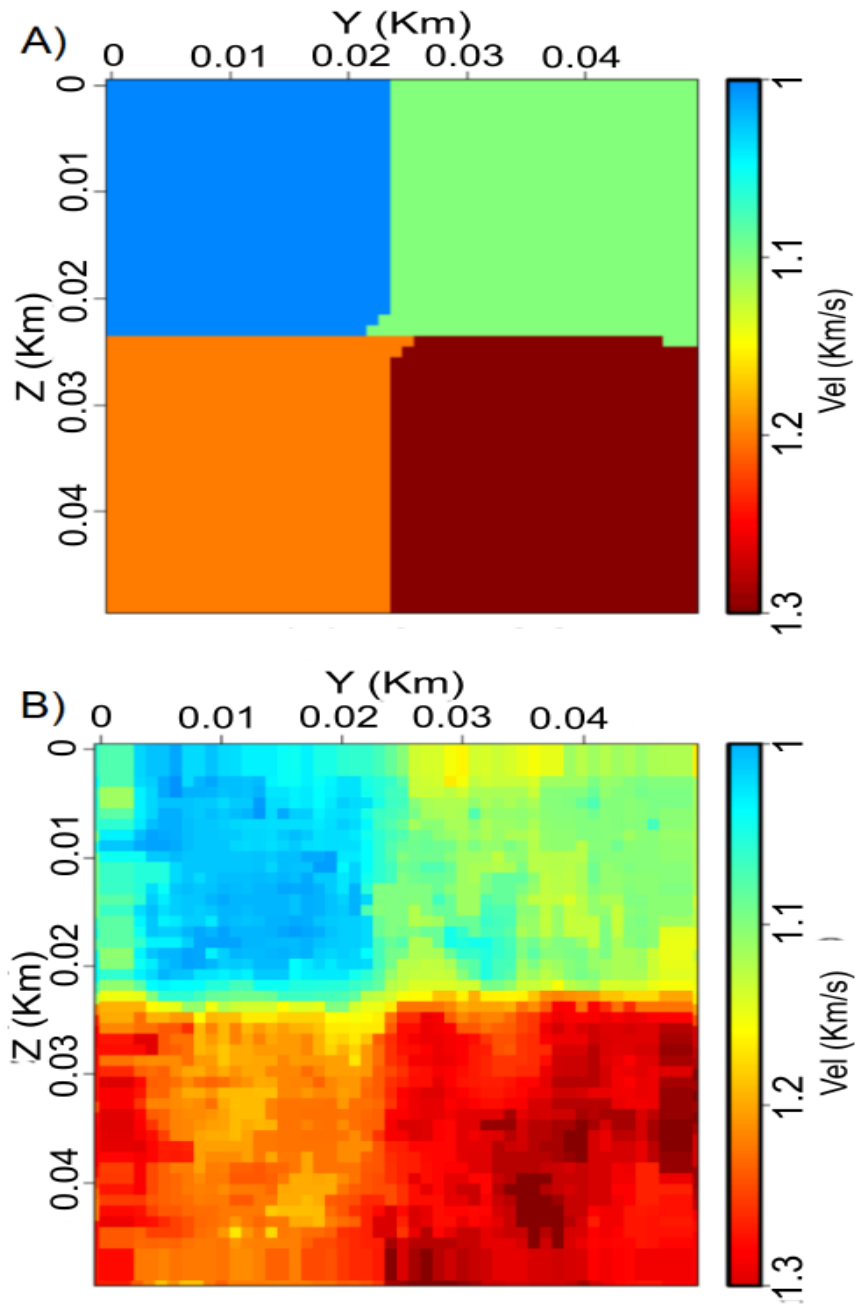
Modelo de 2 capas de velocidad.



Nota, **A)** Modelo sintético de dos capas de velocidad. **B)** Resultado del proceso de inversión.

Figura 10

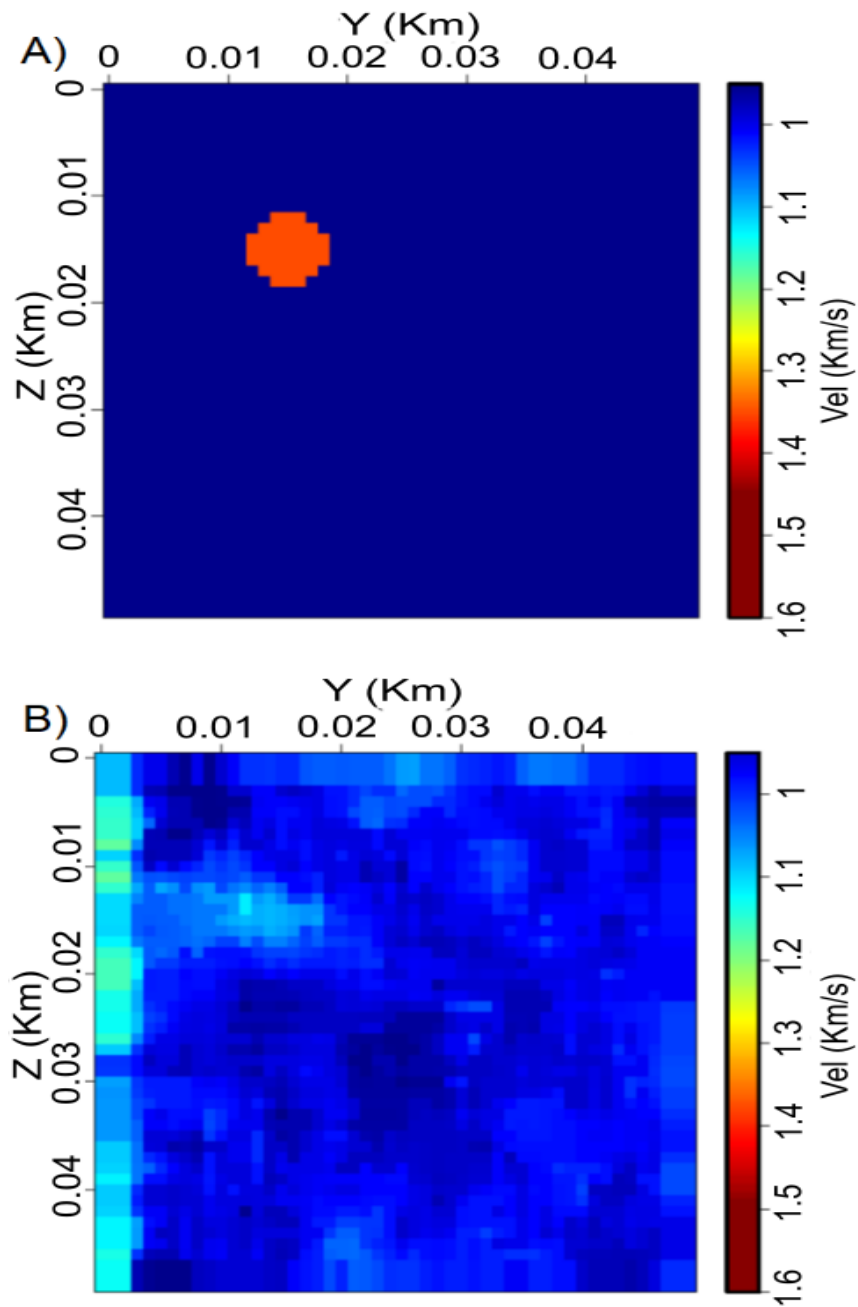
Modelo de 4 capas de velocidad.



Nota, **A)** Modelo sintético de 4 capas de velocidad. **B)** Resultado del proceso de inversión.

Figura 11

Modelo de anomalía de velocidad puntual.

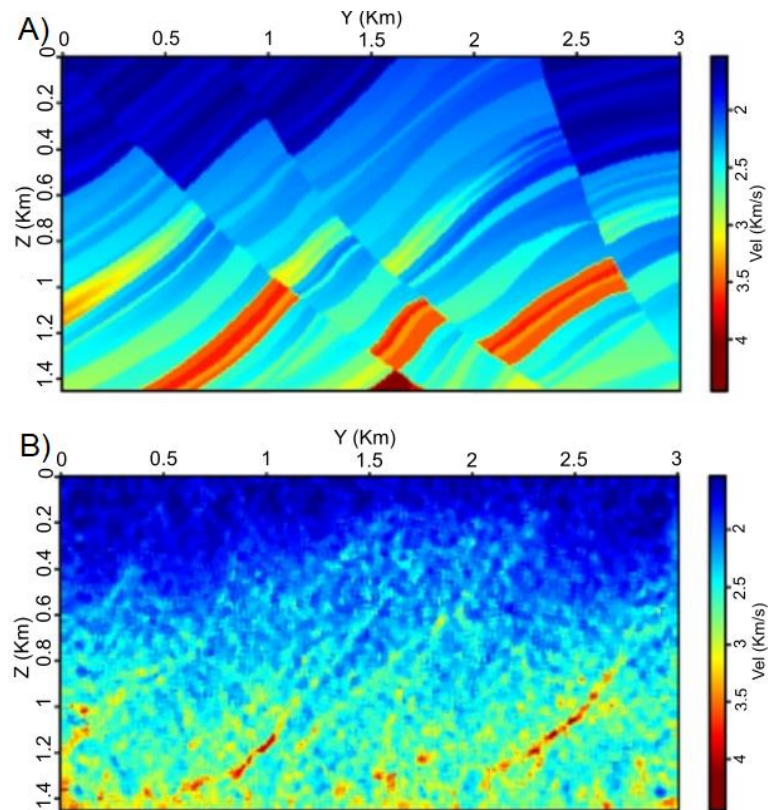


Nota, **A)** Modelo sintético con velocidad constante y una anomalía puntual. **B)** Resultado del proceso de inversión.

Dado estos resultados se realizó una prueba con un modelo de alta complejidad, correspondiente a una sección del Marmousi, de 3 km de largo y 1.5 km de profundidad, el cual es un modelo sintético generado por el instituto Francés del petróleo, con velocidades entre 1.5 km/s y 4.5 km/s (ver **Error! Reference source not found.**). Como se puede observar, el modelo resultante de la inversión, converge a una buena aproximación, resolviendo algunas variaciones de velocidad de los estratos y las zonas de falla, dando un resultado satisfactorio para un modelo tan complejo estructuralmente como el Marmousi

Figura 12

Modelo de velocidades Marmousi.



Nota, **A)** Modelo sintético Marmousi. **B)** Resultado del proceso de inversión.

2.3.3 S.A. Con datos de Campo.

Para esta prueba los datos suministrados corresponden a sísmica somera de primeros arribos de onda P, tomados en el municipio de Sotara, el cual forma parte de la cordillera central.

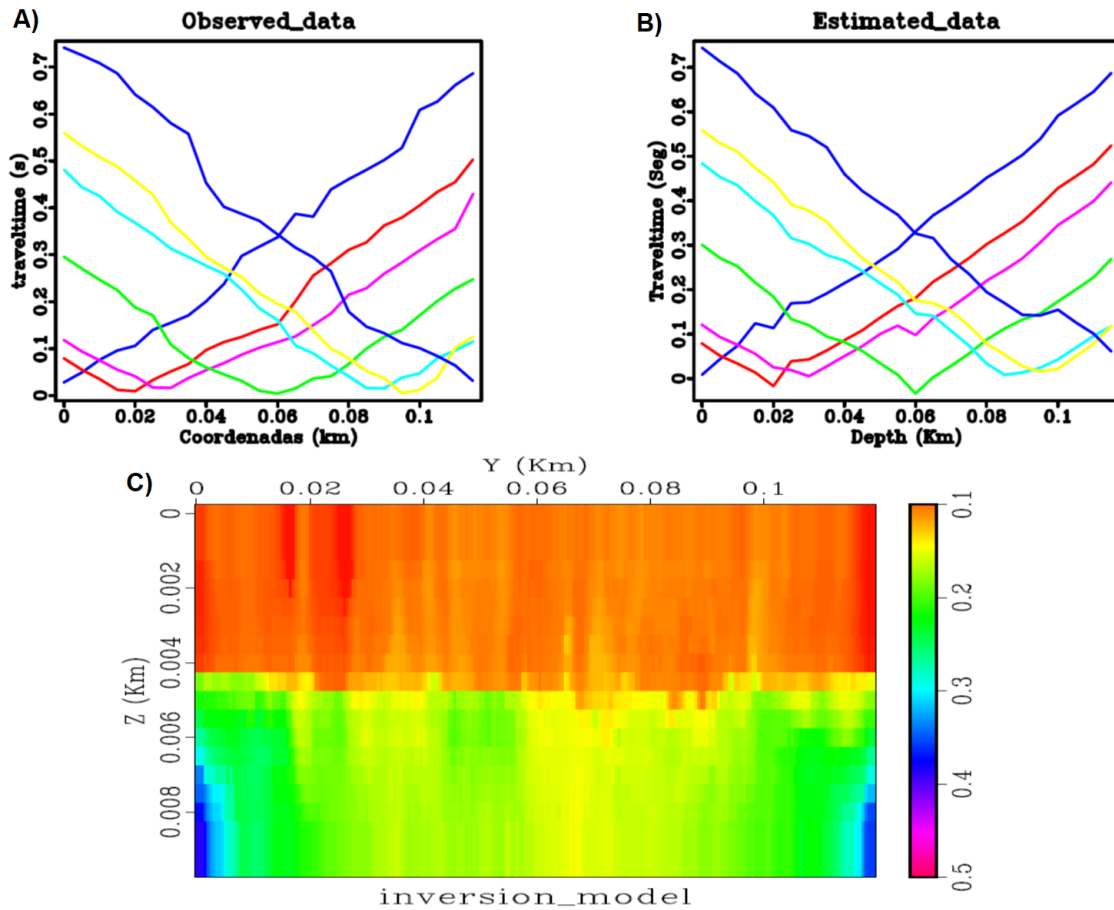
Para esta adquisición se realizaron 7 disparos con 24 canales para una cobertura de 120 m de longitud; para ello se corrieron unas pruebas iniciales donde se buscaba condicionar de la mejor forma el problema de inversión. Dicha prueba mostro que la zona de adquisición

corresponde a sedimentos no consolidados, lo cual genera bajas velocidades sísmicas, estableciendo así un rango de velocidades entre 0.1 - 0.5 km/s.

Se tomo como modelo de partida un modelo homogéneo de 0.2 km/s, explorando 4000 modelos por ciclo de temperatura, con 1400 ciclos de temperatura, obteniendo como resultado de la inversión un modelo de dos capas con una velocidad de 0.1 km/s para la primera capa y 0.2 km/s para la segunda capa (**Error! Reference source not found.**). Este resultado corresponde a un modelo coherente de velocidades de material no consolidado correspondiente a un perfil de suelo, siendo esta una interpretación satisfactoria en relación con lo observado en la geología de la zona.

Figura 13

Datos de Campo.



Nota, A) Valores de primeros arribos. A) Datos resultantes de la inversión. C) Modelo resultante del proceso de inversión.

2.3.3 S.A. en Paralelo.

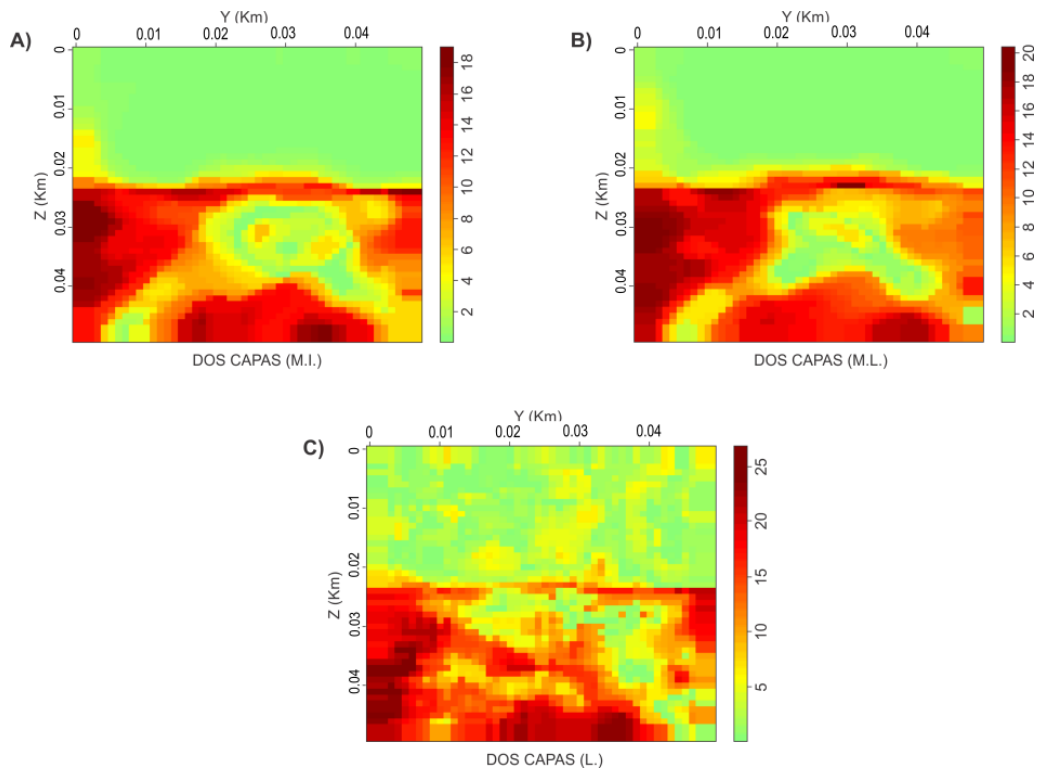
Para las siguientes pruebas se seleccionó el Clustering Algorithm for S.A. debido a su fácil implementación y a la efectividad al explorar el espacio de modelos, gracias a la interacción entre el Nodo Coordinador y Para estas pruebas se utilizó el criterio de Moscato y Fontanari (1990), manteniendo las dimensiones de modelo y el arreglo de fuentes y receptores. Sin

embargo, se realizaron dos pruebas, una prueba manteniendo el mismo número de iteraciones (5000 modelos y 1400 de temperatura) y otra disminuyendo el número de iteraciones (1000 modelos y 100 de temperatura). Esta metodología en paralelo fue aplicada para los siguientes modelos:

- Modelo de dos capas con velocidad de 1000 m/s para la capa superior y 1300 m/s para la capa inferior (ver **Error! Reference source not found.**).
- Modelo homogéneo con velocidad de 950 m/s y una anomalía de velocidad puntual de 1350 m/s (ver **Error! Reference source not found.**).
- Modelo de 4 cubos de velocidad en la horizontal y vertical que van de los 1000 a los 1300 m/s (ver **Error! Reference source not found.**).

Figura 14

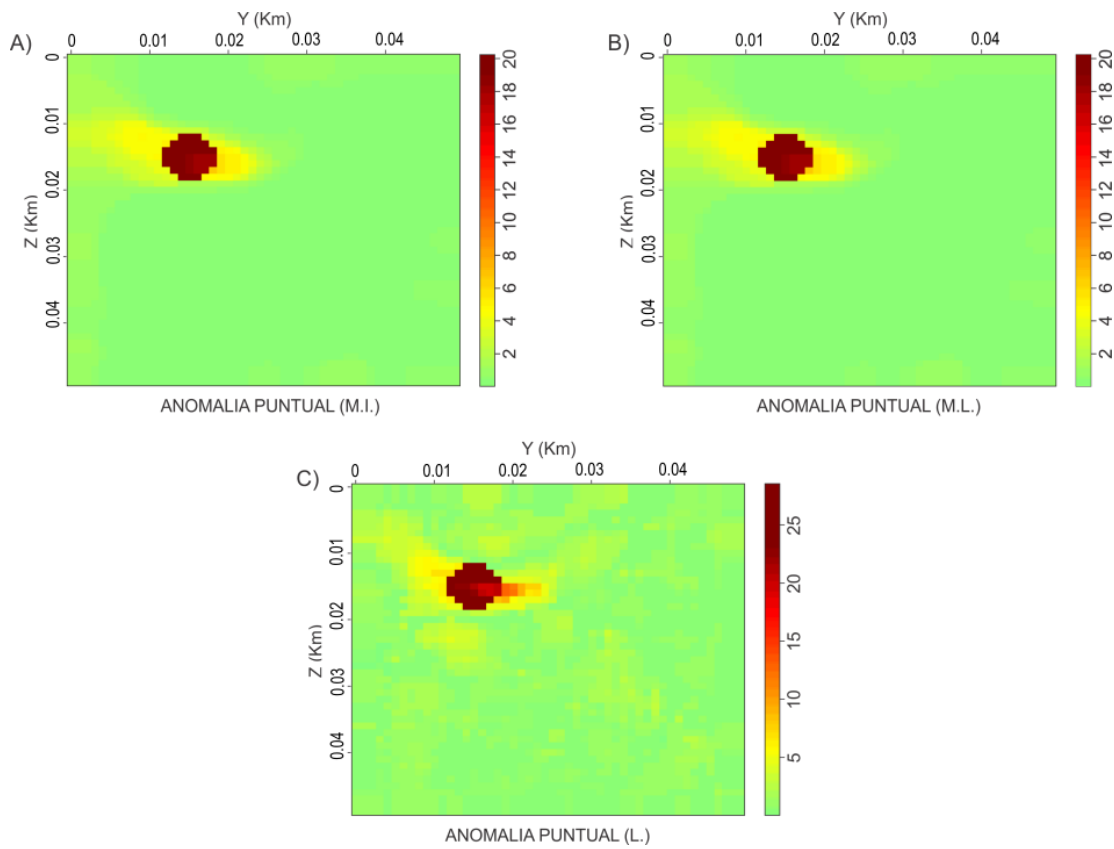
Error porcentual por celda para modelos de dos capas.



Nota, **A)** Modelo en paralelo con el mismo número de iteraciones, **B)** Modelo en paralelo con menor número de iteraciones y **C)** Modelo en secuencial.

Figura 15

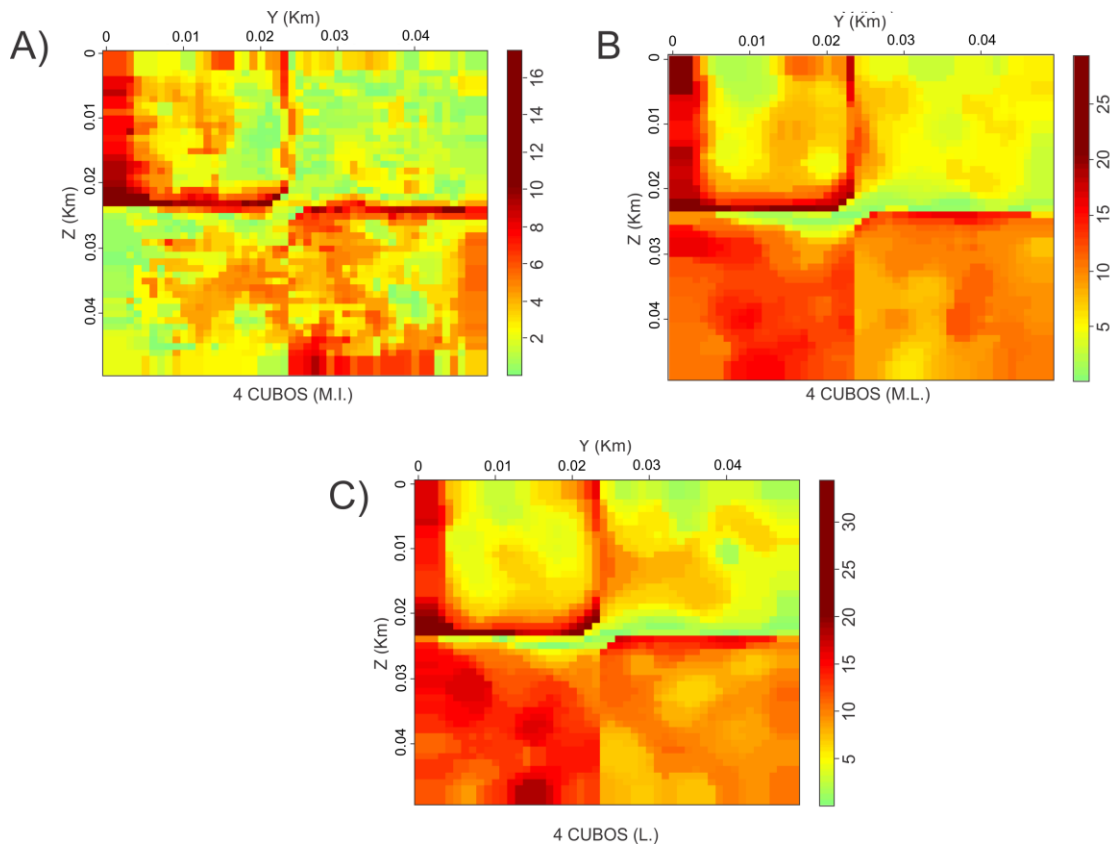
Error porcentual por celda para modelo homogéneo con anomalía puntual.



Nota, **A)** Modelo en paralelo con el mismo número de iteraciones, **B)** Modelo en paralelo con menor número de iteraciones y **C)** Modelo en secuencial.

Figura 16

Error porcentual por celda para modelo de cuatro capas.



Nota, **A)** Modelo en paralelo con el mismo número de iteraciones, **B)** Modelo en paralelo con menor número de iteraciones y **C)** Modelo en secuencial.

2.3 Discusión de Resultados.

Un aspecto crucial en la implementación del método Simulated Annealing, es seleccionar los parámetros óptimos para el problema que se desea abordar; existen tres métodos de enfriamiento utilizados ampliamente en diferentes problemas físicos y geofísicos, que son: $T = T * 0.99$, $T = T_0/k$ y $T = T_0/(\ln(K+1))$. Teniendo en cuenta los problemas abordados en el presente estudio, se pudo observar que para $T = T * 0.99$, el enfriamiento es lo suficientemente

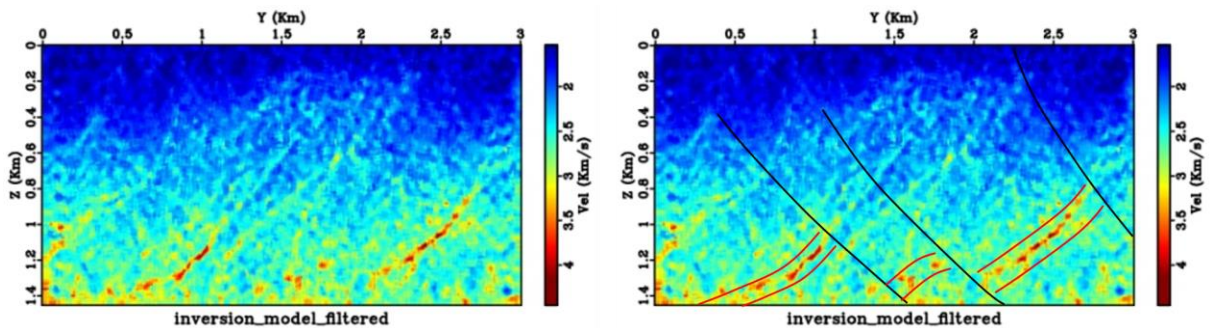
lento, lo que permite la aceptación de modelos con errores mayores; pero a medida que los valores de temperatura van disminuyendo, tanto el error como los saltos tienden a disminuir, hasta que el error tiende a estabilizarse (ver **Error! Reference source not found.** A). Al observar el comportamiento del error para el descenso de temperatura, usando como criterio $T = T_0/k$ y $T = T_0/(\ln(K + 1))$ (ver **Error! Reference source not found.** B y C), se observa que la aleatoriedad en los valores del error se mantiene, lo cual indica que al finalizar las iteraciones propuestas para las pruebas en el espacio de los modelos, aún se están aceptando modelos con errores relativamente altos; esto, debido a que los valores de temperatura para el método de Ln, descienden muy lento y no han alcanzado valores lo suficientemente bajos, que restrinjan la aleatoriedad de los modelos y reduzcan así mismo el espacio de aceptación de los mismos; mientras que en el caso de $T = T_0/k$, el descenso es muy acelerado, por lo cual no alcanza a explorar bien el espacio de modelos.

Como se puede observar en las pruebas anteriores, utilizando el criterio de Moscato y Fontanari (1990), se obtuvo una buena aproximación al modelo sintético con una menor exploración en el espacio de modelos que con el criterio de Metropoli (Figura 9), además de la resolución de modelos más complejos como es el caso del Marmousi (Figura 10); esto debido en parte a que el criterio de Metropoli permite una mayor aceptación de modelos con altos errores, inclusive en estados de baja energía, lo que dificulta la convergencia a un mejor resultado; a pesar que el método propuesto Moscato y Fontanari (1990), permite la aceptación de modelos con errores altos, a medida que la temperatura disminuye dificulta aún más la aceptación de un modelo que se aleje del mínimo error, esto permite que se obtenga un resultado adecuado en un menor tiempo.

Para el caso del criterio de Metropoli, se aprecia que al utilizar modelos relativamente complejos de velocidad (**Error! Reference source not found.**), el sistema tiende a fallar sin encontrar una buena aproximación al modelo teórico; mientras que en el caso del criterio de aceptación de Moscato y Fontanari (1990), al realizar pruebas para un modelo mucho más complejo como es el caso del Marmousi (**Error! Reference source not found.**), se obtiene una buena aproximación al dato sintético, en la parte interpretada se logra observar cómo resuelve algunas de las anomalías de velocidad (**Error! Reference source not found.**), resaltando estructuras como las fallas y los cambios más marcados de velocidad de los horizontes.

Figura 17

Resultado de inversión del Modelo de Marmousi.



Nota, A la izquierda, se encuentra el resultado de la inversión y en la parte derecha se observa una pequeña interpretación geológica.

La paralelización de un algoritmo tiene como objetivo optimizar las tareas para mejorar la eficiencia y obtener mejores resultados. Sin embargo, el Simulated Annealing (SA), por su propia configuración, es un método difícil de optimizar en paralelo debido a que los cálculos de la mayoría de los parámetros son dependientes entre sí. Por ello, el principal beneficio de la

optimización de este algoritmo radica en ampliar el rango de exploración del espacio de soluciones. Debido a la aleatoriedad introducida en la generación de los modelos, no se puede garantizar que los diferentes nodos no exploren los mismos modelos, lo que podría generar redundancia en las soluciones evaluadas. Además, la paralelización introduce una sobrecarga adicional relacionada con la coordinación entre los distintos procesos o nodos, lo que puede limitar la eficiencia, especialmente cuando los recursos computacionales necesarios para dicha coordinación son elevados en comparación con el costo de las evaluaciones de los modelos. Los resultados obtenidos en las pruebas con los modelos base (ver **Error! Reference source not found.**, **Error! Reference source not found.** y **Error! Reference source not found.**) muestran una reducción poco significativa del error por celda. Por tanto, la implementación del algoritmo en paralelo no ofrece un rendimiento satisfactorio en relación con el alto costo computacional que implica.

3. Conclusiones

Para el problema que aborda el presente trabajo, de acuerdo con las pruebas realizadas, y teniendo en cuenta criterios como el espacio de modelos revisado y la convergencia del resultado, se observa que en la implementación del Simulated Annealing, resultan óptimos, un descenso en la temperatura mediante el criterio $T=T*0.99$ (Figura 1), el cual permite una disminución lenta en la temperatura sin aumentar sustancialmente el tiempo de cómputo, y una temperatura inicial no tan alta, que evite una pérdida de tiempo en la búsqueda en altos estados energéticos.

El Simulated Annealing fue implementado inicialmente teniendo en cuenta el criterio de Metropoli, el cual tiene una mayor aceptación de modelos incluso en estados de energía baja, ya que depende de una probabilidad aleatoria ($P > r$ donde r corresponde un aun valor aleatorio entre 0 y 1); esta implementación, permitió resolver varios modelos con complejidad baja a media, teniendo mayores errores en las zonas de frontera de los modelos y zonas de cambios de velocidad; sin embargo, al intentar modelar estructuras sintéticas que se asemejan a estructuras geológicas donde se encuentran cambios abruptos de pendientes y de velocidad, el algoritmo falla debido posiblemente a los fuertes contrastes entre la información de velocidades.

Debido a lo anterior, se realizaron más pruebas aplicando el criterio de aceptación de modelos propuesto por Moscato y Fontanari (1990), el cual permite la aceptación de modelos que se alejan de una solución adecuada al problema, en los estados más altos de energía; sin embargo, al acercarse a la estabilidad energética, el criterio hace más difícil la aceptación de modelos que se alejen de la función objetivo; estas pruebas se realizaron en modelos sintéticos iguales a los utilizados para el criterio de Metropoli, obteniendo excelentes resultados, incluso con una menor exploración en el espacio de modelos. De acuerdo con estos resultados óptimos, se realizaron pruebas mucho más complejas como es el caso de un segmento del Marmousi, el cual tuvo una respuesta satisfactoria, obteniendo una buena aproximación al modelo objetivo, con una mejor respuesta a los fuertes contrastes de velocidad y de pendientes entre los horizontes (ver **Error! Reference source not found.**).

Por último, se paralelizo el código con el criterio de Moscato and Fontanari (1990) [18], para observar si el aumento de procesadores en la exploración en el espacio de modelos, genera

una mejora sustancial en la aproximación del modelo experimental al modelo teórico; sin embargo, a pesar de que se observa una mejoría en cuanto al error porcentual, si no se cuenta con equipos con características adecuadas, no es tan importante el uso del método en paralelo, ya que el modelo en ambos casos resuelve de forma adecuada, mostrando para la mayoría de los eventos, una mejora en el error no mayor al 2% en algunas celdas y no como tal en la totalidad del modelo.

4. Recomendaciones

La metodología implementada en este estudio presenta una estrategia eficiente para reducir el número de iteraciones y minimizar el esfuerzo computacional, optimizando el proceso de aceptación de modelos en estados energéticos bajos. Los resultados obtenidos destacan el potencial del Simulated Annealing (SA) como una herramienta robusta en la solución de problemas inversos, gracias a su capacidad para explorar globalmente el espacio de soluciones y evitar mínimos locales. Siendo recomendable una implementación de éste, en conjunto con un método local; así pues, el Simulated Annealing podrá dar un buen modelo de partida, para alimentar el método local y poder obtener un resultado mucho mejor.

Estos algoritmos híbridos han sido implementados exitosamente demostrando resultados sobresalientes en la inversión sísmica de grandes volúmenes de datos. Aprovechando la capacidad de exploración global de SA, lo que permite generar modelos de partida más robustos y evitando la convergencia en mínimos locales (Mendes et al., 2024).

Referencias Bibliográficas

- Akbar, A. F., Nugraha, A. D., Sule, R., & Juanda, A. A. (2013, September). Hypocenter determination using simulated annealing, updated 1D seismic velocity model and focal mechanism analysis. In *AIP Conference Proceedings* (Vol. 1554, No. 1, pp. 285-289). American Institute of Physics.
- Ammon, C. J., & Vidale, J. E. (1993). Tomography without rays. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 83(2), 509-528.
- Bohachevsky, I. O., Johnson, M. E., & Stein, M. L. (1986). Generalized simulated annealing for function optimization. *Technometrics*, 28(3), 209-217.
- Bois, P., La Porte, M., Lavergne, M., & Thomas, G. (1972). Well-to-well seismic measurements. *Geophysics*, 37(3), 471-480.
- Bregman, N. D. (1986). *Tomographic inversion of crosshole seismic data* (Doctoral dissertation).
- Chunduru, R. K., Sen, M. K., & Stoffa, P. L. (1997). Hybrid optimization methods for geophysical inversion. *Geophysics*, 62(4), 1196-1207.
- Eglese, R. W. (1990). Simulated annealing: a tool for operational research. *European journal of operational research*, 46(3), 271-281.

- Geng, X., Chen, Z., Yang, W., Shi, D., & Zhao, K. (2011). Solving the traveling salesman problem based on an adaptive simulated annealing algorithm with greedy search. *Applied Soft Computing*, *11*(4), 3680-3689.
- Göktürkler, G., & Balkaya, Ç. (2010). Traveltime tomography of crosshole radar data without ray tracing. *Journal of Applied Geophysics*, *72*(4), 213-224.
- Guo, Q., Zhang, H., Tian, J., Liang, L., & Shang, Z. (2018). A nonlinear multiparameter prestack seismic inversion method based on hybrid optimization approach. *Arabian Journal of Geosciences*, *11*, 1-13.
- Hema, G., Maurya, S. P., Kant, R., Singh, A. P., Verma, N., Singh, R., & Singh, K. H. (2024). Enhancement of CO₂ monitoring in the Sleipner field (North Sea) using seismic inversion based on simulated annealing of time-lapse seismic data. *Marine and Petroleum Geology*, *167*, 106962.
- Huang, X., & Kelkar, M. (1996). Seismic inversion using heuristic combinatorial algorithm: A hybrid scheme. In *SEG Technical Program Expanded Abstracts 1996* (pp. 1963-1966). Society of Exploration Geophysicists.
- Ivansson, S. V. E. N. (2005). Seismic borehole tomography—theory and computational methods. *Proceedings of the IEEE*, *74*(2), 328-338.
- Lin, Y., Bian, Z., & Liu, X. (2016). Developing a dynamic neighborhood structure for an adaptive hybrid simulated annealing–tabu search algorithm to solve the symmetrical traveling salesman problem. *Applied Soft Computing*, *49*, 937-952.
- Ma, X. Q. (2002). Simultaneous inversion of prestack seismic data for rock properties using a global simulated annealing. *Geophysics*, *67*(6), 1877-1885.

- Mendes, R., Kaelin, B., Martínez-Sansigre, A., Barbosa, V. C., Bentes, C., & Amorim, C. L. (2024). Faster determination of an initial velocity model for full-waveform inversion based on simulated annealing. *Geophysics*, *89*(3), R187-R198.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H., & Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *The journal of chemical physics*, *21*(6), 1087-1092.
- Moscato, P., & Fontanari, J. F. (1990). Stochastic versus deterministic update in simulated annealing. *Physics Letters A*, *146*(4), 204-208.
- Mosegaard, K., & Vestergaard, P. D. (1991). A simulated annealing approach to seismic model optimization with sparse prior information. *Geophysical Prospecting*, *39*(5), 599-611.
- Mundim, K. C., Lemaire, T. J., & Bassrei, A. (1998). Optimization of non-linear gravity models through generalized simulated annealing. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, *252*(3-4), 405-416.
- Nguyen, L. T., & Nestorović, T. (2016). Unscented hybrid simulated annealing for fast inversion of tunnel seismic waves. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, *301*, 281-299.
- Otubamowo, K., Egunjobi, T. O., & Adewole, A. P. (2012). A comparative study of simulated annealing and genetic algorithm for solving the travelling salesman problem.
- Pullammanappallil, S. K., & Louie, J. N. (1994). A generalized simulated-annealing optimization for inversion of first-arrival times. *Bulletin of the Seismological Society of America*, *84*(5), 1397-1409.

- Ry, R. V., & Nugraha, A. D. (2014). Improve Micro-Earthquake Hypocenter using Simulated Annealing and Travel Time Tomography Inversion in Geothermal Exploration. In *3rd ITB Geothermal Workshop 2014*.
- Sen, M. K., & Stoffa, P. L. (2013). *Global optimization methods in geophysical inversion*. Cambridge University Press.
- Sheehan, J. R., Doll, W. E., & Mandell, W. A. (2005). An evaluation of methods and available software for seismic refraction tomography analysis. *Journal of Environmental & Engineering Geophysics*, *10*(1), 21-34.
- Steck, L. K. (1995). Simulated annealing inversion of teleseismic P-wave slowness and azimuth for crustal velocity structure at Long Valley Caldera. *Geophysical research letters*, *22*(4), 497-500.
- Tran, K. T., & Hiltunen, D. R. (2011). Inversion of first-arrival time using simulated annealing. *Journal of Environmental & Engineering Geophysics*, *16*(1), 25-35.
- Weber, Z. (2000). Seismic travelttime tomography: a simulated annealing approach. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, *119*(1-2), 149-159.
- White, D. J. (1989). Two-dimensional seismic refraction tomography. *Geophysical Journal International*, *97*(2), 223-245.
- Wong, J., Hurley, P., & West, G. F. (1983). Crosshole seismology and seismic imaging in crystalline rocks. *Geophysical research letters*, *10*(8), 686-689.
- Zhao, L. S., Sen, M. K., Stoffa, P., & Frohlich, C. (1996). Application of very fast simulated annealing to the determination of the crustal structure beneath Tibet. *Geophysical Journal International*, *125*(2), 355-370.

