

19



OFICINA ESPAÑOLA DE  
PATENTES Y MARCAS

ESPAÑA



11 Número de publicación: **3 015 233**

51 Int. Cl.:

**G01V 20/00**

(2014.01)

12

TRADUCCIÓN DE PATENTE EUROPEA

T3

96 Fecha de presentación y número de la solicitud europea: **23.07.2021** **E 21382674 (6)**

97 Fecha y número de publicación de la concesión europea: **08.01.2025** **EP 4123343**

54 Título: **Método para reconstruir al menos una traza en una imagen sísmica**

45 Fecha de publicación y mención en BOPI de la  
traducción de la patente:  
**30.04.2025**

73 Titular/es:

**REPSOL, S.A. (50.00%)**  
**Méndez Álvaro 44**  
**28045 Madrid, ES y**  
**ADVANCED GEOPHYSICAL TECHNOLOGY INC.**  
**(50.00%)**

72 Inventor/es:

**NADUKANDI, PRASHANTH;**  
**VARGAS MENDOZA, PABLO ENRIQUE;**  
**FERNÁNDEZ PRIETO, SANTIAGO;**  
**OCAMPO BOTERO, GERMAN;**  
**HU, WENYI;**  
**WANG, SHIRUI y**  
**YUAN, PENGYU**

74 Agente/Representante:

**ARIAS SANZ, Juan**

ES 3 015 233 T3

Aviso: En el plazo de nueve meses a contar desde la fecha de publicación en el Boletín Europeo de Patentes, de la mención de concesión de la patente europea, cualquier persona podrá oponerse ante la Oficina Europea de Patentes a la patente concedida. La oposición deberá formularse por escrito y estar motivada; sólo se considerará como formulada una vez que se haya realizado el pago de la tasa de oposición (art. 99.1 del Convenio sobre Concesión de Patentes Europeas).

## DESCRIPCIÓN

Método para reconstruir al menos una traza en una imagen sísmica

### Campo de la invención

5 La presente invención se refiere a un método para reconstruir al menos una traza en una imagen sísmica de un receptor común y el dominio de tiempo, comprendiendo la imagen trazas en el dominio de tiempo con datos sísmicos y una o más trazas que van a reconstruirse.

Un primer aspecto de la invención es un método que se caracteriza por un uso específico de una red neuronal convolucional entrenada con un enfoque de aprendizaje no supervisado con un campo receptivo modificado.

10 Un segundo aspecto de la invención es un método de desmezclado (*deblending*) basado en el uso de un método de reconstrucción según el primer aspecto de la invención aplicado a una etapa de reducción de ruido de un proceso de desmezclado que permite una adquisición de datos muy eficaz mientras se mantiene un conjunto de datos de salida de alta calidad después de procesarse según el primer y/o segundo aspectos de la invención.

### Técnica anterior

15 Uno de los campos técnicos con un desarrollo más intensivo es en el campo de la adquisición de datos sísmicos puesto que los costes de exploración diarios son muy altos.

Los datos sísmicos se distribuyen y muestrean ocasionalmente de manera uniforme. En adquisiciones marinas, los datos sísmicos son a menudo dispersos en una dirección y densos en la otra. La irregularidad en la distribución espacial de datos marinos es inevitable debido a la deriva del cable.

20 En adquisiciones de datos sísmicos terrestres, un gran número de trazas defectuosas no son inusuales, y también son comunes grandes lagunas de datos debido a diversas restricciones de adquisición.

25 Cuando se aplican directamente herramientas de procesamiento sísmico convencionales en estos datos, se esperan solapamientos severos y artefactos fuertes. La degradación de la calidad de imagen resultante conduce además a un deterioro del análisis de amplitud frente a desplazamiento (AVO), desequilibrio de densidad de rayos en tomografía de velocidad, y gradientes divergentes en la actualización de la inversión de forma de onda completa (FWI).

Se plantea un primer reto técnico, que consiste en la reconstrucción de los datos recopilados en un sistema reticulado de manera densa y uniforme.

30 Se han dado a conocer métodos de interpolación basados en aprendizaje automático como más precisos y requieren menos intervención humana en comparación con los métodos de interpolación tradicionales. Algunos de estos métodos son métodos de aprendizaje supervisado que necesitan conjuntos de datos sísmicos etiquetados (en los que el conjunto de datos sísmicos etiquetado se interpreta en este contexto como un conjunto de datos en el que para cada dato sísmico con lagunas se conoce el valor verdadero de las trazas ausentes) y no generalizan bien a nuevos conjuntos de datos diezmados/con lagunas (conjunto de prueba) con diferentes características al conjunto de datos de entrenamiento. Los métodos de aprendizaje no supervisado existentes entrenan modelos generativos a partir de ruido aleatorio que tiene la desventaja de que el resultado de la interpolación no es invariante con respecto a la inicialización del ruido aleatorio, y el conocimiento de interpolación aprendido es difícil de transferir a través de diferentes imágenes de recopilación de tiros. Es decir, cada imagen diezmada de recopilación de tiros requiere un generador de ruido aleatorio individual en el que el tiro es el término bien conocido usado para una fuente sísmica.

40 Una interpolación de recopilación de un único tiro sin información de tiros vecinos es un problema de prueba que representa un reto.

45 Adicionalmente, en adquisiciones sísmicas tradicionales, las respuestas a diferentes fuentes sísmicas se recogen por separado. Las interferencias entre respuestas sísmicas se evitan usando grandes intervalos de tiempo, normalmente de unos pocos segundos a 30 segundos, entre tiros consecutivos. Tales métodos de adquisición de fuentes independientes incurren en altos costes operativos debido al tiempo y esfuerzos prolongados de estudio. El objetivo de mejorar la eficiencia motivó el desarrollo de la adquisición de fuentes simultáneas.

Se logra una adquisición combinada más densa en un tiempo de estudio reducido disparando múltiples tiros usando un esquema de oscilaciones de tiempo aleatorias dentro de un intervalo de tiempo relativamente corto. Sin embargo, es necesario el desmezclado para separar los datos de adquisición de fuentes simultáneas en respuestas de una única fuente para facilitar el análisis posterior a la adquisición.

50 El desmezclado es un problema subdeterminado y una primera aproximación se basa en emplear un denominado pseudodesmezclado para obtener una solución usando el método de mínimos cuadrados. Desafortunadamente, el método de pseudodesmezclado no es eficaz para eliminar interferencias no deseadas provocadas por el mezclado de ruidos.

Trabajos recientes en métodos de desmezclado se centraron o bien en atenuar el ruido de mezclado usando estrategias basadas en filtros o bien en separar las fuentes directamente formulándolo como un problema de inversión.

5 Por tanto, un reto adicional es desarrollar un método de desmezclado eficaz para desacoplar datos de adquisición de fuentes simultáneas.

La presente invención es un método para reconstruir al menos una traza en una imagen sísmica que resuelve el primer problema planteado y, puede usarse además para desmezclar datos sísmicos.

10 Se conoce el artículo dado a conocer "Deep Learning for Irregularly and Regularly Missing 3-D Data Reconstruction", IEEE TRANSACTION ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, IEEE, EE.UU., vol. 59, n.º 7, julio de 2021, páginas 6244-6265.

También se conoce la solicitud de patente n.º US2005/222774 A1 (Dulac Jean-Claude et. al.), que da a conocer un método, dispositivo y paquete de software para suavizar una propiedad del subsuelo.

### Descripción de la invención

15 Un primer aspecto de la invención es un método para reconstruir al menos una traza en una imagen sísmica de un receptor común o, cuando los receptores están espaciados de manera uniforme, un receptor de punto medio común o un receptor de desplazamiento común; y, el dominio de tiempo, comprendiendo la imagen trazas en el dominio de tiempo con datos sísmicos adquiridos de un estudio y al menos una traza que va a reconstruirse. El receptor de punto medio común también se conoce como recopilación de punto medio común y el receptor de desplazamiento común también se conoce como recopilación de desplazamiento común.

20 El método supera el inconveniente identificado llevando a cabo las siguientes etapas:

- desplegar una red neuronal convolucional para predecir una traza, comprendiendo la red neuronal convolucional al menos una capa, en el que la al menos una capa de la red neuronal convolucional comprende una función núcleo con un campo receptivo de traza ciega que cubre trazas adyacentes;
- 25 - entrenar la red neuronal convolucional usando una pluralidad de trazas de la imagen sísmica, cubriendo el campo receptivo de traza ciega de la función núcleo trazas adyacentes con datos, pero no cubriendo la traza ubicada en la posición de la traza que va a reconstruirse;
- introducir la imagen sísmica en la red neuronal convolucional que predice el valor de la al menos una traza que va a reconstruirse;
- 30 - asignar el valor predicho de la al menos una traza que va a reconstruirse en la imagen sísmica en la ubicación de dicha traza que va a reconstruirse.

Una traza sísmica es una respuesta en serie de tiempo a fuentes sísmicas registradas en una posición de receptor. Según la técnica anterior, cuando la adquisición se lleva a cabo con fuentes independientes, los datos sísmicos en el dominio de tiempo pueden representarse como una matriz multidimensional  $P_{ijk}^b = (x_i^s, x_j^r, t_k)$ ; donde  $x_i^s$  es la posición de la fuente  $i$ -ésima,  $x_j^r$  es la posición del receptor  $j$ -ésimo y  $t_k$  es la  $k$ -ésima muestra de tiempo.

35 La forma de la matriz  $P$   $n_s \times n_r \times n_t$  donde  $n_s$  es el número de tiros no mezclados,  $n_r$  es el número de receptores y  $n_t$  es la longitud de la serie de tiempo.

40 El orden de los índices en la matriz  $P$  puede tomarse en orden diferente, lo importante es que un índice esté relacionado con los receptores, otro índice esté relacionado con las fuentes y el índice restante esté relacionado con el tiempo. Cualquier otro orden dará como resultado operaciones que deben tener en cuenta el orden de los índices. Las operaciones que conducen al mismo resultado intercambiando este orden pero que concuerdan con el orden elegido se consideran equivalentes.

45 La matriz  $P$  puede representarse como un volumen tridimensional donde, por ejemplo, el eje de tiempo es vertical. A partir de esta matriz, es posible definir al menos dos conjuntos de imágenes 2D, las correspondientes a los valores determinados por planos paralelos a los ejes de tiempo y de número receptor y las correspondientes a los valores determinados por planos paralelos a los ejes de tiempo y número de fuente. El primer conjunto se identifica como un dominio de tiempo y tiro común y el segundo conjunto se identifica como dominio de tiempo y receptor común. Adicionalmente, es posible definir dos conjuntos de imágenes 2D, las correspondientes a los valores determinados por planos paralelos al eje de tiempo y sumas constantes de los números de fuente y receptor, y las correspondientes a los valores determinados por planos paralelos al eje de tiempo y diferencias constantes de los números de fuente y receptor. En la frase anterior, el primer conjunto se identifica como dominio de tiempo y punto medio común y el segundo conjunto se identifica como dominio de tiempo y desplazamiento común. Estos dos

planos pueden definirse cuando los receptores están espaciados de manera uniforme.

Según el primer aspecto de la invención, dada una imagen de receptor común y de dominio de tiempo extraída de un conjunto de datos adquiridos que comprende trazas en el dominio de tiempo con datos sísmicos y al menos una traza que va a reconstruirse, el método proporciona una imagen reconstruida.

5 Según la primera etapa, se despliega una red neuronal convolucional destinada a predecir una traza que va a reconstruirse. Por ejemplo, una traza que no está disponible del conjunto de datos adquirido de un estudio sísmico. La red neuronal convolucional comprende al menos una capa y la al menos una capa comprende una función núcleo con un campo receptivo de traza ciega que cubre trazas adyacentes excluyendo la traza cuyo campo receptivo está considerándose.

10 Los valores de imagen son valores discretos que corresponden a un valor de tiempo discreto y un valor discreto que identifica o bien el número de posición del receptor o bien el número de fuente. A partir de ahora se usará o bien el valor de matriz o bien el valor de píxel, entendiendo que su implementación es por medio de una imagen.

15 El campo de recepción de una traza de la al menos una capa será un subconjunto de la imagen de entrada si la capa es la primera capa o, si es una capa intermedia o la última capa, entonces será un subconjunto de un mapa de características obtenido en la salida de la capa inmediatamente anterior. En cualquier caso, una serie de datos de la imagen o del mapa de características según el eje de tiempo se considerará una traza. A lo largo de la descripción, el mapa de características se tratará como una imagen que comprende valores de píxel.

20 La función núcleo es una función que puede expresarse matemáticamente y, para un píxel de referencia dado, evalúa una expresión en función de los valores de píxel de un entorno delimitado proporcionando un valor escalar, el valor que da como resultado el píxel del mapa de características de salida en la posición del píxel de referencia. El dominio formado por los píxeles implicados en el argumento de la función, el entorno delimitado, define el campo receptivo.

25 Según la primera etapa, el argumento del campo receptivo no comprende píxeles de la traza ubicada en el píxel de referencia y, por tanto, sólo valores de trazas adyacentes. Según esta característica, el campo receptivo se identifica como un campo receptivo de traza ciega.

30 La red neuronal convolucional se entrena usando una pluralidad de trazas de la imagen sísmica, cubriendo el campo receptivo de traza ciega de la función núcleo trazas adyacentes con datos pero no cubriendo la traza localizada en la posición de la traza que va a reconstruirse. Como resultado, el método de aprendizaje puede clasificarse como no supervisado, puesto que la red neuronal convolucional se entrena sin la necesidad de etiquetar trazas o imágenes preseleccionadas.

35 Una vez que se ha entrenado la red neuronal convolucional, la imagen sísmica de un receptor común o, cuando los receptores están espaciados de manera uniforme, un receptor de punto medio común o un receptor de desplazamiento común y, el dominio de tiempo que comprende al menos una traza que va a reconstruirse se introduce en el mismo prediciendo el valor de dicha traza. El valor predicho de la traza que va a reconstruirse se asigna en la imagen sísmica en la ubicación donde se encontraba previamente dicha traza que iba a predecirse.

40 Aunque la función núcleo puede expresarse matemáticamente por medio de una función escalar con sus argumentos, esta función expresa la manera en la que la información se procesa y combina a partir de la información almacenada en la capa anterior. Por este motivo, esta función núcleo podría instanciarse en un programa informático por medio de una función ejecutable, pero también podría configurarse en un dispositivo estableciendo las conexiones y puertas lógicas apropiadas que combinen físicamente la información de una capa a la siguiente.

45 Según el primer aspecto de la invención, *la red neuronal convolucional es una red U-net*. La red U-net comprende capas de reducción de escala que proporcionan canales que permiten a la red obtener información de contexto que se propaga posteriormente a capas de mayor resolución en las capas de aumento de escala. Adicionalmente, se eligen redes neuronales basadas en la red U-net puesto que la imagen de entrada y la imagen de salida tienen el mismo tamaño.

Aplicar directamente una red neuronal basada en la red U-net como en la técnica anterior para optimizar la pérdida de entrenamiento no supervisado conducirá a una solución mínima local.

50 La estrategia según la presente realización impide el mínimo local puesto que al menos una capa es una capa ciega a la traza.

Según una realización, *la red U-net comprende al menos una capa de muestreo descendente, en el que la al menos una capa de muestreo descendente es la capa con una función núcleo con el campo receptivo de traza ciega*.

Como resultado, el campo receptivo de traza ciega se usa cuando la red U-net está generando información de contexto y, esta información de contexto se propaga a la capa de alta resolución con el fin de predecir trazas que

van a reconstruirse con una alta precisión. Se ha demostrado que usando el campo receptivo de traza ciega en capas de muestreo descendente, la traza predicha no se distorsiona a alta resolución y se predice con precisión.

Según el primer aspecto de la invención, *el campo receptivo de traza ciega de la función núcleo se determina mediante las siguientes etapas de procesamiento:*

- 5           - *limitar el campo receptivo para cubrir un lado según la dirección de la traza;*
- *duplicar la imagen que va a introducirse en el campo receptivo dando como resultado una primera copia de la imagen y una segunda copia de la imagen, haciéndose rotar la segunda copia de la imagen 180° con respecto a la primera copia de la imagen;*
- 10          - *la primera copia y la segunda copia de la imagen se introducen en el campo receptivo de la red U-net y las imágenes resultantes se combinan en una única imagen.*

Según estas características, se duplica la imagen introducida, haciéndose rotar una de las dos imágenes 180° con respecto a la otra imagen. Dado que el campo receptivo se ha limitado para cubrir un lado, la primera imagen permite procesar un lado de la imagen original y la segunda imagen permite procesar el otro lado de la imagen original de una manera muy eficiente.

- 15       En una realización preferida, el campo receptivo está limitado en el lado correspondiente a la dirección transversal en la que se almacenan los datos. Si las matrices se almacenan por filas, entonces el campo receptivo está limitado en la parte superior.

- 20       Una vez que se introducen la primera copia y la segunda copia de la imagen en la red U-net modificada, se producen dos nuevos mapas de características de salida de  $n$  canales; estos se combinan en una única imagen que comprende las trazas predichas. Según una realización preferida, los dos mapas de características de salida de  $n$  canales son mapas de características de salida de 32 canales.

- 25       Según una realización preferida, se aplica un desplazamiento de una fila a ambos mapas de características de salida para garantizar un campo receptivo de traza ciega antes de hacerlos rotar de vuelta y combinarlos. Según una realización preferida, las dos imágenes se combinan concatenando en primer lugar los dos mapas de características de salida en un mapa de características de  $2n$  canales seguido de dos etapas de convolución 1x1. Según la realización preferida, en la que los dos mapas de características de salida de  $n$  canales son mapas de características de salida de 32 canales, dichos dos mapas de características de salida se concatenan en un mapa de características de 64 canales.

- 30       Según una realización más preferida, en la primera etapa se usa una convolución 1x1 de 32 filtros seguida de una capa de activación de ReLU que da como resultado un mapa de características de 32 canales; en la última etapa se usa una convolución 1x1 de un único filtro seguida de una capa de activación de ReLU con fugas que da como resultado una imagen de salida de un único canal que comprende las trazas predichas.

- 35       Según una realización, *la al menos una capa con un campo receptivo de traza ciega es una capa de muestreo descendente y en el que cualquier capa de la red neuronal convolucional comprende además una salida para emitir un mapa de características y, en el que:*

- *antes de introducir un mapa de características, la salida de una capa anterior o la imagen si la capa actual es la primera capa, en la capa actual, se rellena el mapa de características añadiendo filas de ceros al final del mapa de características ubicado en un lado de la traza;*
- *llevar a cabo la operación de convolución;*
- 40          - *recortar el mismo número de filas añadidas previamente en el que se lleva a cabo el recorte del mapa de características de salida en el lado opuesto al lado en el que se añadieron previamente las filas.*

En esta realización particular, la traza ciega se implementa mediante un proceso de relleno. Según este proceso, se rellena la imagen o el mapa de características añadiendo filas que dan como resultado una imagen más grande con los píxeles desplazados en la dirección de columna.

- 45       La operación de convolución se ejecuta sobre la imagen o el mapa de características relleno y, luego, la imagen resultante se recorta eliminando el mismo número de filas añadidas previamente en el lado opuesto al lado en el que se añadieron previamente filas, recuperando un mapa de características con el tamaño de la imagen inicial.

- 50       Según una realización, *el proceso de entrenamiento de la red U-net usa un criterio de convergencia basado en una estimación de error de aproximación  $E_s$  para medir la pérdida de interpolación cuando se predice la traza reconstruida y determinándose dicha estimación de error de aproximación  $E_s$  como una combinación lineal de una pérdida de desajuste y una pérdida de regularización, determinándose la pérdida de regularización mediante las siguientes etapas:*

- determinar el área de energía principal de la imagen no reconstruida;
- calcular la norma de la imagen reconstruida en el dominio de frecuencia limitada a que el área no forme parte del área de energía principal, según una norma predeterminada.

Si la imagen completa original es  $y \in \mathcal{R}^{t \times n}$ , la imagen sin trazas que va a reconstruirse, en la que  $t$  y  $n$  representan el tiempo de muestreo total y el número de trazas respectivamente, y la imagen diezmada observada (la imagen con trazas que van a reconstruirse) se representa por  $x \in \mathcal{R}^{t \times n}$ ; entonces se representa el conjunto de índices de las trazas diezmadas por  $m$  donde la cardinalidad del conjunto representa el número de trazas que faltan o trazas que van a reconstruirse. La relación de diezmado puede escribirse como  $r = |m|/n$ .

Dado el conjunto  $m$ , la imagen observada  $x$  puede obtenerse mediante:

$$x = \sigma_m(y) \quad \text{tal que} \quad x[:, i] = \begin{cases} 0, & \forall i \in m \\ y[:, i], & \text{si no} \end{cases}$$

donde  $\sigma_m(y)$  es el mapeo de operación de máscara de imagen completa a imagen diezmada:  $y \rightarrow x$ . Por otro lado, el proceso de reconstrucción puede expresarse como una función de interpolación que mapea de imagen diezmada a imagen completa,  $f_\theta(x): x \rightarrow y$  donde  $f_\theta$  representa la red neuronal parametrizada por  $\theta$ . La pérdida de entrenamiento no supervisado se establece entonces como:

$$L_\theta(m) = \|x - \sigma_m(f_\theta(x))\|$$

donde  $\|\cdot\|$  es la norma  $l_1$  normalizada.

la solución óptima puede obtenerse mediante  $\theta^* = \arg \min_\theta L_\theta(m)$

La red de traza ciega tal como se describe impide el mapeo de identidad en la tarea de aprendizaje no supervisado. Pero sin etapas adicionales, no puede reconstruir datos sísmicos diezmados regularmente. Existe una varianza limitada en los patrones que faltan de traza para la imagen diezmada regularmente, y los patrones entre las trazas de entrenamiento y reconstruidas son muy diferentes. En esta descripción, el término diezmado se interpretará como datos ausentes/faltantes cuando hace referencia a una traza y, diezmado regularmente se interpretará como datos ausentes/faltantes que muestran un patrón regular. Este problema de interpolación mal planteado se mitiga añadiendo una guía de regularización usando una supresión espectral automática en el dominio f-k.

Si  $\mathcal{F}(x)$  indica la transformada de Fourier 2D, entonces  $\mathcal{F}(x)$  son los datos sísmicos diezmados clasificados en recopilaciones de tiros en el dominio f-k. La energía principal de los datos completos (incluyendo las primeras llegadas, ondas superficiales del suelo y la energía reflejada) será un ventilador con una o más velocidades aparentes, estando delimitada la energía en una determinada área  $S$  del dominio f-k, puede crearse una máscara de

supresión  $M \in \mathcal{R}^{t \times n}$  satisfaciendo  $M_i = 0$  si  $i \in S$  y  $M_i = 1$  si  $i \notin S$ .

La estimación de error  $E_s$  se determina como una combinación lineal de una pérdida de desajuste y una pérdida de regularización. Según una realización adicional, la combinación lineal comprende sólo un único parámetro para la pérdida de regularización que puede expresarse como:

$$L_\theta(m, M) = \underbrace{\|x - \sigma_m(f_\theta(x))\|}_{\text{pérdida de desajuste}} + \alpha \underbrace{\|M \odot \mathcal{F}(f_\theta(x))\|}_{\text{pérdida de regularización}}$$

donde  $\odot$  indica la multiplicación por entradas y  $\alpha$  es el coeficiente que equilibra la pérdida de desajuste y la pérdida de regularización.

Después de determinar el área de energía principal de la imagen no reconstruida, se estima el factor de pérdida de regularización. Luego, las siguientes etapas son determinar la pérdida de regularización calculando la norma de la imagen reconstruida en el dominio de frecuencia limitado al área que no forma parte del área de energía principal, según una norma predeterminada.

Luego, el proceso de entrenamiento de la red U-net se encuentra en un proceso iterativo con un criterio convergente basado en un error de aproximación de  $E_s$  estimado como pérdida de desajuste más pérdida de regularización

multiplicada por factor  $\alpha$ . El factor  $\alpha$  es un valor positivo y, según algunos experimentos numéricos, el valor de  $\alpha$  se ha elegido en el intervalo de  $[10^{-4}, 10^{-2}]$ . Un valor de  $\alpha$  apropiado puede determinarse mediante la evaluación en un conjunto de validación. El conjunto de validación puede ser un grupo de trazas no diezmadas que no se usan en el cálculo de la pérdida de desajuste, es decir, estas trazas se enmascaran sólo con el propósito de identificar  $\alpha$  y se usará en el entrenamiento de la red después de que se determine  $\alpha$ .

Según una realización, la pérdida de desajuste se determina como la diferencia entre la imagen no reconstruida y la imagen reconstruida después de eliminar la traza/trazas reconstruidas.

Este desajuste puede expresarse como  $\mathbf{x} - \sigma_m(f_\theta(\mathbf{x}))$  medido mediante una norma predeterminada.

Según una realización específica, el método de reconstrucción según el primer aspecto de la invención se usa para desmezclar datos sísmicos.

Tal como se ha dado a conocer, los datos sísmicos en el dominio de tiempo pueden representarse como una matriz multidimensional  $\mathbf{P}_{ijk}^b = (\mathbf{x}_i^s, \mathbf{x}_j^r, t_k)$  cuando el estudio se ha llevado a cabo sin ninguna condición de mezclado.

Para la adquisición mezclada  $\sigma_l$ , se define como el grupo de fuentes  $l$ -ésimo que contiene un subconjunto de posiciones de fuente  $\mathbf{x}_i^s$ . Dentro de cada  $\sigma_l$ , se disparan los tiros con tiempos de retardo relativamente cortos y aleatorios  $\tau_{li}$  (oscilación).

Por tanto, según esta realización, se lleva a cabo un estudio en el que los datos adquiridos en los receptores se mezclan porque se dispara a las fuentes en grupos de tal manera que dentro de cada grupo no se permite esperar lo suficiente como para que la señal acústica del disparo anterior haya desaparecido.

El método según esta realización es el siguiente:

a) desplegar una pluralidad de  $n_s$  fuentes acústicas en la superficie superior del dominio de yacimiento en el que las  $n_s$  fuentes acústicas se agrupan en  $B$  grupos  $\sigma_l$ ,  $l = 1 \dots B$ , de fuentes acústicas, estando cada fuente acústica únicamente en un grupo  $\sigma_l$  de fuentes y en una ubicación  $\mathbf{x}_i^s$ ,  $i = 1 \dots n_s$  y desplegar una pluralidad de  $n_r$  receptores acústicos en la superficie superior del dominio de yacimiento en una ubicación  $\mathbf{x}_j^r$ ,  $j = 1 \dots n_r$ ;

b) para cada grupo  $\sigma_l$ ,  $l = 1 \dots B$  de fuentes acústicas, se realiza un tiro a cada fuente acústica con un tiempo de retardo aleatorio  $\tau_{li}$  y la respuesta en los receptores acústicos almacenados en una estructura de datos que puede representarse por  $\mathbf{P}_{ljk}^b = (\mathbf{x}_i^s, \mathbf{x}_j^r, t_k - \tau_{li})$ ; en la que  $t_k$  es la  $k$ -ésima muestra de tiempo en el dominio de tiempo;

c) calcular, para cada grupo  $\sigma_l$ ,  $l = 1 \dots B$ , la transformada de Fourier  $\Pi^b(:, :, \omega_k) = F\{\mathbf{P}_{ljk}^b\}$  en la que  $\omega_k$  es la  $k$ -ésima frecuencia e indicando “.” variables que dependen del índice  $i$  o el índice  $j$ ;

d) para cada frecuencia  $\omega_k$  que determina  $\Pi^{LS}(:, :, \omega_k) = \Gamma^* \Pi^b(:, :, \omega_k)$  en la que  $\Gamma^*$  es

$$\Gamma^* = \Gamma_k^H D$$

siendo  $D$  una matriz diagonal y  $\Gamma_k^H$  la matriz transpuesta conjugada de  $\Gamma_k$  la matriz de mezclado que puede calcularse a partir de los tiempos de retardo aleatorio  $\tau_{li}$  como

$$(\Gamma_k)_{li} = \begin{cases} e^{-\sqrt{-1}\omega_k\tau_{li}} & \text{para } \mathbf{x}_i^s \in \sigma_l \\ 0 & \text{si no} \end{cases}$$

e) calcular una transformada de Fourier inversa de  $F^{-1}(\Pi^{LS}(:, :, \omega_k)) = \mathbf{P}_{ljk}$ ;

f) la ordenación de recopilación de tiros en la salida  $\mathbf{P}_{ljk}$  se clasifica para obtener la imagen  $I_j$  de los datos de traza en el dominio de receptor común o el receptor de punto medio común o el receptor de desplazamiento

común y, el dominio de tiempo;

- g) para cada traza que lleva a cabo una etapa de desmezclado reconstruyendo la señal coherente de las trazas usando un método de reconstrucción según cualquiera de los dados a conocer previamente.

Después de adquirir los datos sísmicos mezclados, para cada grupo, los datos sísmicos mezclados correspondientes a tal grupo se procesan independientemente de los otros grupos. Según un estudio muy corto, hay un único grupo de datos mezclados y, por tanto, todos los datos sísmicos se mezclan.

La etapa c) calcula la transformada de Fourier en la que ahora la variable de tiempo se transforma en la variable de frecuencia. Puesto que este problema está sobredeterminado, se aplica un método de mínimos cuadrados calculando  $\Pi^{LS}(:, :, \omega_k) = \Gamma^* \Pi^b(:, :, \omega_k)$ .  $\Gamma^*$  es el resultado de la multiplicación de una matriz diagonal por la transpuesta conjugada de la matriz de mezclado que desplaza imágenes de receptor común y de dominio de tiempo en la variable de tiempo multiplicando por el factor  $e^{-\sqrt{-1}\omega_k \tau_{li}}$  estando esos datos en el grupo de fuentes.

Una vez que se han desplazado los datos y calculado la solución de mínimos cuadrados, se genera un conjunto de  $n_r$  imágenes seleccionando planos en el dominio de recopilación, tal como en el dominio de receptor común, a partir de  $P_{ijk}$  y luego para cada traza que lleva a cabo una etapa de desmezclado reconstruyendo la señal coherente de las trazas usando un método de reconstrucción según cualquiera de los dados a conocer previamente.

Las etapas c) y las siguientes etapas se expresan explícitamente en el espacio sometido a transformada de Fourier porque la formulación es muy clara para obtener datos pseudodesmezclados; sin embargo, puede obtenerse el mismo resultado operando en el dominio de tiempo aplicando un proceso de desplazamiento de tiempo. Cualquier método que proporcione los mismos datos pseudodesmezclados se interpretará como equivalente.

La matriz diagonal usada para calcular  $\Gamma^* = \Gamma_k^H D$  aplica un factor de escala a cada fila de  $\Gamma_k^H$  que se determina como  $D = (\Gamma_k \Gamma_k^H)^{-1}$ ; no obstante, estos cálculos se evitan para no escalar la información coherente. En este caso, la matriz diagonal puede representarse como  $D = I$ . En este caso, se denominan datos pseudodesmezclados los datos desmezclados.

Adicionalmente, si se lleva a cabo el estudio sísmico disparando a cada fuente sólo una vez, entonces se satisface

la condición  $\sigma_m \cap \sigma_n = \emptyset$  y filas de  $\Gamma_k$  son ortogonales.

### Descripción de los dibujos

Estas y otras características y ventajas de la invención se desprenderán más claramente de la siguiente descripción detallada de una realización preferida, facilitada únicamente a modo de ejemplo ilustrativo y no limitativo, con referencia a los dibujos adjuntos.

Figura 1 Esta figura muestra un ejemplo del resultado fallido de la red neuronal convolucional normal, según la técnica anterior, que se entrenó con la pérdida de mezclado. (a) son los datos con ruido de entrada y (b) es la predicción después de la convergencia.

Figura 2 Esta figura muestra esquemáticamente el concepto de un método de traza ciega según la invención. Para recuperar la línea gruesa de color negro que representa una traza en (b), sólo se usa información en las zonas sombreadas en (a), ignorando la propia traza con ruido original.

Figura 3 Esta figura muestra esquemáticamente la estructura de la red de traza ciega según una realización de la invención. La línea gruesa de color negro marca una traza objetivo de muestra. Las zonas sombreadas (la primera zona con líneas inclinadas y la segunda zona con cuadrícula cartesiana) indican las áreas usadas para predecir el resultado predicho. En la primera capa después de la red U-net de traza ciega, las zonas cubren la traza objetivo, y con operaciones de relleno y recorte, se excluye la línea gruesa de color negro y el modelo es una traza completamente ciega.

Figura 4 Esta figura muestra esquemáticamente la capa convolucional modificada y la capa de agrupación máxima en una red de traza ciega según una realización de la invención.

Figuras 5 y 5 (continuación)

Las figuras 5 varían de (a) a (f) que muestran ejemplos de pares mezclados-no mezclados usando tres esquemas de mezclado diferentes. Las figuras (a), (b) y (c) son recopilaciones de receptor común pseudodesmezclados de los tres esquemas de mezclado identificados como ("alternativo", "a la mitad" y "continuo") respectivamente. Las figuras (d), (e) y (f) son los datos no mezclados correspondientes.



Figura 6 Esta figura muestra los resultados de datos no convencionales de SEAMII mezclados. Las figuras (a) a (c) son los datos mezclados (entrada), los datos no mezclados (verdad fundamental) y el resultado del desmezclado (predicción), respectivamente, en el dominio de receptor común. Las figuras (d)-(f) son los datos mezclados-datos no mezclados, y el resultado de desmezclado en el dominio de tiro común.

Figura 7 Esta figura muestra la ampliación de los recuadros representados en la figura 6.

Figura 8 Esta figura muestra los resultados de los datos no convencionales de SEAMII mezclados "a la mitad". Las figuras (a) a (c) son los datos mezclados (entrada), los datos no mezclados (verdad fundamental) y el resultado de desmezclado (predicción), respectivamente, en el dominio de receptor común. Las figuras (d)-(f) son los datos mezclados-datos no mezclados, y el resultado de desmezclado en el dominio de tiro común.

Figura 9 Esta figura muestra la ampliación de los recuadros representados en las figuras 8.

Figura 10 Esta figura muestra los resultados de los datos de BP2004 mezclados "continuos". Las figuras (a) a (c) son los datos mezclados (entrada), los datos no mezclados (verdad fundamental) y el resultado de desmezclado (predicción), respectivamente, en el dominio de receptor común. Las figuras (d)-(f) son los datos mezclados-datos no mezclados, y el resultado de desmezclado en el dominio de tiro común.

Figura 11 Esta figura muestra la ampliación de los recuadros representados en las figuras 10.

#### Descripción detallada de la invención

Tal como apreciará un experto en la técnica, pueden realizarse aspectos de la presente invención mediante un método que puede implementarse como un producto de programa informático, manipulando al menos aquellas partes los datos sísmicos adquiridos.

Para mostrar una realización específica de los métodos dados a conocer de manera detallada, supongamos que  $\mathcal{F}$  representa la transformación de Fourier 1-D según el eje de tiempo, es decir, para lo que se ha denominado traza,

$\mathcal{F}^{-1}$  su inversa y  $f_{\theta}(\cdot)$  es una red neuronal convolucional (CNN) con reducción de ruido con parámetros  $\theta$ . Además, supongamos que  $C$  indica el operador de concatenación de matrices que toma matrices y las apila en una única matriz de mayores dimensiones, por ejemplo  $\Pi = C\Pi_k$ . Sin datos no mezclados disponibles, se entrena un modelo que minimiza la función de pérdida de mezclado no supervisada, que es la función de pérdida

$$L_{\theta}(\mathbf{x}, f_{\theta}(\cdot)) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \|\mathbf{x}^{(k)} - \mathcal{F}^{-1} C \Gamma_m^H \Gamma_m (\mathcal{F} f_{\theta}(\mathbf{x}^{(k)}))_m\|_1$$

y  $\mathbf{x} = \{\mathbf{x}^{(1)}, \dots, \mathbf{x}^{(N)}\}$ , donde la entrada  $\mathbf{x} = \mathcal{F}^{-1} C \Gamma_m^H \Pi_k^b$  son los datos pseudodesmezclados en el dominio de receptor común.  $f_{\theta}(\mathbf{x})$  proporciona la predicción de los datos desmezclados. La predicción del modelo se

mezcla de nuevo mediante la matriz de mezclado conocida  $\Gamma$ . Este resultado es la predicción combinada:

$\Gamma_m (\mathcal{F} f_{\theta}(\mathbf{x}^{(k)}))_m$ . El término  $\mathcal{F}^{-1} C \Gamma_m^H \Gamma_m (\mathcal{F} f_{\theta}(\mathbf{x}^{(k)}))_m$  es la salida pseudodesmezclada de la predicción del

modelo. El error absoluto medio se toma de la salida pseudodesmezclada de la predicción del modelo y los datos pseudodesmezclados originales, es decir, la entrada  $\mathbf{x}$ . La acción del mezclado seguida por el operador de

pseudodesmezclado  $\mathcal{F}^{-1} C \Gamma_m^H \Gamma_m (\mathcal{F}(\cdot))_m$  puede implementarse de manera eficiente y directa en el dominio de tiempo combinando en primer lugar las trazas según el código de oscilación de tiempo de adquisición mezclada, luego cada recopilación de tiros doblada se copia un número de veces igual al tamaño de grupo de fuentes correspondiente, y finalmente cada una de estas copias se desplaza en el tiempo (se decodifica con oscilación) para deshacer los retardos introducidos en el campo. Adoptando esta pérdida de mezclado, se logra la tarea de desmezclado de una manera no supervisada con los datos mezclados y la matriz de mezclado.

La minimización directa sobre esta pérdida de mezclado con una CNN profunda tradicional conduce a un mapeo de identidad. Producirá el resultado pseudodesmezclado que es exactamente la solución de mínimos cuadrados. Este fenómeno pudo observarse en la figura 1. En esta prueba, el factor de mezclado es de 2, es decir, se mezclan cada dos tiros. Por tanto, un simple escalado de 1/2 tanto en el ruido como en la señal puede satisfacer perfectamente una pérdida de mezclado de 0.

Para evitar este mínimo local, se propone una fuerte restricción para el modelo haciéndolo ciego en cuanto a trazas.

Según esta propuesta, la señal coherente de las trazas se reconstruye esencialmente a partir de sus trazas adyacentes, sin examinarlas en la entrada. Por tanto, para una traza específica, no habría posibilidad de que su ruido de mezclado se mapee de entrada a salida. Para esos ruidos en su zona adyacente, el modelo los ignora automáticamente debido a su discontinuidad y a la convergencia del ruido de mezclado.

- 5 La ilustración se muestra en la figura 2 donde en el lado izquierdo, dos bandas verticales con sombreado con líneas inclinadas muestran dos zonas usadas cuando se introduce información para recuperar la traza marcada en el lado derecho, ignorando la propia traza con ruido original. Este es el motivo por el que se denomina "traza ciega" la referencia al campo receptivo de la CNN.

Según esta realización, la red neuronal convolucional de traza ciega se construye para la tarea de desmezclado.

- 10 La estructura de red se muestra en la figura 3. Se construye una CNN profunda basándose en una versión modificada de la red U-net con todas las capas convolucionales y capas de muestreo descendente cambiadas para la restricción de campo receptivo. Al principio, la imagen sísmica de entrada se hace rotar en sentido horario dos veces con ángulos de 90° y 270°, de modo que tanto las secciones izquierda como derecha de la recopilación de receptor original se mueven hacia arriba, y se introducen por separado en la red. La red está compuesta por dos partes, a saber, la red U-net de traza ciega y las capas de fusión, habiéndose dado a conocer previamente las capas de fusión como las responsables de llevar a cabo la combinación de los dos mapas de características.

En la red U-net de traza ciega, el campo receptivo de cada capa está restringido estrictamente al área de la mitad superior para cada fila, de modo que el modelo puede extraer las características coherentes para cada traza basándose en su área adyacente izquierda o derecha en la entrada original, respectivamente.

- 20 Después de la red U-net de traza ciega, los dos mapas de características de salida se recortan en la parte inferior y se rellenan en la parte superior de tal manera que las trazas objetivo puedan excluirse de su campo receptivo para cumplir el propósito de "traza ciega".

A continuación, se hacen rotar de vuelta (270° y 90° en consecuencia) y se concatenan, seguido de dos capas convolucionales 1 x 1 consecutivas que integran los mapas de características y comprimen el tamaño de canal a 1.

- 25 En la figura 3, un ejemplo de traza está marcado en color negro, las áreas informativas izquierda y derecha del mismo en cada etapa están marcadas usando dos patrones diferentes, un primer patrón con líneas inclinadas para la zona izquierda y un segundo patrón con una cuadrícula para la zona derecha, respectivamente.

- 30 Según una realización preferida que puede aplicarse a cualquiera de los ejemplos dados a conocer, antes de las operaciones de relleno y recorte, la traza se entierra debajo de las zonas, y al final del proceso, la traza se excluirá de las zonas. Para los bordes, sólo hay un lado de la zona que es informativo y se rellenan ceros en el otro lado.

La imagen se procesa sólo una vez y la red proporciona las predicciones para todas las trazas al mismo tiempo.

Específicamente, para restringir el campo receptivo dentro de la mitad superior para todas las filas en la red U-net de traza ciega, las capas convolucionales y capas de muestreo descendente se cambian tal como se muestra en la figura 4.

- 35 1) Convolución: Los mapas de características se rellenan con ceros antes de cada capa convolucional. Dado el tamaño del filtro  $k \times k$ ,  $\lfloor k/2 \rfloor$  líneas se rellenan en la parte superior de los mapas de características, y se recortan las  $\lfloor k/2 \rfloor$  líneas en la parte inferior después de la convolución.

- 40 2) Agrupación máxima: Los mapas de características se rellenan en la parte superior con una línea y se recortan una en la parte inferior antes de la agrupación máxima. No hay necesidad de cambiar las capas de muestreo ascendente puesto que no afecta al campo receptivo después de la modificación para las capas de muestreo descendente.

Con los cambios mencionados anteriormente, para una única traza en los mapas de características, toma la información meramente de sí misma y el área por encima en la entrada. No puede fugarse información por debajo del resultado.

- 45 Según esta realización, las entradas rotadas se proyectan a 32 mapas de características en la primera capa. Hay 4 bloques de contracción y 4 bloques expansivos en la red U-net de traza ciega, cada uno de los cuales consiste en dos capas convolucionales modificadas consecutivas y una capa de recopilación máximo/muestreo ascendente. Los mapas de características se duplican en la última capa convolucional de cada bloque de contracción y se reducen a la mitad correspondientemente en los bloques de expansión.

- 50 Cada capa convolucional de traza ciega en el codificador se reemplaza por un bloque residual de traza ciega (es decir, un bloque residual con todas las capas convolucionales modificadas). Se adopta la normalización por lotes antes de cada activación en el decodificador.

Las dos últimas capas convolucionales 1 x 1 proyectan los 64 mapas de características concatenados a 32 y 1,

respectivamente. Se ha usado activación de ReLU en las capas convolucionales intermedias y ReLU con fugas para la última capa convolucional 1 x 1.

La red de traza ciega propuesta con pérdida de mezclado combina los beneficios tanto del método convencional basado en filtros como del método basado en inversión.

5 El gran número de pesos en la red U-net proporciona a la red que consiga un filtro no lineal complejo para extraer información de la señal coherente, mientras tanto, para el área de baja SNR donde los filtros no podían obtener ninguna información coherente, la minimización de la pérdida de mezclado reconstruye la señal coherente por debajo a través de inversión no lineal. Este es un marco de desmezclado en una etapa y no requiere mucho ajuste hiperparamétrico exhaustivo y meticuloso.

10 Con respecto al experimento, se usan tres tipos diferentes de esquemas de mezclado para demostrar el rendimiento del método propuesto. Los ejemplos de datos sintéticos pueden verse en la figura 5.

1) Mezclado "alternativo". En esta estrategia de mezclado, se mezclan dos tiros consecutivos usando un tiempo de oscilación aleatorio y corto. Después del pseudodesmezclado, el ruido cubrirá toda la recopilación de receptor común tal como se muestra en la figura 5(a). Puesto que el retardo es corto, las amplitudes tanto de las señales como de los ruidos están al mismo nivel. Se usan datos no convencionales de SEAMII para la prueba de desmezclado (indicando SEAM Sociedad de Geofísicos de Exploración e indicando "II" la fase II, la fase I se refiere a la formación de imágenes subsalinas en cuencas terciarias y la fase II se refiere a retos sísmicos terrestres. <https://seg.org/News-Resources/Research-Data/Land-Seismic-Data>). Se recogen 200 tiros no mezclados con el tamaño (1600 (números de receptor) \* 750 (muestras de tiempo)). Se añaden retardos aleatorios en el intervalo de (0, 1]s a tiros pares y se mezclan con los tiros impares. El período de muestreo es de 6 ms.

2) Mezclado "a la mitad". La segunda mitad de las recopilaciones de tiros se desplaza con retardos relativamente largos y se añade a la primera mitad. Los ruidos en el receptor común pseudodesmezclado se concentran en las dos esquinas de la imagen, tal como se muestra en la figura 5(b). Puesto que la amplitud del ruido de mezclado de llegadas tempranas es a menudo mucho mayor que la de las señales de llegada tardía, la SNR (relación señal-ruido) es muy baja. Se usan datos no convencionales de SEAMII para la prueba de desmezclado. Se extraen 200 tiros no mezclados del conjunto de datos no convencional de SEAMII con tamaño (1600 (números de receptor) x 750 (muestras de tiempo)). Los tiros 101 a 200 se mezclan en consecuencia con los tiros 1 a 100 con retardos aleatorios añadidos en el intervalo de [2, 3]s. La velocidad de muestreo es de 6 ms.

3) Mezclado "continuo". En este experimento se simula la fuente simultánea de adquisición de cable sísmico marino. Se usa un modelo de velocidad BP2004 para generar 200 tiros consecutivos no mezclados.

(BP2004 indica el punto de referencia de la velocidad británica del petróleo 2004. [https://software.seg.org/databases/2D/2004\\_BP\\_Vel\\_Benchmark/eaqe\\_abstract.pdf](https://software.seg.org/databases/2D/2004_BP_Vel_Benchmark/eaqe_abstract.pdf)). Los tiros se han registrado cada 5 a 6 segundos continuamente. Hay 959 receptores para cada registro y 3334 muestras a lo largo del eje de tiempo (dt=6 ms, por tanto T ≈20 s). Se mezclan aproximadamente 4 tiros en diferentes ubicaciones en las recopilaciones de receptor común. El nivel de ruido, en este caso, es mucho mayor que en los otros esquemas de mezclado tal como se muestra en la figura 5(c).

Las figuras 5(d), 5(e) y 5(f) son los datos no mezclados correspondientes de los mostrados en las figuras 5(a), 5(b) y 5(c), respectivamente.

#### *Resultados de desmezclado en una etapa*

40 Para evitar la multiplicación masiva de la matriz en el dominio f-x en el cálculo de pérdidas, el mezclado y pseudodesmezclado se realizan en el espacio de tiempo aplicando códigos de oscilación a los tiros, seguido de suma y recorte. En la primera etapa, los pesos y el sesgo se inicializan aleatoriamente y se entrenan con el optimizador Adam.

45 Las figuras 6 a 11 muestran los resultados de desmezclado usando la red de traza ciega y el desmezclado en una etapa para diferentes esquemas de mezclado.

La figura 6 presenta el resultado del esquema de mezclado "alternativo". El desplazamiento corto entre dos tiros consecutivos evita que los ruidos de llegada temprana se mezclen con las llegadas tardías, pero los ruidos se distribuyen a través de toda la imagen. En la figura 7, se presenta un área de ampliación de la figura 9. A partir de la demostración tanto en el dominio de receptor común como en el dominio de tiro común, se muestra que el desmezclado en una etapa puede eliminar eficazmente los ruidos tanto para llegadas tempranas como llegadas tardías, preservando los detalles para patrones tanto de baja como de alta frecuencia.

El esquema de mezclado "a la mitad" introduce más retos para los modelos de desmezclado. Debido a la concentración de los ruidos y al largo tiempo de oscilación, las amplitudes débiles en las llegadas tardías están gravemente contaminadas por fuertes ruidos procedentes de las llegadas tempranas. Tal como puede observarse en la figura 8 y el área enfatizada de la misma en la figura 9, los filtros tradicionales tienden a fallar debido a la pérdida

de coherencia. Además, el problema de heterocedasticidad aumentaría la dificultad para el método iterativo, en el que se imponen requisitos rigurosos para la precisión de la estimación de amplitud. Tal como se muestra en las figuras 9(c) y (f), el método propuesto no sólo funciona como modelo de reducción de ruido sino que también actúa como inversión no lineal de la pérdida de mezclado con la regularización de traza ciega. Las señales sumergidas por fuertes ruidos de mezclado se reconstruyen por optimización.

En el esquema de mezclado "continuo", se recogen más tiros no mezclados dentro de un tiro mezclado. El área con ruido aumenta a la imagen completa, y la señal está cubierta por múltiples capas de ruidos. El modelo puede obtener información menos coherente.

Sin embargo, el desmezclado en una etapa todavía puede dar un resultado muy bueno tal como se demuestra en las figuras 10 y 11.

La siguiente tabla muestra la comparación de las pérdidas de mezclado en diferentes etapas:

Esquema de mezclado	Pseudodesmezclada	Etapas de entrenamiento	Etapas de ajuste
"alternativo"	0,5178	0,1594	0,1141
"a la mitad"	0,0674	0,0169	0,0072
"continuo"	0,3250	0,1176	0,0789

## REIVINDICACIONES

1. Un método implementado por ordenador para reconstruir al menos una traza en una imagen sísmica de un receptor común o de una recopilación de punto medio común o de una recopilación de desplazamiento común y, el dominio de tiempo, comprendiendo la imagen trazas en el dominio de tiempo con datos sísmicos adquiridos de un estudio sísmico, y al menos una traza que va a reconstruirse, comprendiendo el método las etapas:
  - desplegar una red neuronal convolucional para predecir una traza, comprendiendo la red neuronal convolucional al menos una capa, en el que la al menos una capa de la red neuronal convolucional comprende una función núcleo con un campo receptivo de traza ciega que cubre trazas adyacentes;
  - entrenar la red neuronal convolucional usando una pluralidad de trazas de la imagen sísmica;
  - introducir la imagen sísmica en la red neuronal convolucional que predice el valor de la al menos una traza que va a reconstruirse;
  - asignar el valor predicho de la al menos una traza que va a reconstruirse en la imagen sísmica en la ubicación de dicha traza que va a reconstruirse;
- caracterizado porque el campo receptivo de traza ciega de la función núcleo cubre trazas adyacentes con datos, pero no cubre la traza ubicada en la posición de la traza que va a reconstruirse, la red neuronal convolucional es una red U-net y, el campo receptivo de traza ciega de la función núcleo se determina mediante las siguientes etapas de procesamiento:
  - limitar el campo receptivo para cubrir un lado según la dirección de la traza;
  - duplicar la imagen que va a introducirse en el campo receptivo dando como resultado una primera copia de la imagen y una segunda copia de la imagen, haciéndose rotar la segunda copia de la imagen 180° con respecto a la primera copia de la imagen;
  - la primera copia y la segunda copia de la imagen se introducen en el campo receptivo de la red U-net y las imágenes resultantes se combinan en una única imagen.
2. Un método según la reivindicación 1, en el que la red U-net comprende al menos una capa de muestreo descendente, en el que la al menos una capa de muestreo descendente es la capa con una función núcleo con el campo receptivo de traza ciega.
3. Un método según cualquiera de las reivindicaciones anteriores, en el que la al menos una capa con un campo receptivo de traza ciega es una capa de muestreo descendente y en el que cualquier capa de la red neuronal convolucional comprende además una salida para emitir un mapa de características y, en el que:
  - antes de introducir un mapa de características, la salida de una capa anterior o la imagen si la capa actual es la primera capa, en la capa actual, se rellena el mapa de características añadiendo filas de ceros al final del mapa de características ubicado en un lado de la traza;
  - llevar a cabo la operación de convolución;
  - recortar el mismo número de filas añadidas previamente en el que se lleva a cabo el recorte del mapa de características de salida en el lado opuesto al lado en el que se añadieron previamente las filas.
4. Un método según cualquier reivindicación anterior, en el que el proceso de entrenamiento de la red U-net usa un criterio de convergencia basado en una estimación de error de aproximación  $E_s$  para medir la pérdida de interpolación cuando se predice la traza reconstruida y determinándose dicha estimación de error de aproximación  $E_s$  como una combinación lineal de una pérdida de desajuste y una pérdida de regularización, determinándose la pérdida de regularización mediante las siguientes etapas:
  - determinar el área de energía principal de la imagen no reconstruida;
  - calcular la norma de la imagen reconstruida en el dominio de frecuencia limitada a que el área no forme parte del área de energía principal, según una norma predeterminada.
5. Un método según la reivindicación 4, en el que la combinación lineal que determina la estimación de error de aproximación es:

$$E_s = ||\text{pérdida de desajuste}|| + \alpha ||\text{pérdida de regularización}||$$

siendo  $\alpha$  un valor de ponderación positivo y  $||\cdot||$  la norma predeterminada.

6. Un método según la reivindicación anterior, en el que la pérdida de desajuste se determina como la diferencia entre la imagen no reconstruida y la imagen reconstruida después de eliminar la traza/trazas reconstruidas.

7. Método para desmezclar datos sísmicos en un dominio de receptor, comprendiendo el método:

a) desplegar una pluralidad de  $n_s$  fuentes acústicas en la superficie superior del dominio de yacimiento en el que las  $n_s$  fuentes acústicas se agrupan en B grupos  $\sigma_l$ ,  $l = 1 \dots B$ , de fuentes acústicas, estando cada fuente acústica únicamente en un grupo  $\sigma_l$  de fuentes y en una ubicación  $x_i^s$ ,  $i = 1 \dots n_s$  y desplegar una pluralidad de  $n_r$  receptores acústicos en la superficie superior del dominio de yacimiento en una ubicación  $x_j^r$ ,  $j = 1 \dots n_r$ ;

b) para cada grupo  $\sigma_l$ ,  $l = 1 \dots B$  de fuentes acústicas, se realiza un tiro a cada fuente acústica con un tiempo de retardo aleatorio  $\tau_{li}$  y la respuesta en los receptores acústicos almacenados en una estructura de datos que puede representarse por  $P_{ljk}^b = (x_i^s, x_j^r, t_k - \tau_{li})$ ; en la que  $t_k$  es la  $k^{\text{ésima}}$  muestra de tiempo en el dominio de tiempo;

c) calcular, para cada grupo  $\sigma_l$ ,  $l = 1 \dots B$ , la transformada de Fourier  $\Pi^b(:, :, \omega_k) = F\{P_{ljk}^b\}$  en la que  $\omega_k$  es la  $k^{\text{ésima}}$  frecuencia e indicando "variables que dependen del índice  $i$  o el índice  $j$ ;

d) para cada frecuencia  $\omega_k$  que determina  $\Pi^{LS}(:, :, \omega_k) = \Gamma^* \Pi^b(:, :, \omega_k)$  en la que  $\Gamma^*$  es

$$\Gamma^* = \Gamma_k^H D$$

siendo  $D$  una matriz diagonal y  $\Gamma_k^H$  la matriz transpuesta conjugada de  $\Gamma_k$  la matriz de mezclado que puede calcularse a partir de los tiempos de retardo aleatorio  $\tau_{li}$  como

$$(\Gamma_k)_{li} = \begin{cases} e^{-\sqrt{-1}\omega_k\tau_{li}} & \text{para } x_i^s \in \sigma_l \\ 0 & \text{si no} \end{cases}$$

e) calcular una transformada de Fourier inversa de  $F^{-1}(\Pi^{LS}(:, :, \omega_k)) = P_{ljk}$ ;

f) la ordenación de recopilación de tiros en la salida  $P_{ljk}$  se clasifica para obtener la imagen  $l_j$  de los datos de traza en el dominio de receptor común o el receptor de punto medio común o el receptor de desplazamiento común y, el dominio de tiempo;

g) para cada traza que lleva a cabo una etapa de desmezclado reconstruyendo la señal coherente de las trazas usando un método de reconstrucción según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 6.

8. Método para desmezclar datos sísmicos según la reivindicación 7, en el que  $D = (\Gamma_k \Gamma_k^H)^{-1}$ .

9. Método para desmezclar datos sísmicos según la reivindicación 7, en el que  $D = I$ , en la que  $I$  indica la matriz de identidad.

10. Método para desmezclar datos sísmicos según cualquiera de las reivindicaciones 7 a 9, en el que se realiza un tiro sólo una vez a cada fuente en el que para todos  $m \neq n$ ,  $\sigma_m \cap \sigma_n = \emptyset$ .

11. Un producto de programa informático que comprende instrucciones que, cuando se ejecuta el programa por un ordenador, hacen que el ordenador lleve a cabo un método según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 10.

12. Un sistema informático que comprende al menos un procesador adaptado para ejecutar un método según cualquiera de las reivindicaciones 1 a 10.

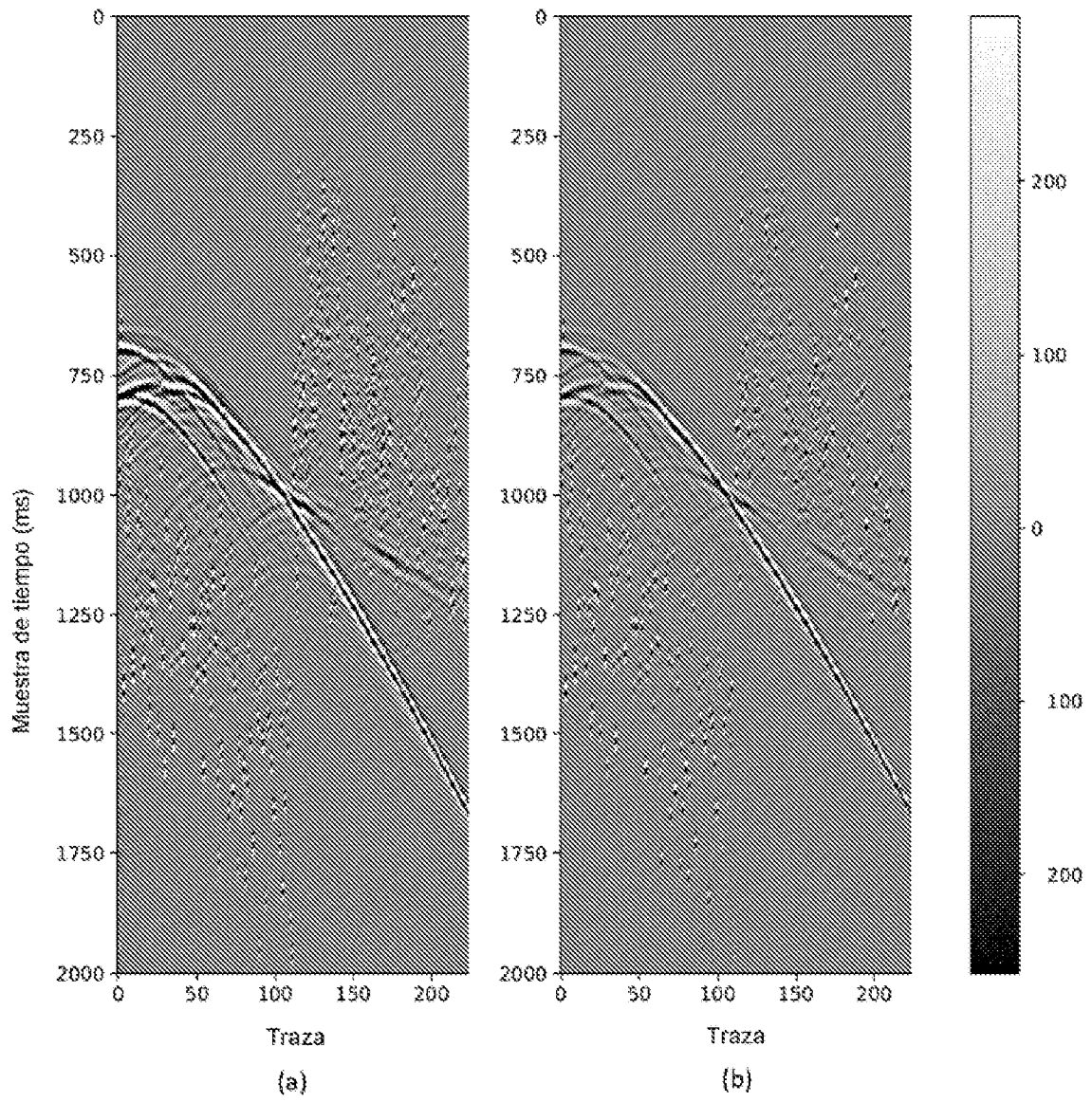


FIG. 1

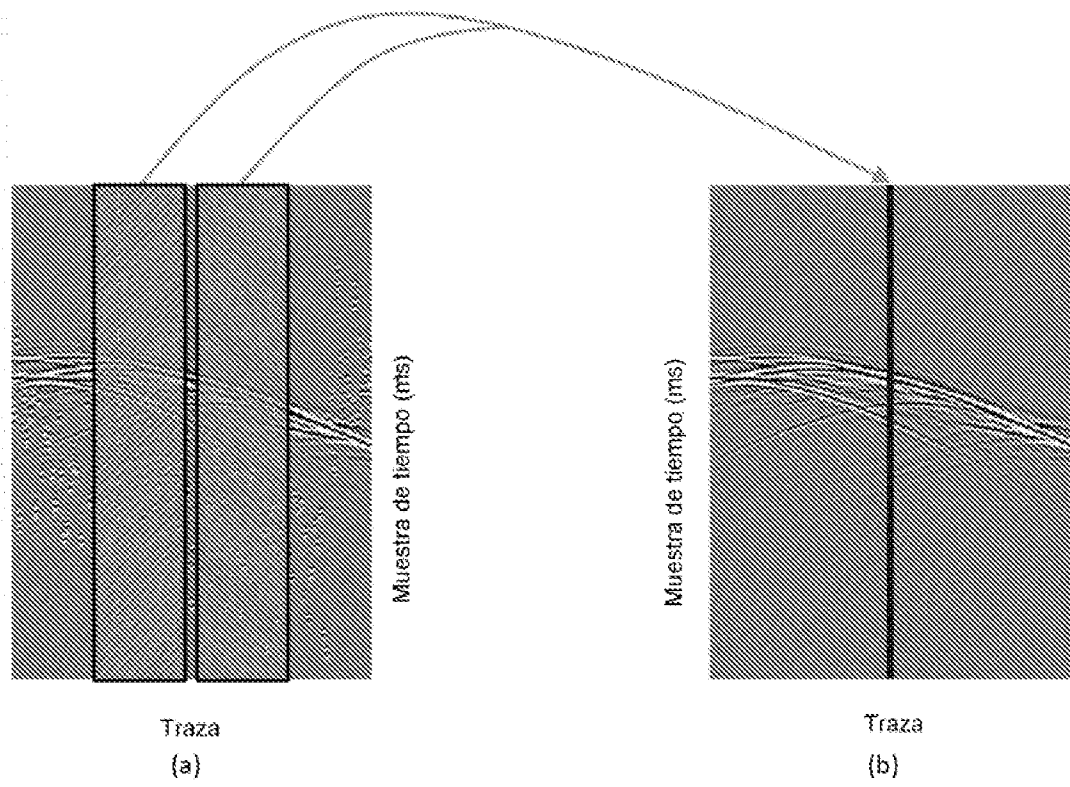


FIG. 2



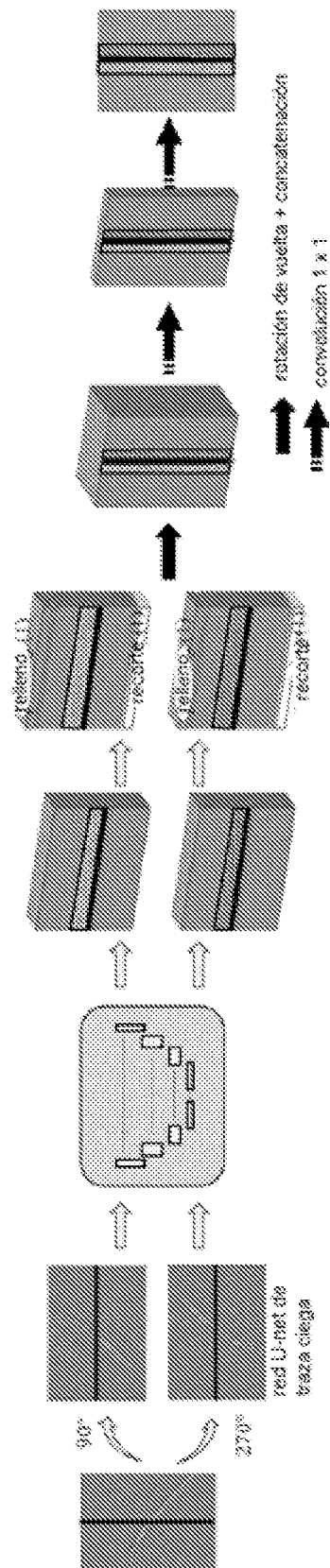


FIG. 3

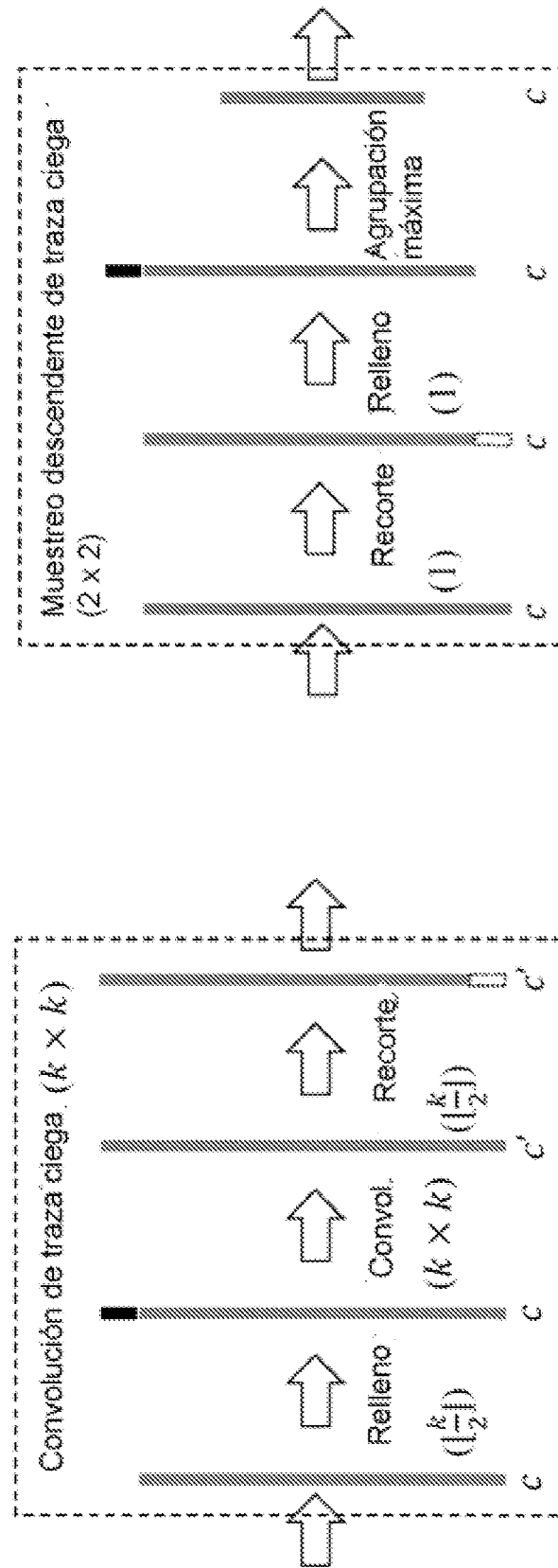


FIG. 4

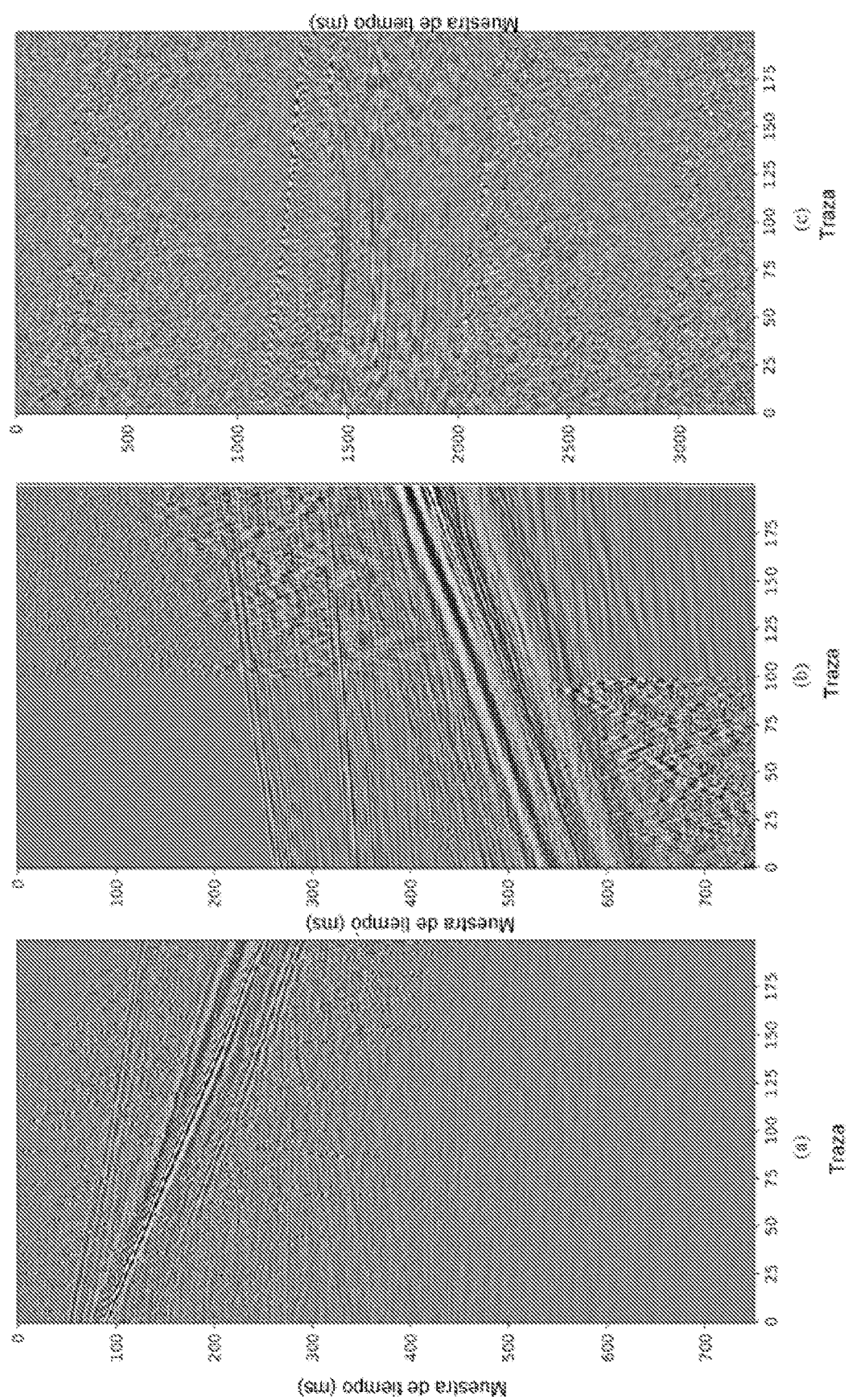


FIG. 5

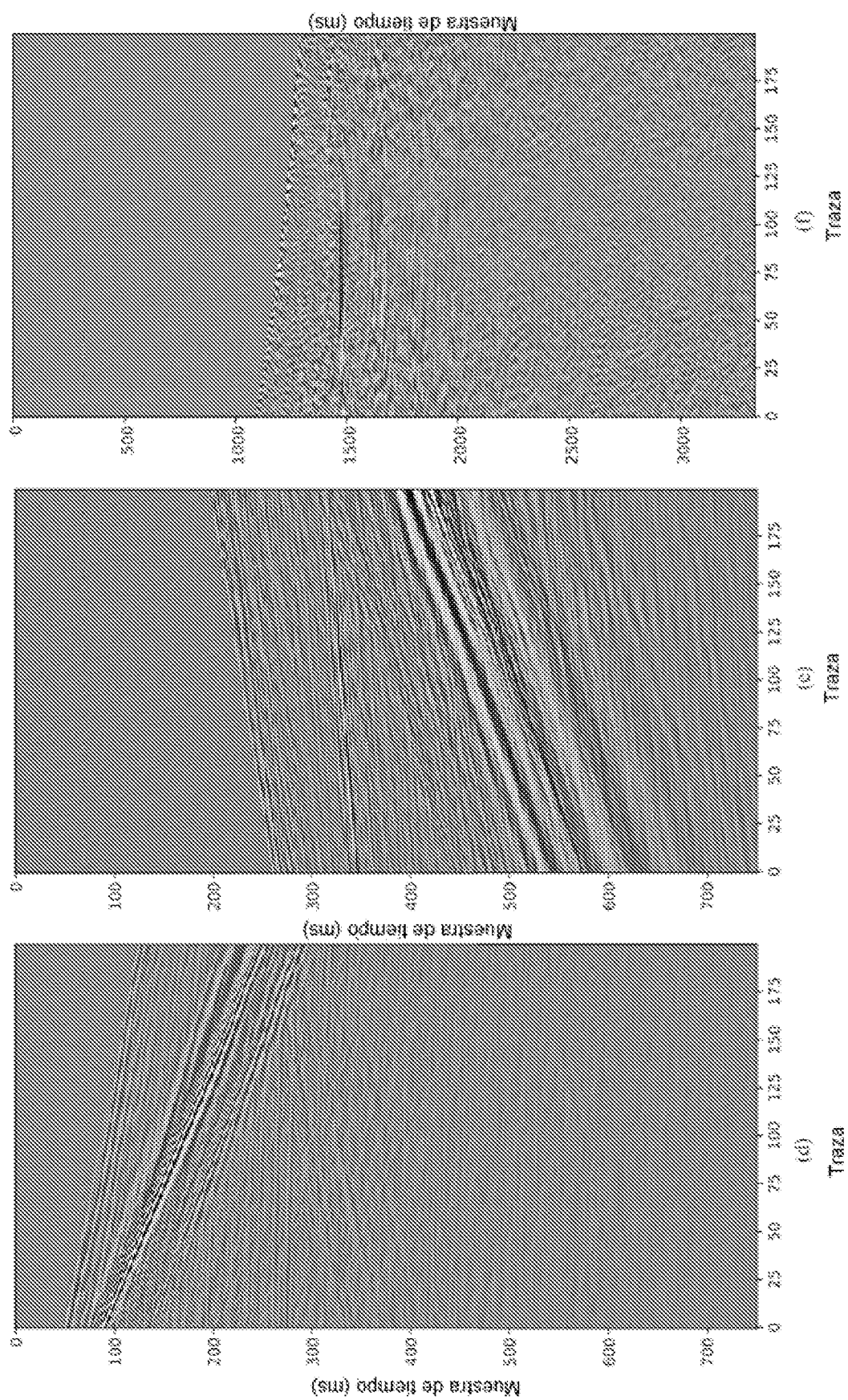


FIG. 5 cont.

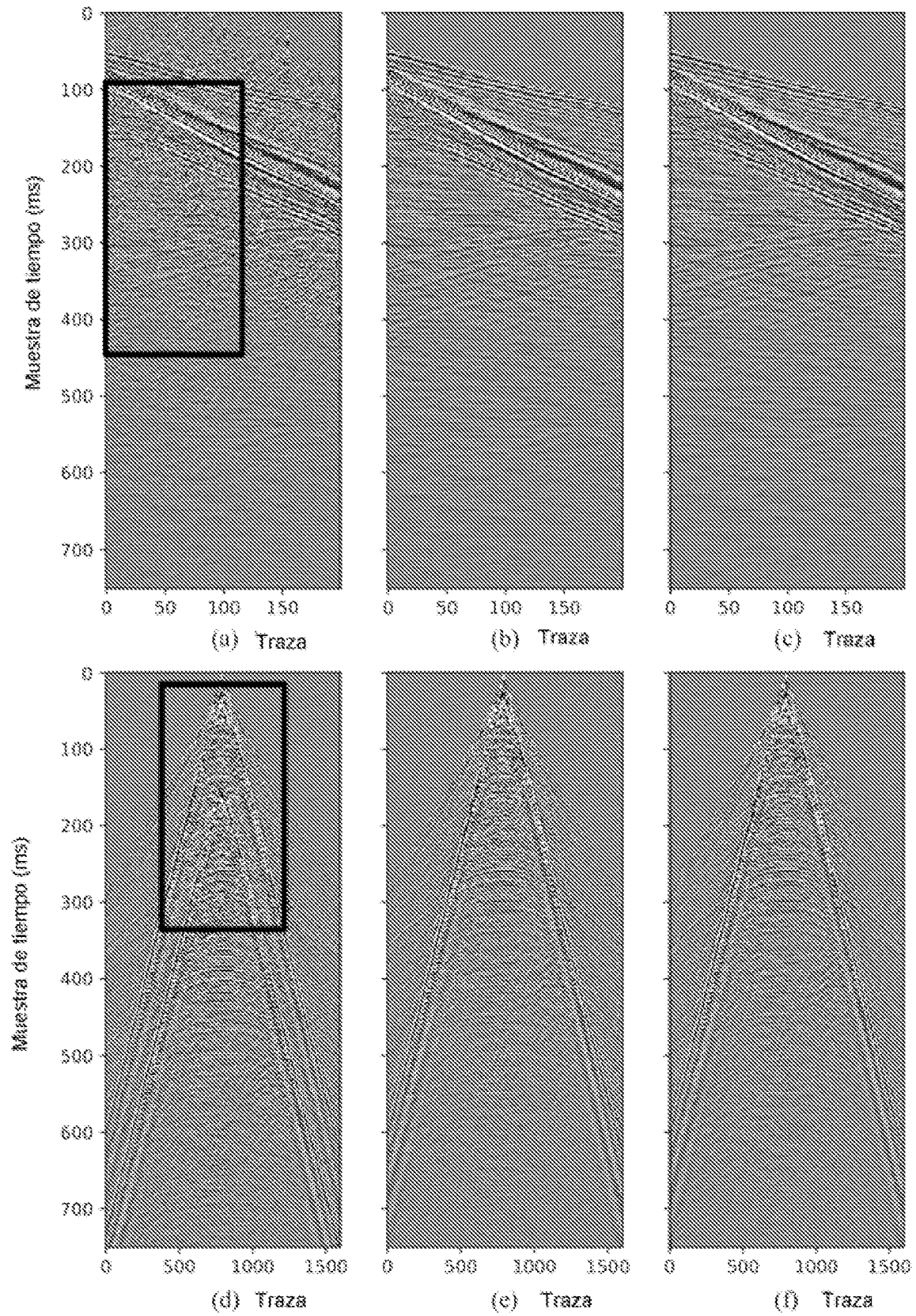


FIG. 6



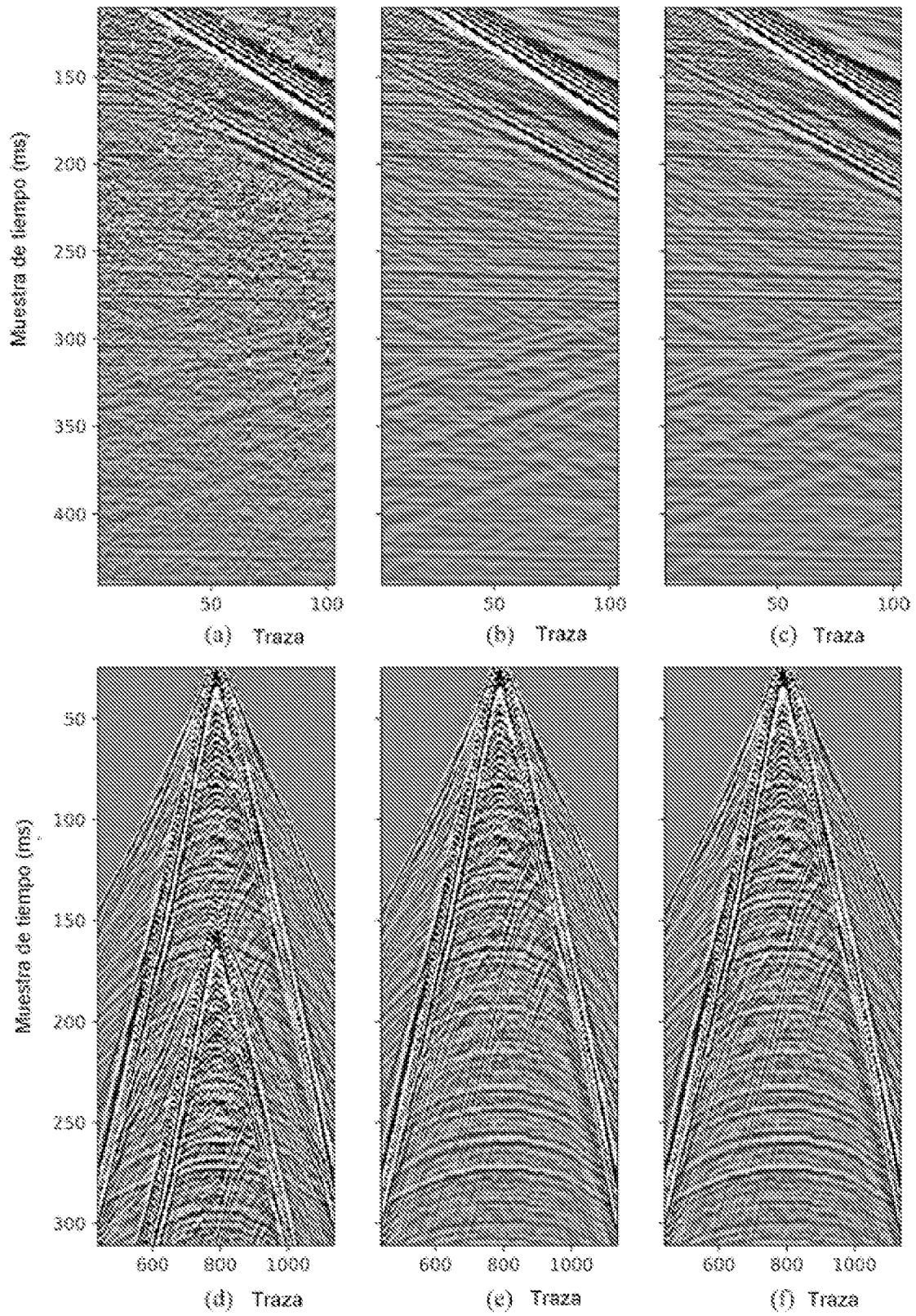


FIG. 7

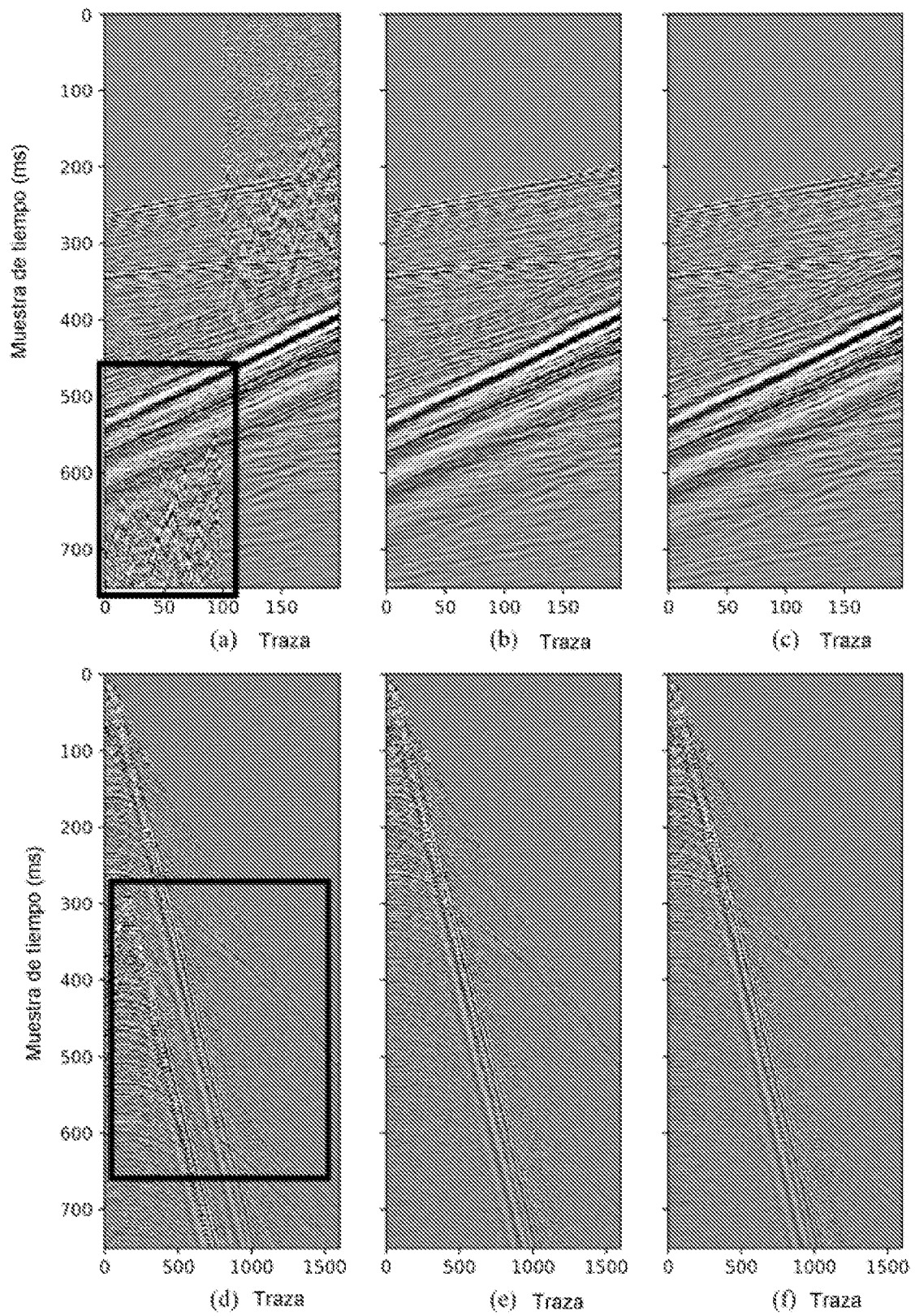


FIG. 8

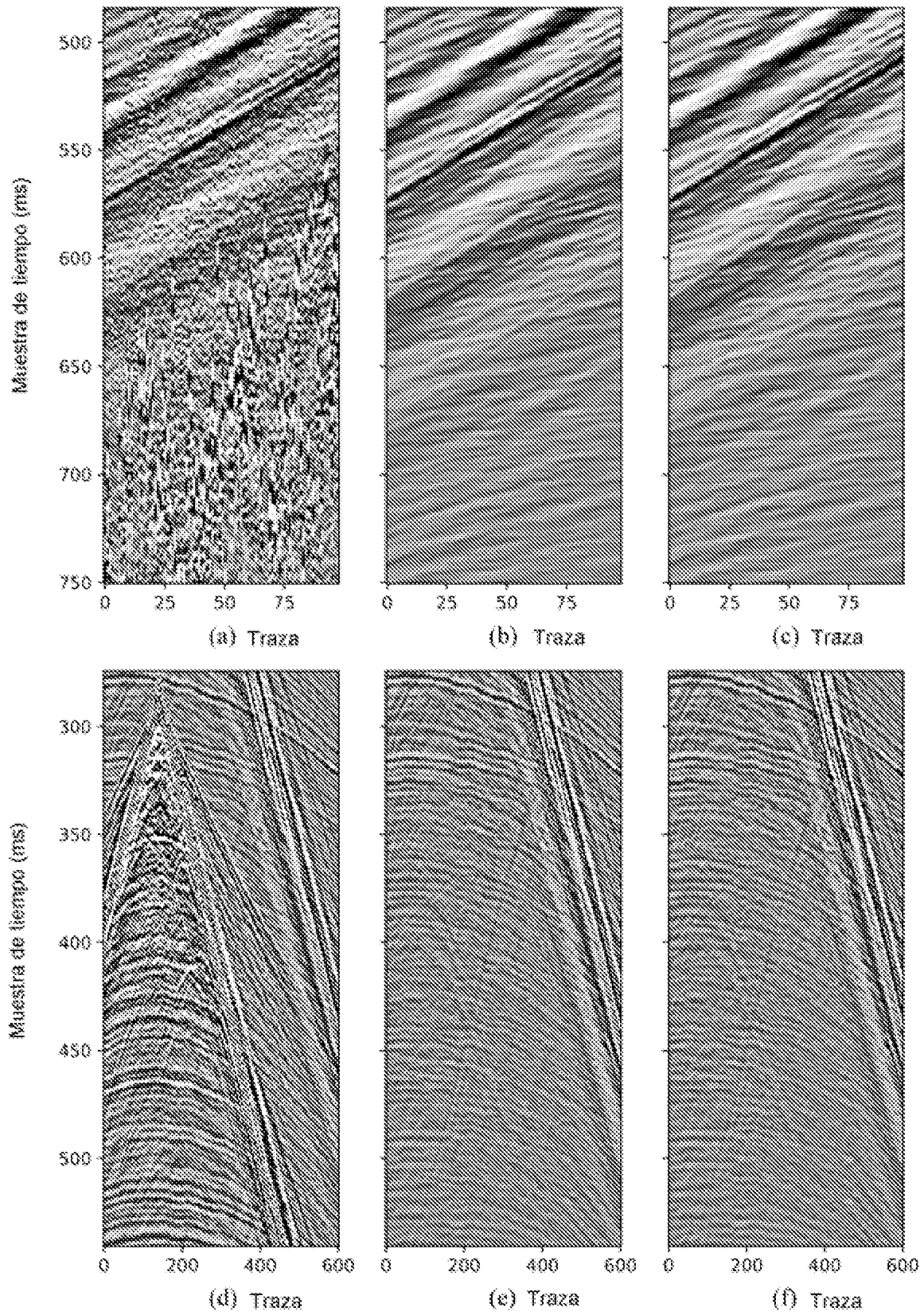


FIG. 9



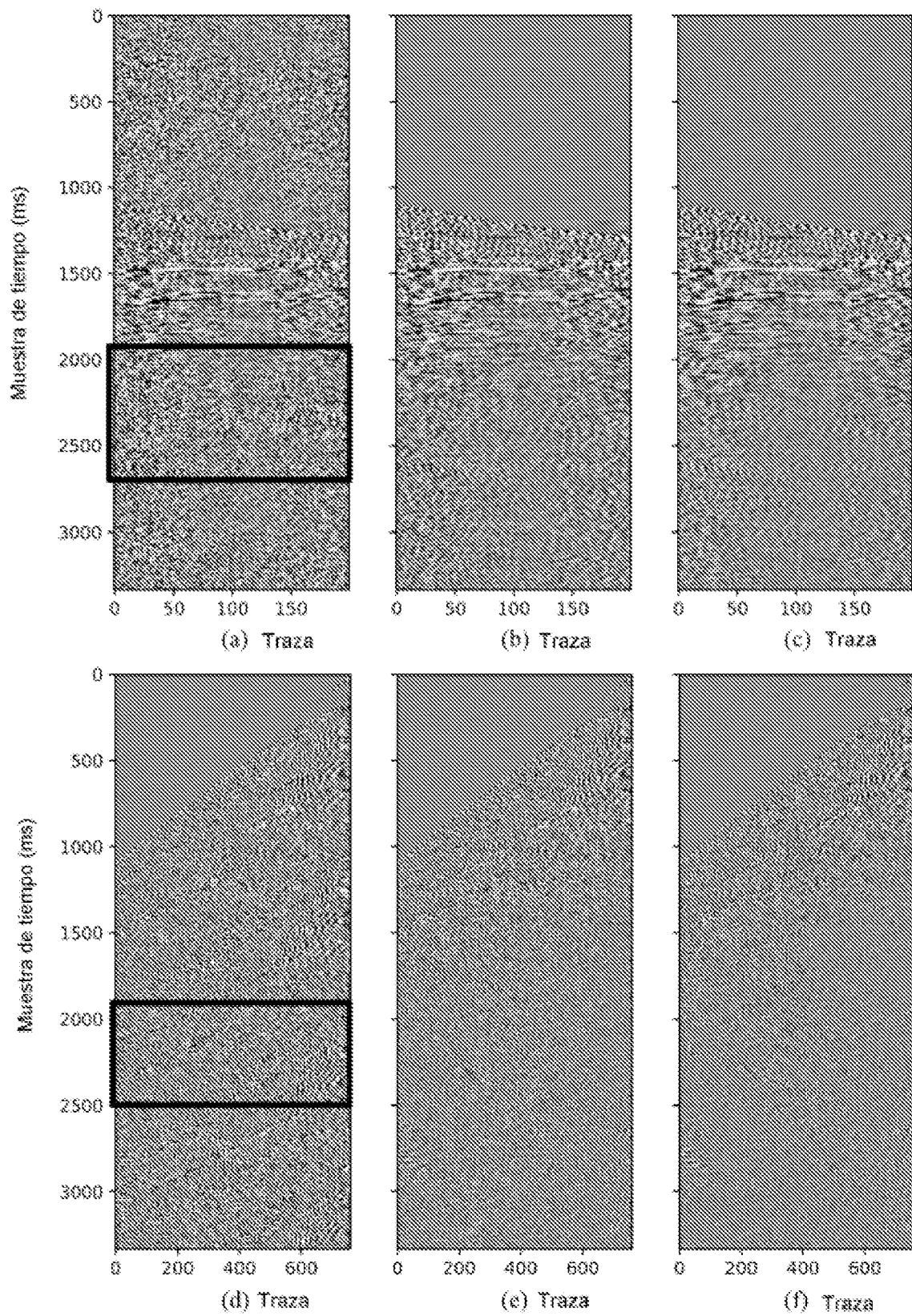


FIG. 10

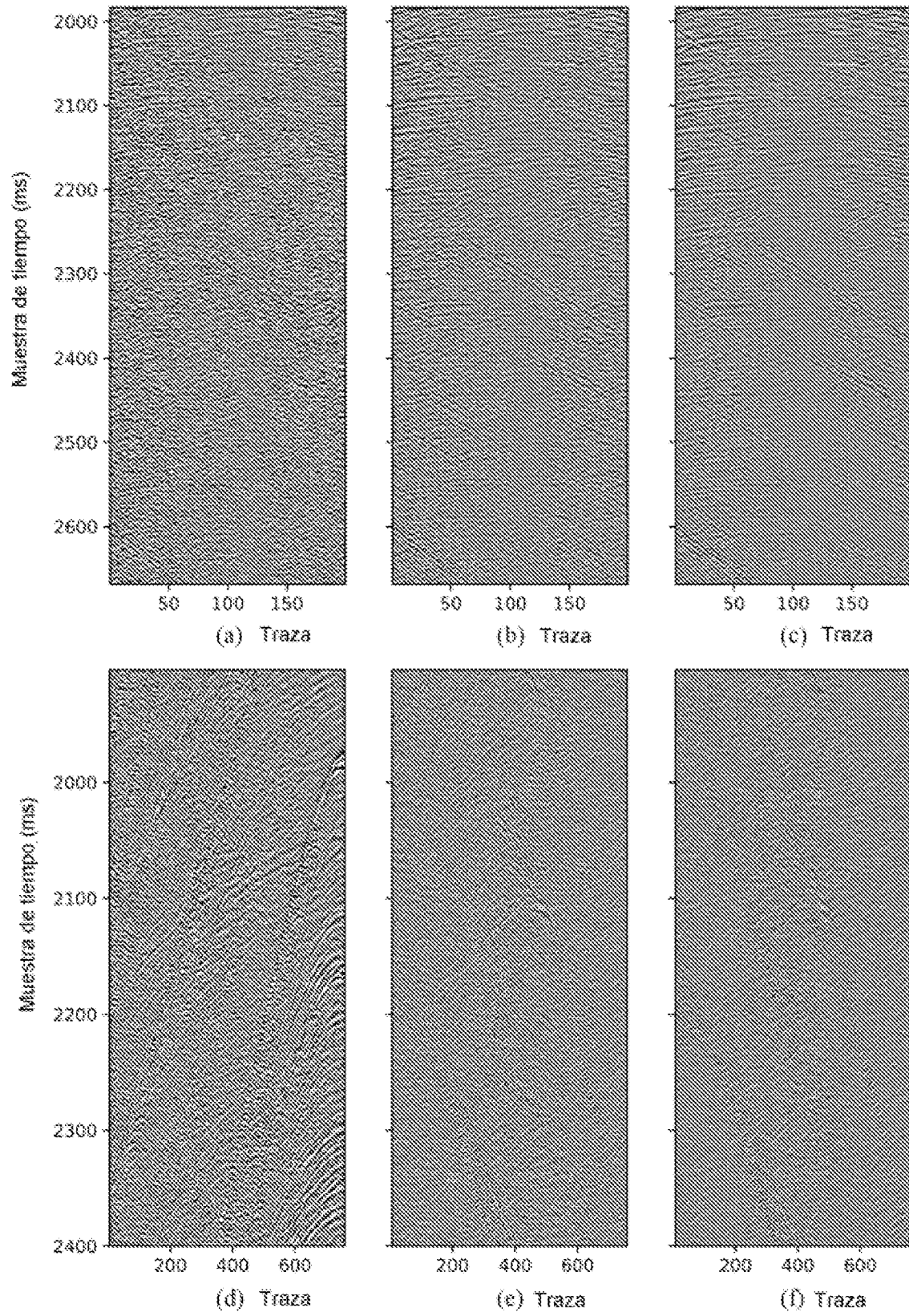


FIG. 11