



UNIVERSIDAD NACIONAL  
AUTÓNOMA DE MÉXICO

---

FACULTAD DE INGENIERÍA

REGULARIZACIÓN DE  
COCIENTES ESPECTRALES DE  
DATOS SÍSMICOS

TESIS

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:  
**Ingeniera Geofísica**

P R E S E N T A:

Karen Janet Ricárdez Santos

DIRECTOR DE TESIS:

Dr. Sergio Chávez Pérez



Ciudad Universitaria, Cd. Mx., junio de 2021

*A mi mamá, Maribel Yaneth Santos Máquez.*

# Índice general

<b>1. Resumen</b>	<b>5</b>
<b>2. Introducción</b>	<b>7</b>
<b>3. Regularización de cocientes espectrales</b>	<b>10</b>
3.1. Deconvolución . . . . .	10
3.1.1. Hipótesis de trabajo de la deconvolución . . . . .	12
3.1.2. Filtro deconvolutivo . . . . .	12
3.1.3. Filtro deconvolutivo por cuadrados mínimos . . . . .	13
3.1.4. Cuadrados mínimos amortiguados . . . . .	15
3.1.5. Deconvolución predictiva . . . . .	16
3.1.6. Deconvolución como un cociente de dos señales . . . . .	18
3.2. Regularización de cocientes espectrales . . . . .	19
3.2.1. Deconvolución amortiguada . . . . .	19
3.2.2. Deconvolución con nivel de agua . . . . .	20
3.2.3. Balanceo espectral . . . . .	22
<b>4. Resultados</b>	<b>25</b>

<i>ÍNDICE GENERAL</i>	3
4.1. Deconvolución amortiguada . . . . .	25
4.2. Nivel de agua . . . . .	33
4.3. Balanceo espectral . . . . .	41
4.4. Resumen de resultados . . . . .	48
<b>Conclusiones</b>	<b>49</b>
<b>Referencias</b>	<b>50</b>
<b>Agradecimientos</b>	<b>53</b>

*Bienaventurado el hombre que halla la sabiduría, y que obtiene la inteligencia;  
Porque su ganancia es mejor que la ganancia de la plata, y sus frutos más que el  
oro fino.*

*Proverbios 3:13*

# Capítulo 1

## Resumen

En procesamiento y postprocesamiento de datos sísmicos, los cocientes espectrales permiten mejorar la relación señal a ruido. Su utilidad principal es filtrar señales ruidosas, atenuar múltiples y amplificar e igualar el espectro de amplitud. Existen varios métodos de manipulación espectral. Por ejemplo, derivadas de orden superior, multiplicador de fase, balanceo (al amplificar o igualar), preblanqueo (también conocido como nivel de agua), azulamiento (por su incremento de frecuencias altas) y remoción de efectos de filtrado (deconvolución). Para lograr que estos métodos funcionen, es necesario introducir un parámetro o factor de regularización para evitar singularidades. La elección de estos factores es un proceso heurístico, poco discutido y entendido en la práctica y literatura geocientífica. En este trabajo ilustro y discuto la estimación de dichos parámetros y sus implicaciones en el cálculo de atributos sísmicos, a partir de ejercicios numéricos de deconvolución.

# Abstract

In seismic data processing and post-processing, spectral quotients improve the signal-to-noise ratio. Its main utility is to filter noisy signals, attenuate multiple signals and amplify and match the amplitude spectrum. There are several methods of spectral manipulation. For example, higher order derivatives, phase multiplier, rolling (when amplifying or equalizing), prewhitening (also known as water level), bluing (for its increase in high frequencies) and removal of filtering effects (deconvolution). To make these methods work, it is necessary to enter a parameter or regularization factor to avoid singularities. The choice of these factors is an heuristic process, little discussed and understood in the geoscientific practice and literature. In this work, I illustrate and discuss the estimation of these parameters and their implications in the calculation of seismic attributes from numerical deconvolution exercises.

# Capítulo 2

## Introducción

La interpretación de datos sísmicos es función del ancho de banda y la relación señal a ruido (*e.g.*, Chopra y Marfurt, 2016). La Tierra actúa como un filtro pasa bajas, atenuando las frecuencias altas, por lo que al incrementar las frecuencias altas dentro del ancho de banda de forma balanceada, y aplicar un preblanqueo  $\alpha$ , es, en principio, posible obtener mayor resolución vertical.

Lo anterior parte de la siguiente ecuación, donde la longitud de onda  $\lambda$  puede representarse como un cociente de la velocidad del medio  $v$  entre la frecuencia  $f$

$$\lambda = \frac{v}{f}, \quad (2.1)$$

si la frecuencia incrementa, la longitud de onda es menor, lo que sugiere mayor resolución (*e.g.*, Chávez-Pérez, 2015).

Con base en el modelo convolucional de la Tierra, una traza sísmica,  $d$ , es considerada la salida de un sistema lineal,  $Gm$ , que convoluciona una serie de reflectividad,  $m$ , que representa la columna estratigráfica, con una señal impulsiva,  $G$ , que representa la fuente de energía sísmica. Matemáticamente, esto puede representarse con la siguiente ecuación

$$Gm = d. \quad (2.2)$$

Con base en la ecuación anterior, la deconvolución, operación inversa de la convolución, puede definirse como un problema de inversión lineal (*e.g.*, Claerbout, 1992; Schuster, 2017), por lo que generalizando la Ec. 2.2,  $G$ , es un operador lineal,  $m$ , un modelo, y  $d$ , los datos sísmicos observados. La solución inversa de cuadrados mínimos de la ecuación anterior es

$$m = [G^T G]^{-1} G^T d. \quad (2.3)$$

En general, el producto,  $G^T G$ , puede ser singular (o no invertible), por ello es necesario añadir un factor de amortiguamiento o de regularización,  $\sigma^2$ , donde  $\sigma^2$  es un parámetro heurístico que obliga a la matriz,  $G^T G$ , a no ser singular. La selección de valores óptimos  $\sigma^2$  tiene por objetivo reforzar los elementos de la diagonal principal  $G^T G$ , para que el eigenvalor mínimo  $\lambda_{min}$  sea distinto de cero. Este proceso es conocido como balanceo espectral (*e.g.*, Silvia, 1987)

$$m = [G^T G + I\sigma^2]^{-1} G^T d. \quad (2.4)$$

Por otro lado, el contenido de energía también puede mejorar con el uso de coeficientes espectrales (*e.g.*, Chopra y Marfurt, 2016). La siguiente ecuación muestra la estructura matemática del balanceo espectral

$$Balanceo = f \left( \frac{P_m}{P_p + \alpha P_m} \right), \quad (2.5)$$

donde  $P_m$ , es la energía máxima en una ventana de tiempo dada,  $P_p$ , es la energía promedio, y  $\alpha$ , el factor de preblanqueo que garantiza la no singularidad al añadirle un nivel de ruido blanco a los datos. Al igual que la selección adecuada de  $\sigma^2$ , la selección de  $\alpha$  es heurística.

Los manuales de usuario de procesamiento de datos sísmicos, recomiendan utilizar un factor de preblanqueo en el intervalo del [1-4] % de la potencia máxima  $P_m$ , sin dar más explicaciones. Al ver la necesidad de explicar el por qué de este factor de regularización  $\alpha$  (Ec. 2.5), nace la motivación de realizar una tesis que tiene por

objetivo revisar el efecto del factor de preblanqueo en el balanceo espectral y discutir su estimación.

Para discutir la estimación del parámetro de preblanqueo, es útil recurrir a antecedentes de operadores de cuadrados mínimos amortiguados, dado que su uso en la práctica es similar a los operadores de balanceo espectral (Fig. 2.1).

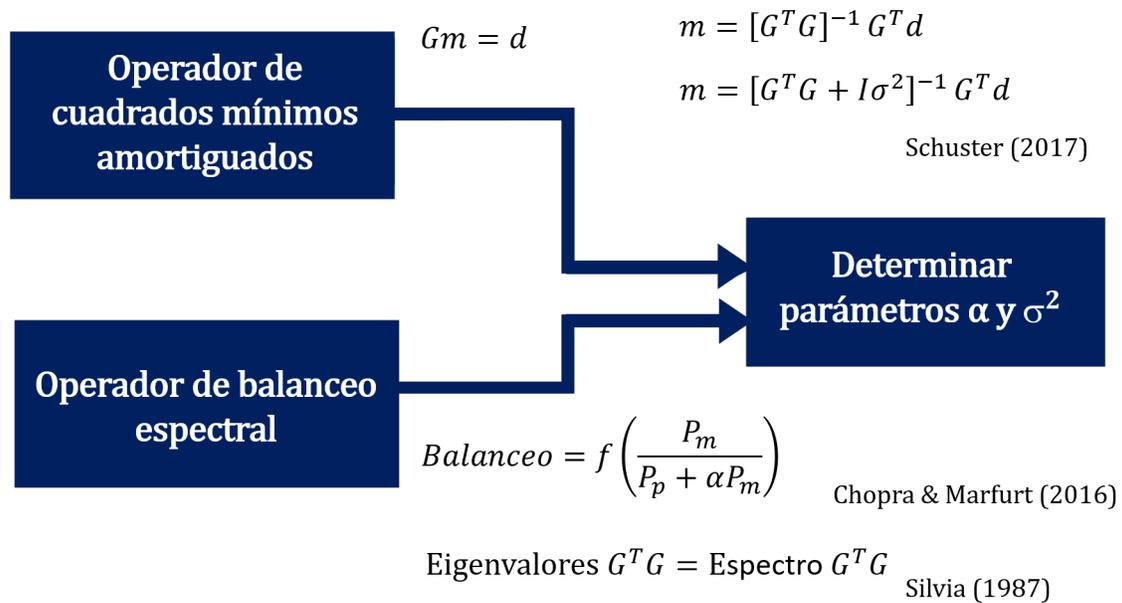


Figura 2.1: La estructura matemática entre los términos,  $G^T G + I\sigma^2$ , y,  $P_p + \alpha P_m$ , de los operadores de las Ecs. 2.4 y 2.5, permite establecer una analogía de los términos  $\alpha$  y  $\sigma^2$ .

# Capítulo 3

## Regularización de cocientes espectrales

Antes de introducir el proceso de regularización, procedo a explicar el proceso de deconvolución. A pesar de que parto de literatura clásica, acceder a ella no es algo trivial, tuve que recurrir a fundamentos teóricos.

### 3.1. Deconvolución

La deconvolución es un proceso que mejora la resolución temporal de datos sísmicos al comprimir ondículas sísmicas (*e.g.*, Robinson y Treitel, 2008). Sísmicamente, cada estrato de la Tierra está definido con velocidades y densidades, con las que se propagan las ondas sísmicas. El producto de la densidad y velocidad para cada estrato está definido como impedancia sísmica (*e.g.*, Marfurt y Matos, 2014). Debido al contraste de impedancias entre rocas adyacentes se generan reflexiones, grabadas a lo largo del perfil de una superficie, donde la posición de cada pico, indica la profundidad del límite de capa (Fig. 3.1). Así, es posible modelar el sismograma  $x(t)$  como la convolución de una ondícula sísmica  $w(t)$  con la respuesta al impulso de la Tierra  $e(t)$  (Fig. 3.2).

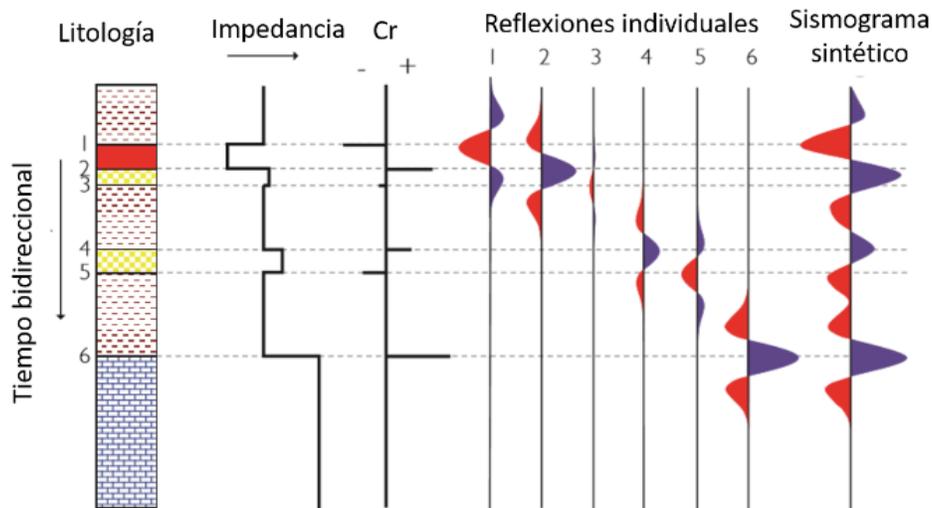


Figura 3.1: Representación de un sismograma generado por la sumatoria de cada una de las reflexiones asociadas al cambio de litología. Cr representa los coeficientes de reflexión (tomada de Simm y Bacon, 2015).

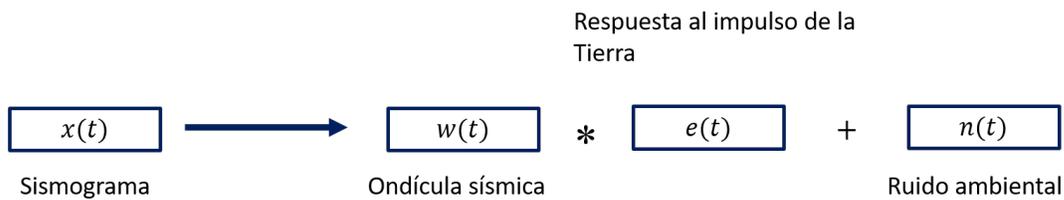


Figura 3.2: Esquema representativo del modelo convolucional de una traza sísmica  $x(t)$  en el dominio del tiempo.

El sismograma registrado contiene la forma de onda de la fuente, las reflexiones superficiales, la respuesta del geófono, entre otros componentes. Para obtener los coeficientes de reflexión asociados al cambio de litología, es necesario remover la forma de onda de la fuente.

En consecuencia, la deconvolución puede definirse como el proceso de remoción de la forma de onda de la fuente con el objetivo de recuperar la serie de reflectividad del sismograma. La deconvolución comprime la ondícula fuente para incrementar la resolución espacial (*e.g.*, Claerbout, 1975).

### 3.1.1. Hipótesis de trabajo de la deconvolución

Las hipótesis de trabajo para la deconvolución son las siguientes (*e.g.*, Yilmaz, 2001):

- 1) La Tierra está compuesta de capas horizontales de velocidad constante. La fuente genera una onda plana compresional con incidencia normal.
- 2) La forma de onda de la fuente no cambia a medida que viaja en el subsuelo, es estacionaria.
- 3) El componente de ruido es cero.
- 4) La forma de onda de la fuente es conocida.
- 5) La reflectividad es un proceso aleatorio. Esto implica que el sismograma tiene características de la ondícula sísmica, y que sus autocorrelaciones y espectros de amplitud son similares.
- 6) La ondícula sísmica es de fase mínima.

### 3.1.2. Filtro deconvolutivo

Considerando que el componente de ruido  $n(t)$  es nulo, la deconvolución puede representarse como un filtro inverso  $a(t)$ , que al convolucionarse con el sismograma genera una estimación de la respuesta al impulso de la Tierra  $e(t)$  (*e.g.*, Yilmaz, 2001)

$$x(t) = w(t) * e(t), \quad (3.1)$$

$$e(t) = a(t) * x(t). \quad (3.2)$$

Sustituyendo la Ec. 3.1 en la Ec. 3.2,

$$\delta(t) = a(t) * w(t), \quad (3.3)$$

$\delta(t)$  representa la función delta de Kronecker. Esta ecuación implica que el filtro inverso convierte a la ondícula  $x(t)$  en un pico en cero, obligándola a ser de fase mínima.

Despejando, surge el operador del filtro  $a(t)$

$$a(t) = \delta(t) * w'(t), \quad (3.4)$$

$w'(t)$  es el inverso de la ondícula sísmica  $w(t)$ , que convierte el sismograma en una serie de picos que definen al impulso de la Tierra. El procedimiento para calcular la deconvolución por este método está representado en la Fig. 3.3.

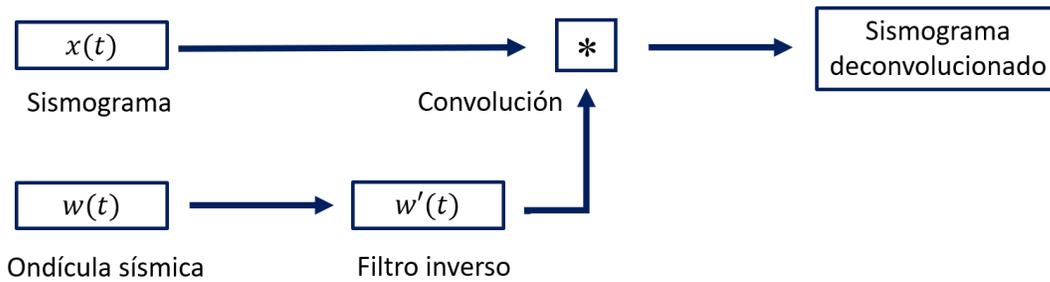


Figura 3.3: Esquema representativo de la deconvolución como filtro inverso. Para construirlo es necesario conocer la forma de onda de la fuente.

### 3.1.3. Filtro deconvolutivo por cuadrados mínimos

Para reducir el error presente en el cálculo del filtro deconvolutivo, tomo en cuenta la energía acumulativa del error  $L$ , definida como la suma de los cuadrados de las diferencias entre los coeficientes actuales  $z_n$  y las salidas deseadas  $y_n$

$$L = \sum_n (z_n - y_n)^2. \quad (3.5)$$

El filtro óptimo de cuadrados mínimos (generalmente traducido como mínimos cuadrados) minimiza el valor de la energía del error, establece derivadas parciales con respecto a cada uno de los coeficientes del filtro  $a(t)$  y las iguala a cero. El resultado de esta minimización es el conjunto de un sistema de  $N$  ecuaciones lineales simultáneas

conocidas como ecuaciones normales (*e.g.*, Robinson y Treitel, 1980). En su forma matricial, son las siguientes

$$\begin{bmatrix} g_0 \\ g_1 \\ \dots \\ g_{N-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_0 & r_1 & \dots & r_{N-1} \\ r_1 & r_0 & \dots & r_{N-2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N-1} & r_{N-2} & \dots & r_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_{N-1} \\ \dots \\ a_N - 1 \end{bmatrix}, \quad (3.6)$$

donde  $r_i$ , es la parte causal (los valores de cero a la derecha) de la autocorrelación de la ondícula de entrada,  $a_i$ , los coeficientes del filtro deseado y  $g_i$ , la correlación cruzada de la salida deseada con la ondícula de entrada (B. Bednar, comunicación personal y presentación inédita, 2019). En la autocorrelación es posible ocupar  $x(t)$  o  $w(t)$  porque sus autocorrelaciones son similares. La ecuaciones siguientes muestran el cálculo de la autocorrelación y la correlación cruzada

$$r_N = \sum_i x_{i+n}x_i, \quad (3.7)$$

$$g_N = \sum_i z_{i+n}x_i. \quad (3.8)$$

La matriz cuadrada en las ecuaciones normales tiene los coeficientes de la autocorrelación dispuestos en forma de Toeplitz, es decir, todos los coeficientes de autocorrelación a lo largo de cualquier diagonal son iguales (*e.g.*, Robinson y Treitel, 2008). Para obtener el vector de correlación cruzada  $g_i$ , primero defino el vector de salida deseada  $z_i$ . Considerando que la forma de una ondícula puede ser alterada por el espectro de cambio de fase sin modificar su amplitud, y que una ondícula de fase mínima tiene el menor decaimiento de energía, el tiempo de retraso es equivalente al retraso de la fase. Con lo anterior defino el vector de salida deseada

$$z = (1, 0, 0, \dots, 0), \quad (3.9)$$

con el vector de salida  $z$  escrito de la forma anterior, el filtro comprime la ondícula

fuente para que su amplitud mayor esté en cero. Al utilizar la Ec. 3.9 aplico la deconvolución impulsiva (*spiking deconvolution* en inglés) (e.g., Pesce, 2010). Es necesario tomar en cuenta que si la ondícula de entrada no es de fase mínima, la deconvolución impulsiva no puede convertirla en un impulso perfecto de retraso cero (e.g., Robinson y Treitel, 1980).

Al resolver las ecuaciones normales obtengo los coeficientes del filtro, que al convolucionarse con la traza sísmica producen la estimación de los coeficientes de reflexión del sismograma. La Fig. 3.4, muestra el procedimiento para aplicar este método.

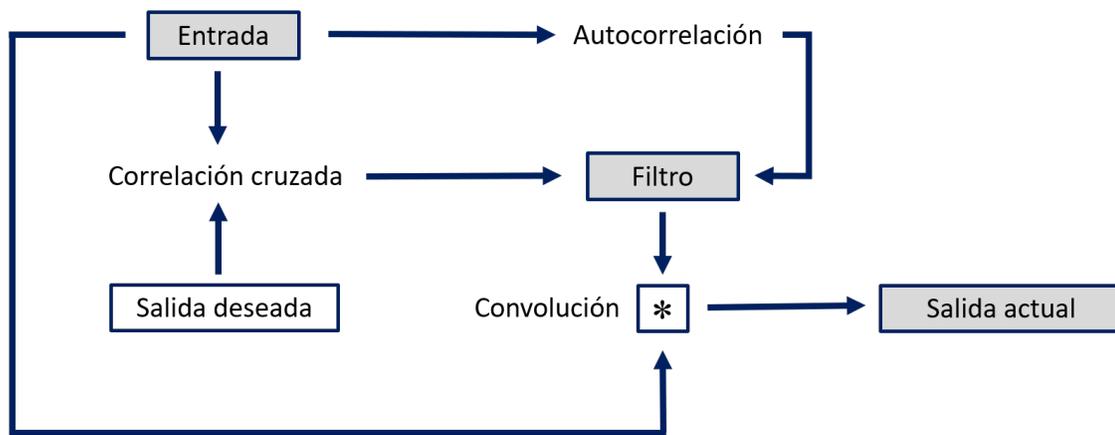


Figura 3.4: . Esquema representativo de deconvolución por cuadrados mínimos, también conocida como filtro de Wiener.

Normalmente la ondícula fuente no es de fase cero, por lo que es necesario añadir un factor de regularización o amortiguamiento  $\sigma^2$ , lo que se conoce como cuadrados mínimos amortiguados.

### 3.1.4. Cuadrados mínimos amortiguados

El método de cuadrados mínimos amortiguados tiene como objetivo reforzar la diagonal principal del operador  $G$  (Ec. 3.6), al añadirle un factor de amortiguamiento  $\sigma^2$  de la siguiente forma

$$\begin{bmatrix} r_0 + \sigma^2 & r_1 & \cdots & r_{N-1} \\ r_1 & r_0 + \sigma^2 & \cdots & r_{N-2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N-1} & r_{N-2} & \cdots & r_0 + \sigma^2 \end{bmatrix}, \quad (3.10)$$

el añadir  $\sigma^2$ , garantiza estabilidad numérica del operador y permite la solución del modelo (*e.g.*, Lines y Treitel, 1984). La selección de  $\sigma^2$  es heurística, mediante prueba y error. Un factor de regularización pequeño está asociado con un filtrado suave, resultando en una mejor aproximación del modelo.

Finalmente, es posible obtener mejores resultados al construir un vector de salida deseada conforme al retraso que presenta la fuente, haciendo uso de la deconvolución predictiva.

### 3.1.5. Deconvolución predictiva

Este filtro, obtenido a partir de la deconvolución por cuadrados mínimos, usa valores pasados de la señal de entrada  $x(t)$ , para predecir valores futuros de dicha señal. Si la señal de entrada es reescrita como  $x_n$ , la salida deseada es la versión adelantada de  $x_n$  en el tiempo  $(n + \alpha)$ , donde la distancia de predicción está dada por  $\alpha$  (*e.g.*, Robinson y Treitel, 2008). Este filtro de predicción  $a_N$  está diseñado para que la salida  $y_n$  en el momento  $n$ , sea una estimación óptima del valor futuro  $x_{n+\alpha}$ . La acción del filtro puede representarse con la siguiente convolución

$$x_{n+\alpha} = a_0 x_n + a_1 x_{n-1} + \dots + a_{N-1} x_{n-N+1}, \quad (3.11)$$

el operador de predicción actúa sobre una entrada hasta el tiempo  $n$  y estima su valor en algún momento futuro  $n + \alpha$ . La correlación cruzada entre la salida deseada y la entrada viene dada por los coeficientes de retraso positivos de la correlación cruzada entre la traza avanzada en el tiempo y la traza original

$$g_n = \sum_i x_{i+n+\alpha} + x_i = r_{n+\alpha}, \quad (3.12)$$

la correlación cruzada entre la salida deseada y la entrada, es igual a la autocorrelación de la entrada para retrasos mayores o iguales que  $\alpha$  (e.g., Robinson y Treitel, 2008). Las ecuaciones normales del filtro de predicción pueden escribirse como

$$\begin{bmatrix} r_\alpha \\ r_{\alpha-1} \\ \dots \\ r_{N+\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_0 & r_1 & \dots & r_N \\ r_1 & r_0 & \dots & r_{N-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{N-1} & r_{N-1} & \dots & r_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \dots \\ a_N \end{bmatrix}. \quad (3.13)$$

Los coeficientes del filtro obtenidos a partir de la solución de las ecuaciones normales se convolucionan con la traza sísmica para obtener las series de reflectividad. La Fig. 3.5 muestra los pasos de la deconvolución predictiva de manera resumida.

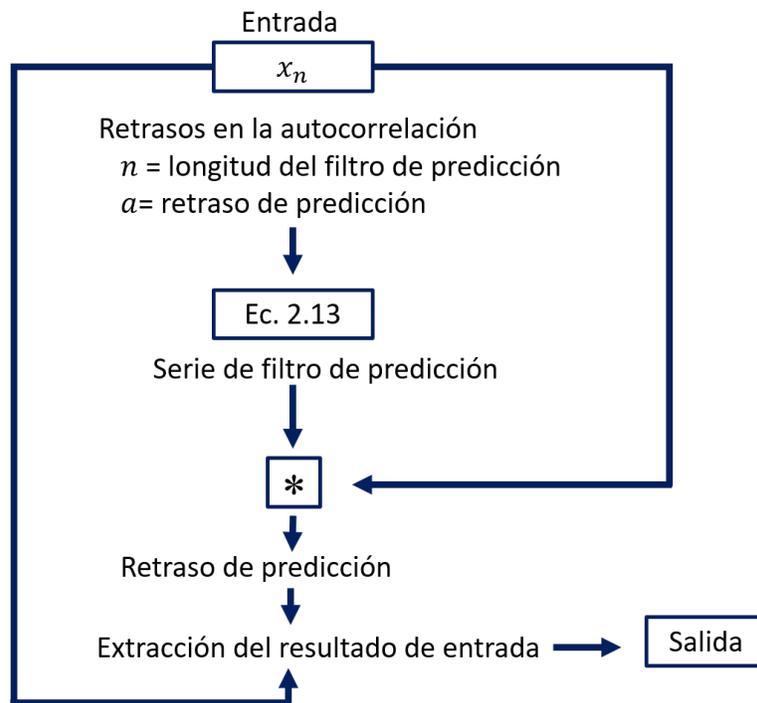


Figura 3.5: Esquema representativo de deconvolución predictiva.

### 3.1.6. Deconvolución como un cociente de dos señales

La convolución en el dominio del tiempo es equivalente a una multiplicación en el dominio de la frecuencia, donde el espectro de amplitud del sismograma es igual al producto de los espectros de amplitud de la ondícula sísmica y los coeficientes de reflexión (*e.g.*, Gubbins, 2004). Por consiguiente, la deconvolución en el dominio de Fourier es el cociente de la traza sísmica entre la ondícula fuente. Si la convolución es un problema directo  $Gm = d$  y la deconvolución su proceso inverso, es posible representarlos de la siguiente forma (Fig. 3.6)

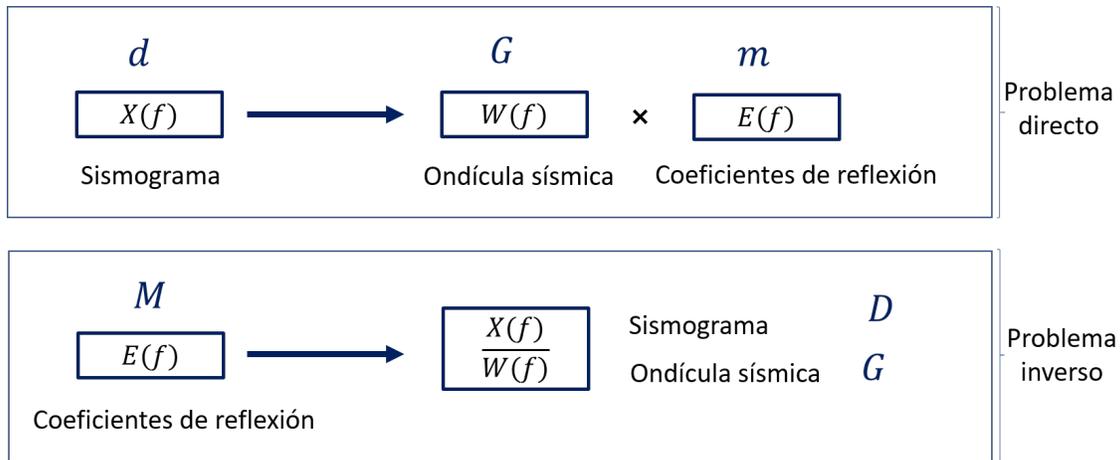


Figura 3.6: Esquema del modelo convolucional y deconvolucional en el dominio de la frecuencia.

donde  $D$ , representa los datos sísmicos,  $G$ , el operador deconvolucional y  $M$ , el modelo a calcular en el dominio de la frecuencia.

## 3.2. Regularización de cocientes espectrales

El método de deconvolución por cociente espectral descrito anteriormente funciona para un caso ideal libre de ruido. Sin embargo, en la aplicación del método, la traza sísmica contiene ruido ambiental causado por el aire, el mal posicionamiento de los geófonos o ruido numérico adquirido en el procesamiento de datos. El ruido presente en la traza sísmica o el hecho de que la ondícula fuente no sea de fase mínima afectan la estimación de los coeficientes de reflexión. Por esa razón, para que estos métodos funcionen, es necesario agregar un factor de regularización al denominador que garantice la estabilidad numérica del cociente y permita su solución. No obstante, la elección de este factor de regularización es un proceso heurístico, poco discutido y entendido en la práctica y literatura geocientífica. Elegirlo es una cuestión subjetiva que podría ser objeto de un largo análisis filosófico (*e.g.*, Claerbout, 1992).

Con el objetivo de discutir su estimación numérica, reviso el efecto de tres factores de regularización utilizados en cocientes espectrales: amortiguamiento,  $\varepsilon^2$ , nivel de agua,  $\omega$ , y preblanqueo,  $\alpha$ . Poniendo especial atención al factor de preblanqueo,  $\alpha$ , utilizado en el método de balanceo espectral.

### 3.2.1. Deconvolución amortiguada

La deconvolución en el dominio de la frecuencia es un cociente de dos señales ( $\frac{D(f)}{G(f)}$ ). Las indeterminaciones en el cociente provocadas por el ruido presente en los datos sísmicos pueden evitarse al añadir un factor de regularización  $\varepsilon^2$  al denominador, conocido como factor de amortiguamiento

$$M(f) = \frac{D(f)}{G(f) + \varepsilon^2}, \quad (3.14)$$

el factor de amortiguamiento  $\varepsilon^2$  equivale a añadir un nivel de ruido blanco a la señal  $G(f)$ , elevando los datos por un nivel dado por  $\varepsilon^2$ , como muestra la Fig. 3.7 de densidad de energía espectral, los datos de la señal original  $G(f)$  están representados en negro y la señal  $G(f)$  amortiguada en azul es elevada por un nivel marcado por el

factor  $\varepsilon^2$  seleccionado.

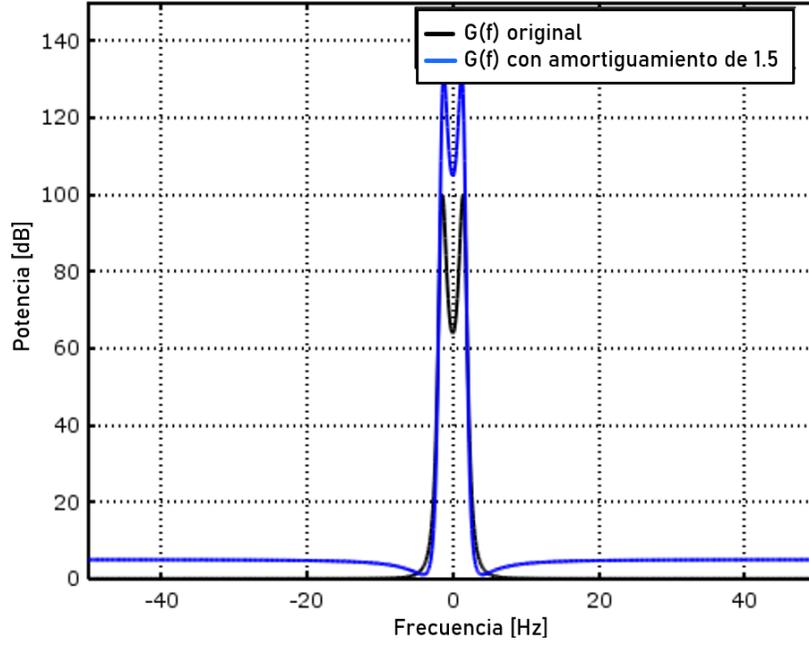


Figura 3.7: Densidad espectral de energía de  $G(f)$  sin amortiguamiento (en negro) y con amortiguamiento de 1.5 (en azul).  $G(f)$  es elevada por un nivel de 2.25 en el eje vertical.

El factor  $\varepsilon^2$  debe elegirse cuidadosamente, de manera que sea tan pequeño  $|G(f)| \gg \varepsilon^2$  que el cociente  $M(f)$  regularizado se aproxime al cociente sin regularización (*e.g.*, Claerbout, 1992)

$$M(f) = \frac{D(f)}{G(f) + \varepsilon^2} \approx \frac{D(f)}{G(f)}. \quad (3.15)$$

Al trabajar en el dominio de Fourier, es necesario multiplicar la parte superior e inferior del cociente por el complejo conjugado del denominador  $\overline{D(f)}$

$$M(f) = \frac{\overline{D(f)}D(f)}{\overline{D(f)}G(f) + \varepsilon^2}. \quad (3.16)$$

### 3.2.2. Deconvolución con nivel de agua

Otra solución a las indeterminaciones y ruido presente en los cocientes espectrales es el nivel de agua ( $\omega$ ), comúnmente utilizado en procesamiento de datos sísmicos. En

este caso, hay que seleccionar un nivel de ruido de forma heurística, por debajo del que no consideramos los datos. Es decir, para un nivel  $\omega$ , todos los valores que se encuentren por debajo de  $\omega$  son filtrados, garantizando así estabilidad numérica del cociente y atenuando el nivel de ruido presente en la señal (*e.g.*, Borches y Aster, 2013). El nivel de agua se asigna de la siguiente forma

$$G_n = \begin{cases} G_n & \text{si } |G_n| > \omega \\ \frac{\omega G_n}{|G_n|} & \text{si } 0 < |G_n| \leq \omega \\ \omega & \text{si } G_n = 0 \end{cases}, \quad (3.17)$$

$G_n$  es el vector de datos de la fuente. Para cada valor aplico un condicional, si los datos son mayores que  $\omega$ , conservan su valor, de lo contrario adquieren el nivel de agua  $\omega$ . La Fig. 3.8 muestra el efecto del nivel de agua en los datos.

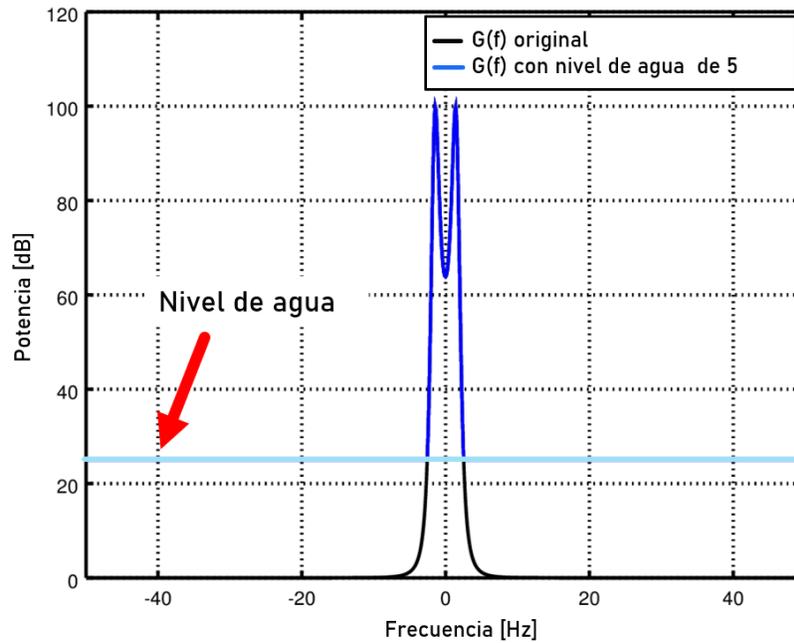


Figura 3.8: Distribución de energía en la señal  $G(f)$  con nivel de agua  $\omega = 5$  (en azul) y la señal original (en negro).

En negro muestro la señal original  $G(f)$ , y en azul la señal  $G(f)$  con nivel de agua  $\omega = 5$ , y la flecha roja indica el filtro de nivel de agua aplicado a los datos. El nombre de esta técnica surge de la construcción de  $G_n$ , aplicando la analogía de verter agua en los “agujeros” de baja amplitud de  $G$  hasta que los niveles de amplitud espectral alcanzan  $\omega$ . Su objetivo principal es evitar amplificación de ruido indeseable en frecuencias en las que  $|G|$  es pequeño (Aster *et al.*, 2013).

La fracción de nivel de agua adecuada es controlada mediante la relación señal-ruido y seleccionada examinando resultados de varias pruebas de fracciones de nivel de agua, eligiendo el nivel de agua más bajo que produzca niveles de ruido aceptables en la señal (*e.g.*, Ammon, 1997).

### 3.2.3. Balanceo espectral

Los procesadores sísmicos saben desde hace mucho tiempo que si los datos de entrada están equilibrados espectralmente, o si su ancho de banda es extendido, los volúmenes resultantes podrían conducir a una mayor resolución vertical y lateral (*e.g.*, Marfurt y Matos, 2014). Es posible decir que una colección de sismogramas está espectralmente equilibrada si los sismogramas han sido filtrados para que todos tengan aproximadamente el mismo espectro (*e.g.*, Claerbout, 1975). El equilibrio espectral se logra mediante el método de balanceo espectral, haciendo uso de un factor de regularización llamado preblanqueo. En este método los datos son descompuestos en componentes espectrales de tiempo y frecuencia, es decir, dada una traza sísmica de entrada en tiempo, el método de descomposición espectral de la transformada discreta de Fourier de ventana corta calcula la magnitud espectral y componentes de fase espectral en cada muestra de frecuencia de tiempo (*e.g.*, Chopra y Marfurt, 2016).

Para construir el operador de balanceo espectral  $b_j$ , la potencia de la magnitud espectral es promediada en todas las trazas ( $j = 1, \dots, k$ ), en un volumen de datos y en una ventana de tiempo dada, produciendo un espectro de potencia suavizado  $P_p$ . Siempre existe una potencia que destaca por tener la amplitud máxima dentro de una ventana de tiempo, mejor conocida como potencia máxima  $P_m$ , seleccionada de los

valores de la potencia promedio

$$b_j(t, f) = \left[ \frac{P_m(t)}{P_p(t, f) + \alpha P_m(t)} \right]^{\frac{1}{2}} m(t, f)_j. \quad (3.18)$$

El fundamento matemático del balanceo espectral es la raíz cuadrada de un cociente de energía  $\frac{P_m}{P_p}$ , donde  $P_m(t)$  es la energía máxima en una ventana de tiempo dada y  $P_p(t, f)$  es la energía promedio. De esta forma el resultado del cociente siempre sería mayor que uno, enfatizando el contenido de energía en frecuencias altas al multiplicar la magnitud espectral  $m(t, f)$  en cada traza. Sin embargo, el balanceo espectral presenta problemas similares a los cocientes anteriores, que surgen con la presencia de valores muy pequeños en el denominador ocasionados por el ruido añadido en los datos. Para garantizar la estabilidad numérica del cociente es necesario agregar un factor de preblanqueo  $\alpha$  al denominador, este factor añade un nivel de ruido blanco a los datos. Es importante destacar que el factor de preblanqueo es variable en el tiempo, depende de la potencia máxima  $P_m$ .

La Fig. 3.9 muestra el efecto del balanceo espectral, donde el espectro de potencia de los datos originales, representado en negro, presenta una pérdida de energía hacia frecuencias altas y el espectro de potencia posterior al balanceo espectral, en azul, presenta un incremento de energía dando como resultado un espectro de potencia aplanado.

La solución de la Ec. 3.18 depende de la selección de  $\alpha$ , los manuales de usuario recomiendan tomar valores dentro del intervalo del [1-4] % de la potencia máxima (*e.g.*, Marfurt y Ha, 2019).

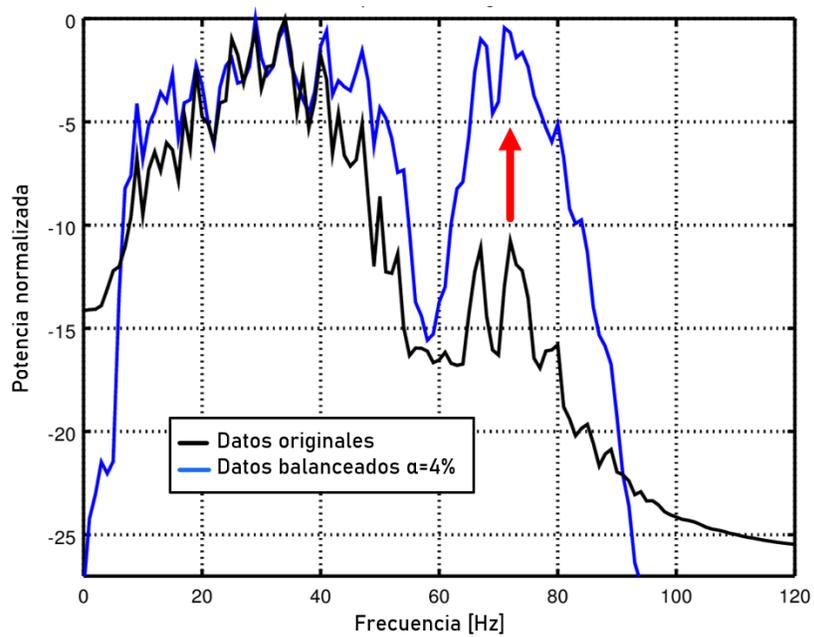


Figura 3.9: Espectro de potencia de datos sísmicos antes y después del balanceo espectral.

# Capítulo 4

## Resultados

### 4.1. Deconvolución amortiguada

Para realizar el análisis correspondiente al factor de amortiguamiento, modelo una traza sísmica sintética  $d(t)$  (Fig. 4.3), convolucionando una serie de reflectividad  $m(t)$ , con amplitud máxima de magnitud 1 a 5s, y amplitud mínima de magnitud -4 a 18s (Fig. 4.1), con un pulso Gaussiano simple  $g(t)$  que representa la fuente sísmica (Fig. 4.2).

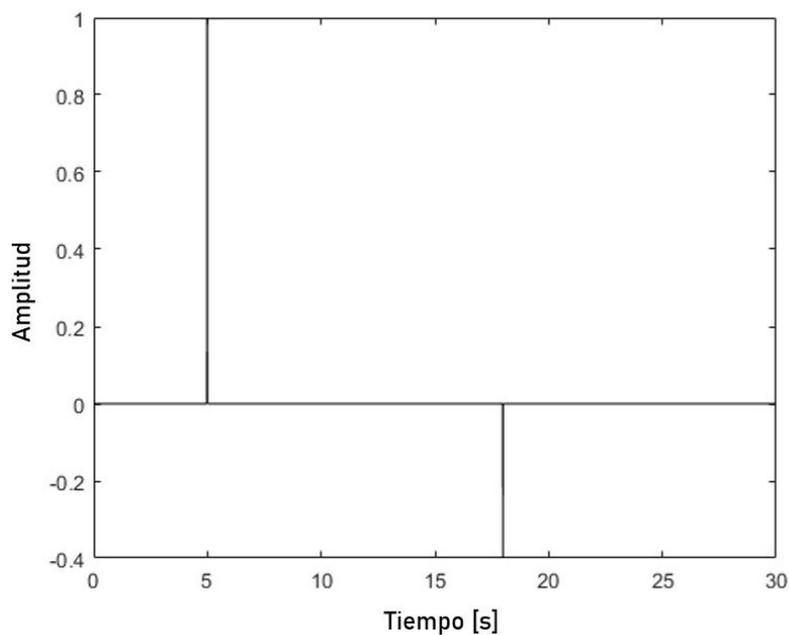
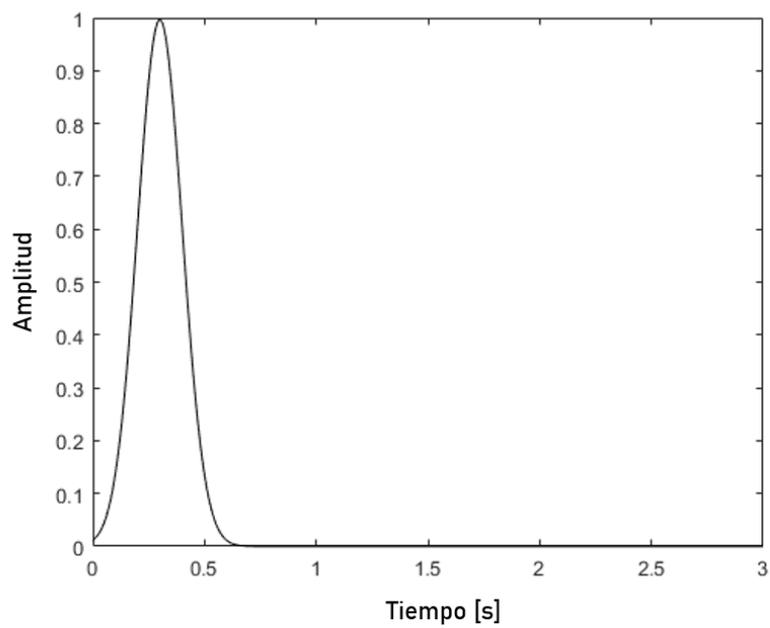
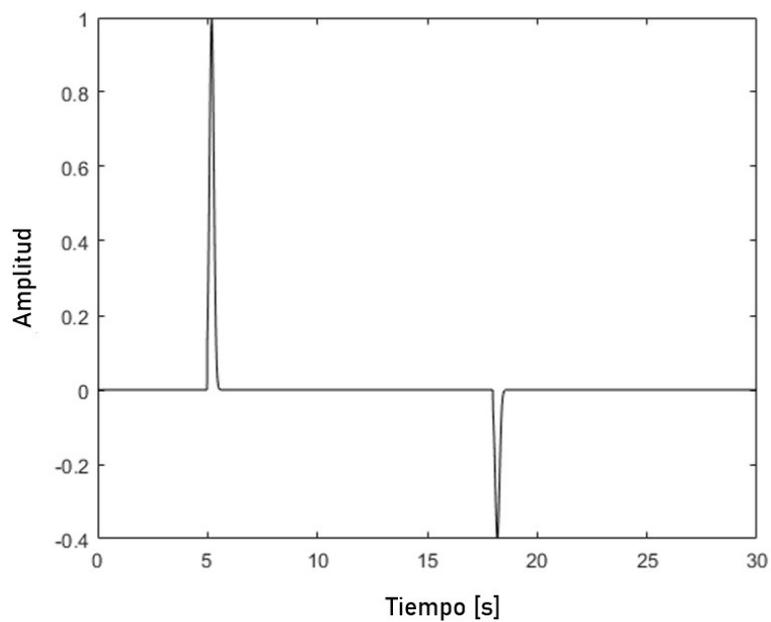


Figura 4.1: Serie de reflectividad  $m(t)$ , calculada de Pesce (2010).

Figura 4.2: Fuente sísmica  $g(t)$ , calculada de Pesce (2010).Figura 4.3: Traza sísmica sintética  $d(t)$ , calculada de Pesce (2010).

Para observar los efectos del factor de amortiguamiento en el cociente espectral añadido ruido blanco aleatorio a la traza sísmica  $d(t)$ , con distribución normal, media cero y desviación estándar de 0.01 (Fig. 4.4).

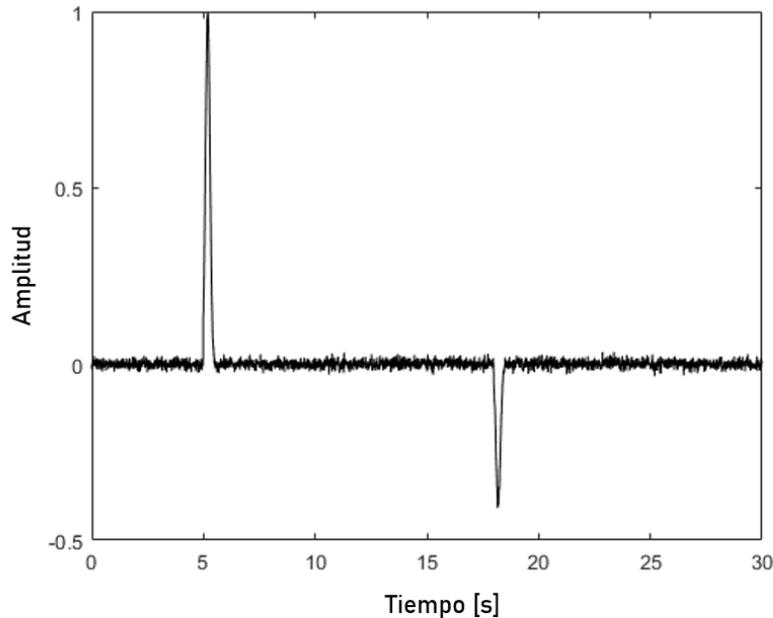


Figura 4.4: Traza sísmica sintética + ruido añadido, calculada de Pesce (2010).

Transformando los datos al dominio de Fourier, procedo a estimar coeficientes de reflexión mediante deconvolución de la señal  $D(f)$  entre la señal  $G(f)$ , tomando valores de  $\varepsilon^2$  en el intervalo de [0.001-100].

La Fig. 4.5 muestra los resultados. El error y el ajuste en amplitud descritos a continuación, están normalizados de 0 a 1 para facilitar su comparación. El nivel de error máximo en relación con el ruido presente en la señal está dado por el número 1. Para el ajuste en amplitud, 1 indica el ajuste perfecto. Los resultados (Fig. 4.5), destacan cuatro puntos correspondientes a cada gráfica:

1) La gráfica superior de la Fig. 4.5, muestra la serie de reflectividad obtenida sin regularización. La señal  $m(t)$  presenta un incremento en amplitud con respecto a la señal original que impide la visualización de la serie de reflectividad completa.

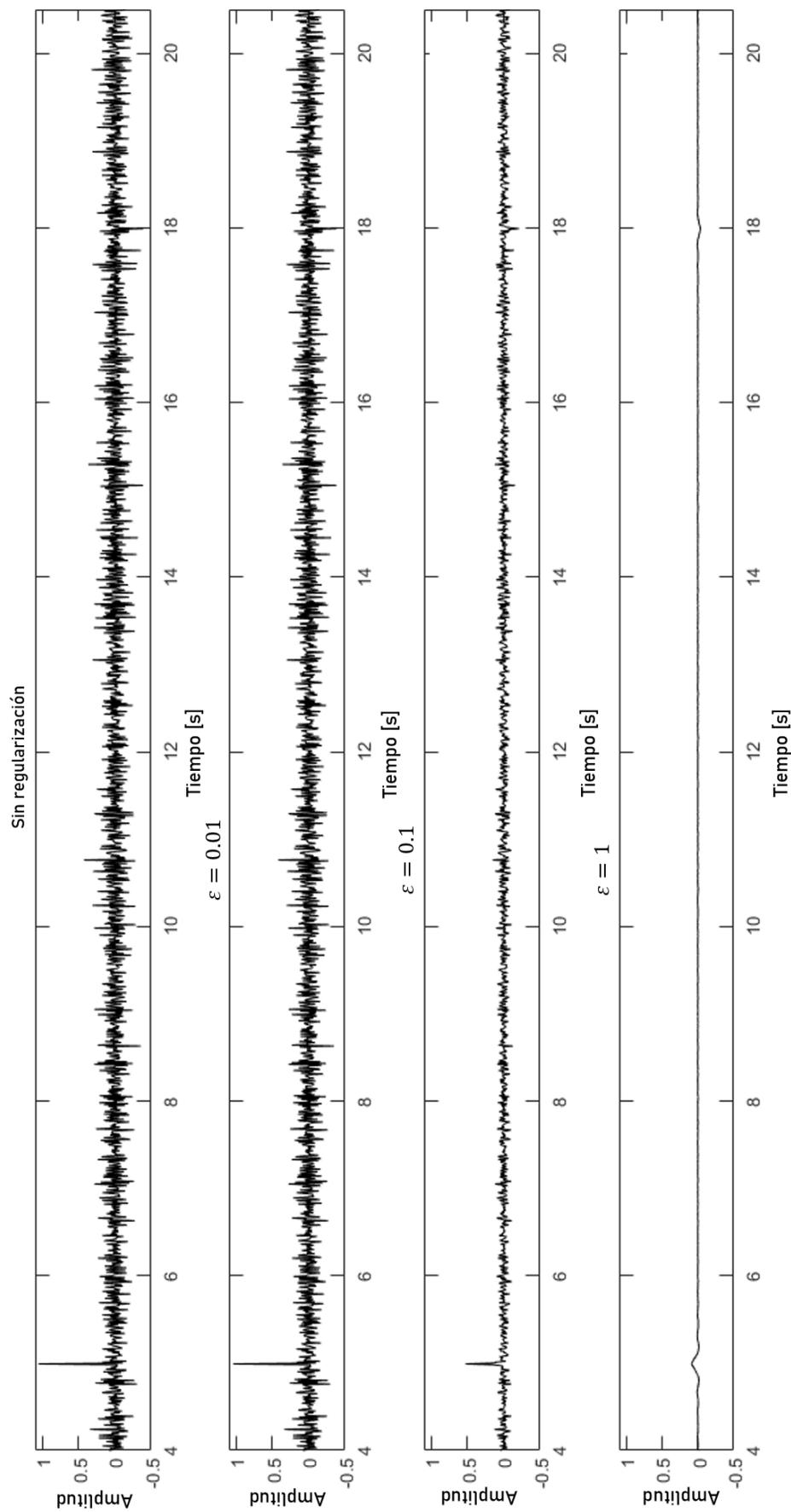


Figura 4.5: Comportamiento de la serie de reflectividad al elegir factores de amortiguamiento diferentes.

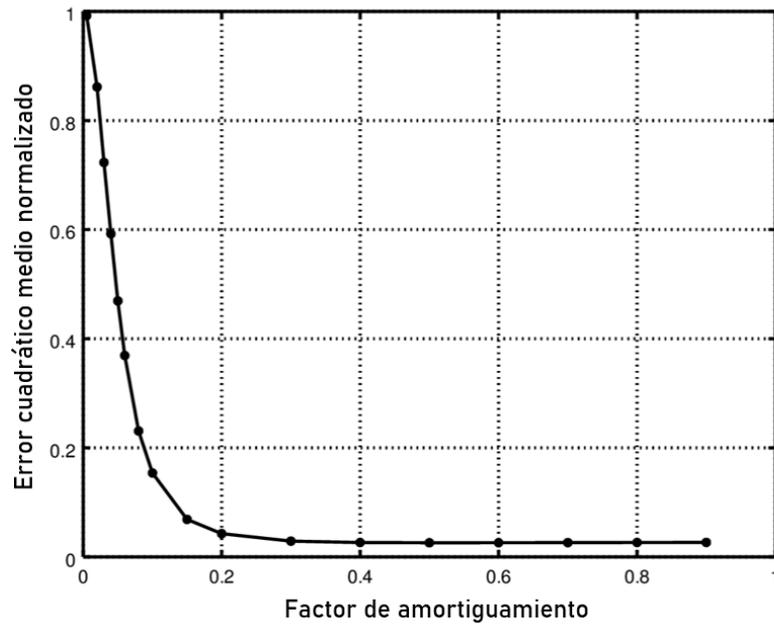
2) La gráfica dos representa la señal  $m(t)$  calculada, utilizando un factor de regularización  $\varepsilon^2 = 0.01$ . Esta gráfica hace referencia al intervalo de  $[0.001-0.01]$ , puesto que al utilizar estos valores, el factor de regularización seleccionado es tan pequeño en comparación con los valores de la ondícula fuente, que a pesar de no disminuir en gran medida los niveles de ruido, permite la solución del cociente (Ec. 3.15). En la tabla mostrada en la parte inferior de la Fig. 4.6, observo de manera detallada las variaciones de ajuste por error y amplitud de acuerdo con el factor de amortiguamiento seleccionado. En este intervalo el error disminuye 14 %.

3) La gráfica tres representa el intervalo de regularización de  $[0.05-0.1]$ . A partir de  $\varepsilon^2 = 0.05$ , el error decrece 54 %. Sin embargo, el ajuste en amplitud es malo, debido a que existe una pérdida del 20 % de la amplitud con respecto a la señal original. De la misma forma, observo un ensanchamiento de los coeficientes de reflexión, cuyo incremento es directamente proporcional al factor de regularización seleccionado.

4) La última gráfica, muestra un mayor ensanchamiento y acortamiento de los coeficientes de reflexión. Existe una pérdida del 80 % de amplitud como consecuencia de utilizar valores de regularización grandes. A partir de  $\varepsilon^2 = 11$ , la señal es saturada al grado que  $m(t)$  es igual a una constante.

La gráfica mostrada en la parte superior de la Fig. 4.6, representa el decaimiento del error cuadrático medio en el intervalo de  $[0.005-0.5]$ , siendo el intervalo de mejor ajuste por error. Los resultados obtenidos en este intervalo, están sombreados en verde en la tabla inferior. Al comparar el ajuste en amplitud con el error cuadrático medio, puedo decir que un buen ajuste del error o la disminución del ruido en la señal  $m(t)$  no son garantía de buenos resultados.

La literatura de problemas univariados describe que el método más simple para elegir  $\varepsilon^2$  es encontrar el promedio de la señal  $G(f)$  y elegir una fracción arbitraria de él, de preferencia el 10 % (*e.g.*, Claerbout, 1992). Replico este método con la intención de discutir la estimación de  $\varepsilon^2$ .



Factor de amortiguamiento	Ajuste de amplitud	Error cuadrático medio
0.001	1.05	1
0.005	1.04	0.99
0.01	1.03	0.86
0.05	0.8	0.46
0.1	0.52	0.15
0.5	0.13	0.026
1	0.09	0.027
5	0.05	0.028
10	0.04	0.029
50	0.006	0.03
100	0.002	0.031

Figura 4.6: Gráfica de decaimiento del error y tabla de ajuste por error y amplitud, de acuerdo con el factor de amortiguamiento. El intervalo de mejor ajuste por error está sombreado en verde.

Realizando el cálculo, el promedio de la señal  $G(f)$  es 0.1350, utilizo el 10 % de este valor, y lo elevo al cuadrado para regularizar  $G(f)$ . La señal  $m(t)$  recuperada con este valor, tiene un ajuste en amplitud de 1.02 %, es decir tiene una amplitud excedente del 2 % en comparación con  $m(t)$  original, disminuyendo el error 7 %, lo que es un buen ajuste.

Un segundo método descrito en problemas univariados, es elegir  $\varepsilon^2$  como una fracción del valor medio de  $G(f)$ . En otras palabras, preparo conceptualmente una lista de valores de  $G(f)$ , luego ordeno la lista de la más pequeña a la más grande, y finalmente elijo el valor de en medio (*e.g.*, Louie, 1993). El valor medio de  $G(f)$  es 0.054, al utilizarlo para regularizar los datos, tomo el 10 % si la señal tiene poco ruido y el 50 % si la señal es ruidosa. La tabla de la Fig. 4.7 muestra resultados en este intervalo.

Factor de amortiguamiento	Ajuste de amplitud	Error cuadrático medio
10%	1.04	1
20%	1.03	0.95
30%	1.01	0.90
40%	0.98	0.84
50%	0.96	0.77

Figura 4.7: Tabla de ajuste por error y amplitud, utilizando del 10 al 50 % del valor de en medio de la ondícula fuente. El intervalo de mejor ajuste está sombreado en verde.

Este método conduce a un buen ajuste de amplitud en todo el intervalo, en comparación con los anteriores. La única diferencia es la mediana de los datos. Al seleccionar 30 % de la mediana, hay un ajuste de amplitud de 1.01, el error disminuye 10 %. Al seleccionar el porcentaje más alto 50 %, solo disminuye 4 % de la amplitud original y el error asociado con los niveles de ruido en la señal disminuye 22 %.

Los ejercicios numéricos anteriores, ilustran la sensibilidad del factor de amortiguamiento en cocientes espectrales. Destaco el cuidado al seleccionarlo, ya que una

variación de décimas puede provocar pérdidas de amplitud hasta de 50 %. A pesar de que el uso de un factor de regularización pequeño no limpia totalmente los datos, sí permite la solución del cociente conservando las amplitudes. De acuerdo con las pruebas realizadas, la mejor opción al momento de seleccionar un factor de regularización, es calcular la mediana de los datos en el dominio de Fourier y tomar de 10 a 50 %.

## 4.2. Nivel de agua

Con la finalidad de analizar efectos del nivel de agua en datos, modelo una traza sísmica sintética, tomando en cuenta el modelo directo  $Gm = d$ . Al convolucionar una función  $m = te^{-t}$  que representa la serie de reflectividad (Fig. 4.8), con una función  $g = e^{-5t}\sin(10t)$  que representa la fuente sísmica (Fig. 4.9), obtengo la traza sísmica  $d(t)$  mostrada en la Fig. 4.10.

Para observar los efectos del nivel de agua, añado ruido aleatorio  $n$  a la señal  $d(t)$  con distribución normal, media cero y desviación estándar de 0.001 (Fig. 4.11).

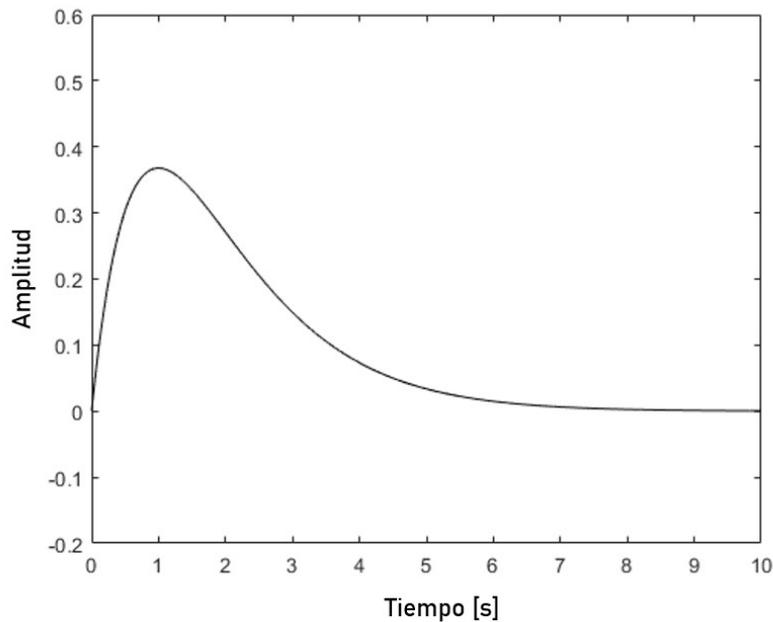


Figura 4.8: Serie de reflectividad  $m(t)$ , calculada de Borches y Aster (2013).

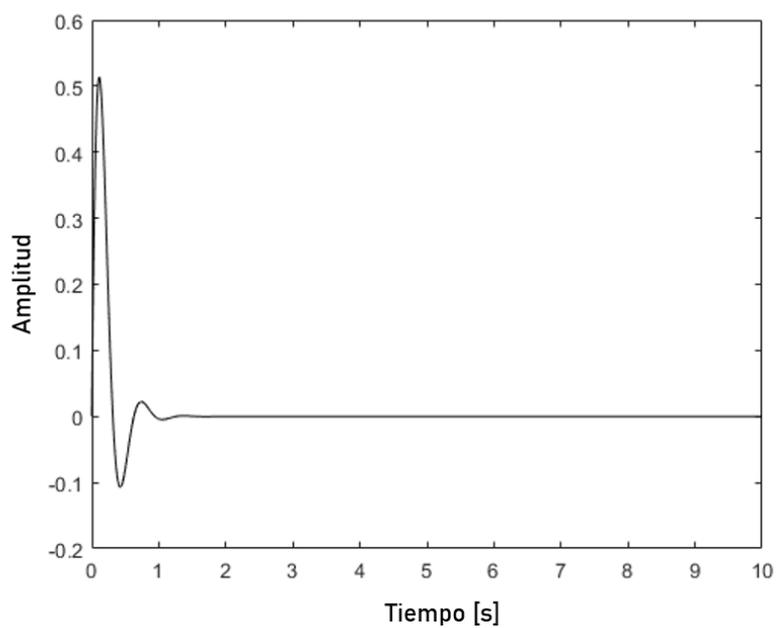


Figura 4.9: Fuente sísmica  $g(t)$ , calculada de Borches y Aster (2013).

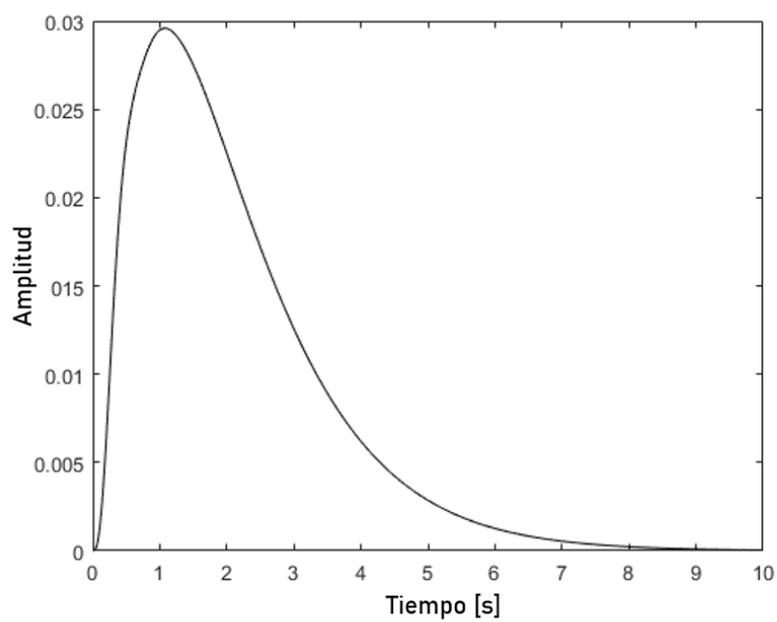


Figura 4.10: Traza sísmica sintética  $d(t)$ , calculada de Borches y Aster (2013).

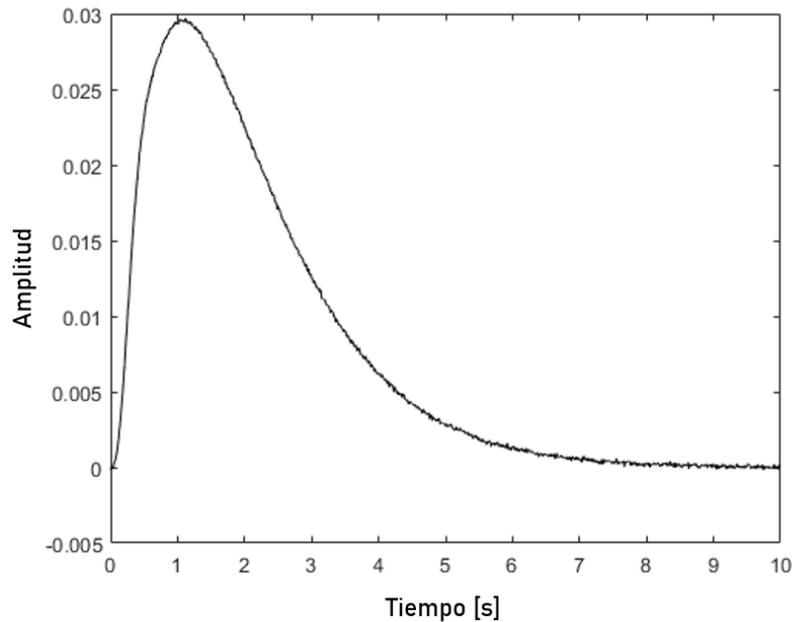


Figura 4.11: Traza sísmica sintética + ruido añadido, calculada de Borches y Aster (2013).

Realizo la deconvolución de la señal  $d(t)$  con la señal  $g(t)$ , transformando al dominio de Fourier ambas funciones. Asimismo, defino el filtro de nivel de agua según la Ec. 3.17, y procedo a introducir valores de regularización en el intervalo de [0.001-100]. El efecto deseado es reducir el nivel de ruido presente en la señal y así recuperar  $m(t)$ . Los resultados (Fig. 4.12) destacan 3 puntos correspondientes a cada gráfica.

El error y el ajuste en amplitud de los datos seguidamente descritos, están normalizados de 0 a 1, siendo 1 el máximo nivel de error en relación con el ruido presente en la señal  $m(t)$ , para el ajuste en amplitud, 1 representa el ajuste perfecto. Los datos están normalizados, tomando como referencia la amplitud de  $m(t)$  original, y el ruido presente en la señal  $m(t)$  calculada sin regularización (también mostrados en tabla inferior de la Fig. 4.13).

1 ) La gráfica superior de la Fig. 4.12, muestra la señal  $m(t)$  recuperada sin regularización, en negro, y la señal  $m(t)$  original, que deseo aproximar, en azul. La señal recuperada sin regularización presenta un incremento de amplitud como resultado de la división espectral simple.

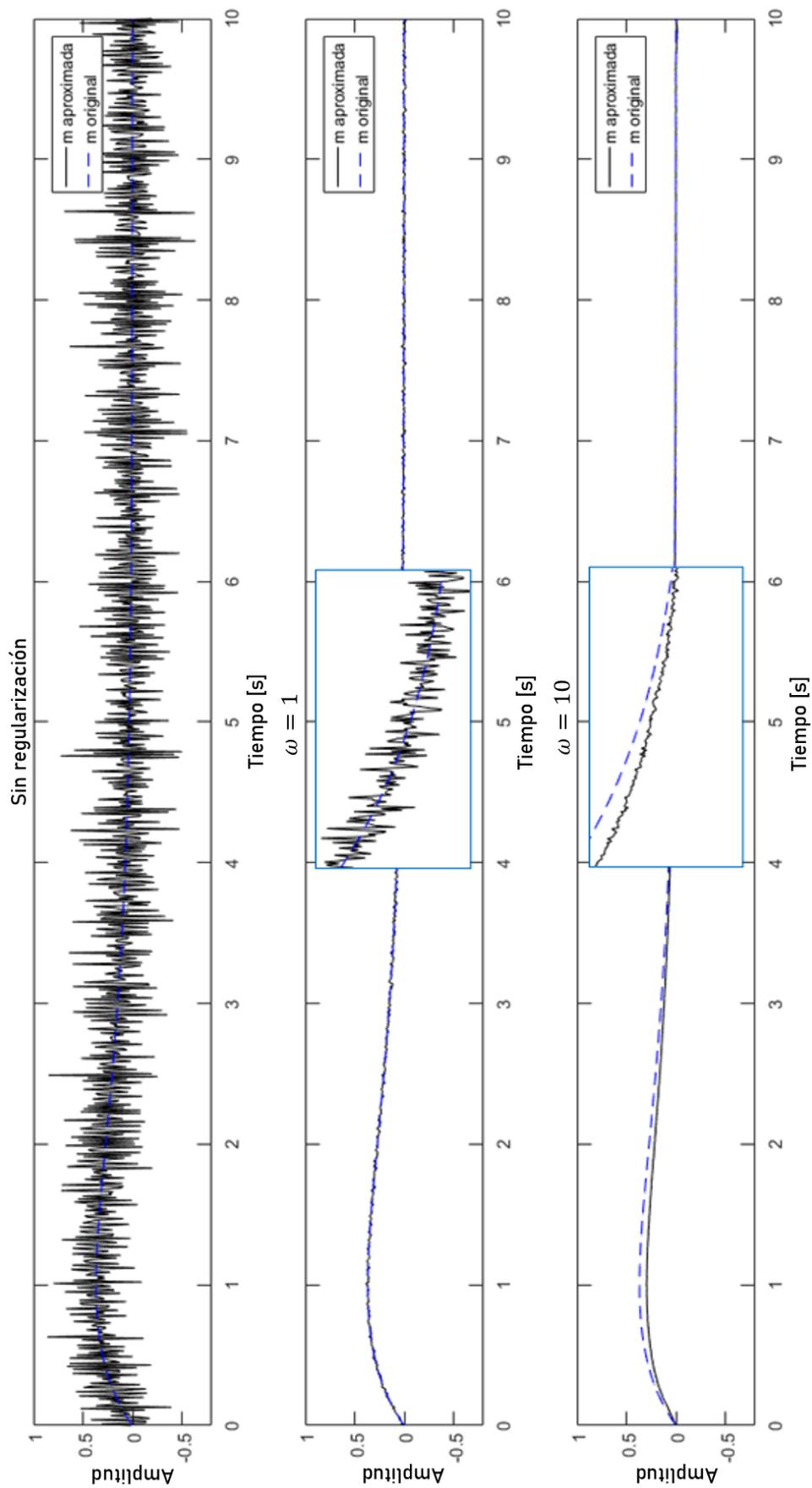


Figura 4.12: Comportamiento de la serie de reflectividad al elegir factores de nivel de agua diferentes.

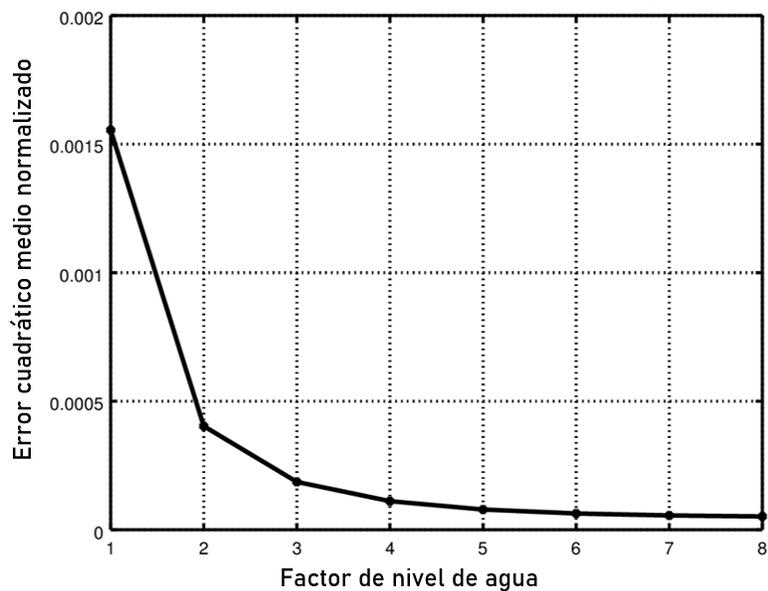
Al introducir valores de 0.001 a 0.9 el error no disminuye al menos en los primeros 10 dígitos del lado derecho del punto decimal, sino que continúa siendo de 1.

2) En la gráfica 2, al introducir un nivel de agua en el intervalo de [1-8], el error disminuye casi en su totalidad, haciendo un acercamiento en el intervalo de 4 a 6s, distingo el nivel de ruido presente en  $m(t)$  aproximada, que es de 0.2%.

En este intervalo, obtengo el mejor ajuste por error y amplitud, como muestra la gráfica superior de la Fig. 4.13, el error decae, y el ajuste en amplitud es casi perfecto. En la tabla inferior de la figura, sombreadas en verde, están detalladas las variaciones de ajuste por error y amplitud.

3) En la gráfica 3, a partir de  $\omega = 9$  la amplitud disminuye 11%. Asimismo, el error incrementa ligeramente. Cuando hago un acercamiento en el intervalo de 4 a 6 s, observo que el ruido presente en la señal  $m(t)$  aproximada es casi nulo, pero existe una pérdida de amplitud del 20%. Lo mismo ocurre cuando selecciono valores en el intervalo de [50-100]%, el nivel de agua es tan grande que satura la señal, provocando la pérdida del 92% de amplitud original.

Cuanto menor es el valor de regularización que utilizo, mejores son los resultados, ya que un filtro de nivel de agua grande puede ocasionar distorsiones en los coeficientes de reflexión.



Nivel de agua	Ajuste de amplitud	Error cuadrático medio
0.001-0.5	2.33	1
1	1.05	0.002
5	1.001	0.001
8	1.0004	0.0005
10	0.8	0.02
50	0.16	0.33
100	0.08	0.4

Figura 4.13: Gráfica de decaimiento del error y tabla de ajuste por error y amplitud, de acuerdo con el nivel de agua. El intervalo de mejor ajuste por error está sombreado en verde.

Continuando con la estimación de  $\omega$ , calculo el promedio de  $G(f)$ , y tomo una fracción de él para regularizar los datos. Sin embargo, el valor promedio de la señal es tan pequeño que no reduce los niveles de ruido aún multiplicándose por 100, por lo que descarto este método. Asimismo, considero la posibilidad de seleccionar una fracción de la mediana, pero los resultados no son aceptables, por lo que es descartada.

Una receta numérica comúnmente utilizada en la práctica, recomienda usar una fracción del valor máximo absoluto de la señal  $G(f)$ , preferentemente el 30%. Aplicando este método, el valor máximo absoluto de  $G(f)$  es 9.9935. Los resultados obtenidos están descritos en la tabla de la Fig. 4.14, el mejor ajuste está sombreado en verde.

La Tabla de la Fig. 4.14 muestra resultados, indicando el mejor ajuste en verde. Con la selección del 20 al 50% del valor máximo absoluto de la señal  $G(f)$ , obtengo un mejor ajuste en comparación con los métodos anteriores. Los niveles de ruido disminuyen casi en su totalidad y el ajuste en amplitud es cercano a 1.

Nivel de agua	Ajuste de amplitud	Error cuadrático medio
10%	2.33	1
20%	1.02	$4 \times 10^{-4}$
30%	1.016	$1.87 \times 10^{-4}$
40%	1.011	$1.12 \times 10^{-4}$
50%	1.009	$8 \times 10^{-5}$

Figura 4.14: Tabla de ajuste por error y amplitud, utilizando del 10 al 50% del valor máximo de la ondícula fuente. El intervalo de mejor ajuste por error está sombreado en verde.

Es fácil encontrar recetas como la anterior, que son utilizadas por el usuario. Otra receta numérica, utilizada para dar solución a problemas univariados, similar a la anterior, recomienda tomar una fracción de la potencia espectral máxima de  $G(f)$ , normalmente en el intervalo de [5-15] % (*e.g.*, Ammon, 1997).

La potencia espectral máxima de  $G(f)$  es 99.87, al seleccionar 5% de este valor, el ajuste en amplitud es 1.009, y el nivel de ruido disminuye casi en su totalidad siendo el error normalizado  $8.0325e^{-05}$ , lo mismo ocurre al cambiar el porcentaje a 10%,

por lo anterior este método conduce al mejor ajuste.

Los ejercicios numéricos anteriores muestran la susceptibilidad del parámetro de nivel de agua, destacando la pérdida de amplitud al elegir un valor no adecuado. Para este caso, el uso del [5-15] % de la potencia espectral máxima conduce a mejores resultados, reduciendo al máximo el ruido y conservando las amplitudes originales. Es importante tomar en cuenta que la selección adecuada del nivel de agua  $\omega$ , depende del nivel de ruido presente en los datos.

### 4.3. Balanceo espectral

En las pruebas relacionadas con el factor de preblanqueo, utilizado en el balanceo espectral, utilizo un volumen de datos, que corresponde a la gran cuenca sur de Nueva Zelanda, disponible a través de la herramienta computacional AASPI (por sus siglas en inglés, Attribute-Assisted Seismic Processing and Interpretation), utilizando una licencia del programa, cortesía del Instituto Mexicano del Petróleo. La gran cuenca sur es un área principalmente marina localizada al sur de la Isla de Nueva Zelanda, partiendo de que los eventos múltiples fueron removidos procedo al análisis de datos. La Fig. 4.15, muestra la imagen sísmica del volumen de datos, desde la sección longitudinal 2701, el recuadro amarillo de la parte superior derecha muestra la zona de interés utilizada. En el balanceo espectral, el manual de usuario AASPI recomienda un factor de preblanqueo en el intervalo del [1-4] % de la potencia máxima en una ventana de tiempo dada. Por esa razón, las pruebas del factor de preblanqueo varían de [0.5-6] %.

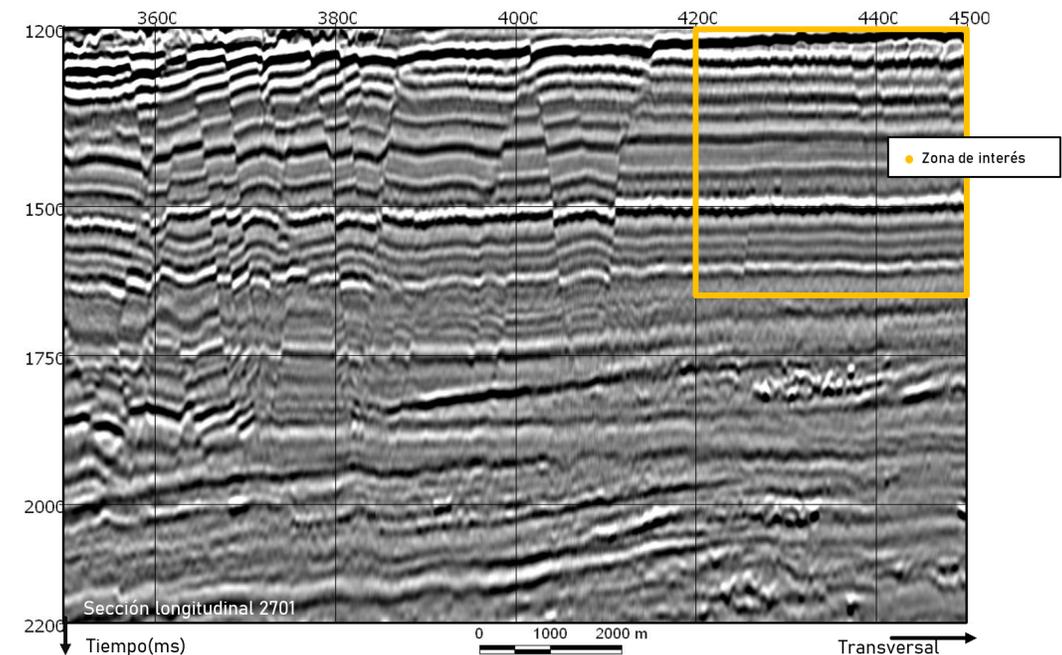


Figura 4.15: Imagen sísmica del volumen de datos de la gran cuenca sur de Nueva Zelanda (graficada con Opendtect). La parte superior derecha muestra la zona de interés en un recuadro amarillo.

Recordando que el objetivo del balanceo espectral es enfatizar la energía en frecuencias altas, discuto los resultados obtenidos. En la Fig. 4.16 la sección superior muestra la imagen sísmica del volumen de datos originales de la zona de interés mostrada anteriormente, su espectro de potencia está ubicado a la derecha. En la sección inferior de la figura está la imagen sísmica de la zona de interés posterior al balanceo espectral del 1% y su espectro de potencia.

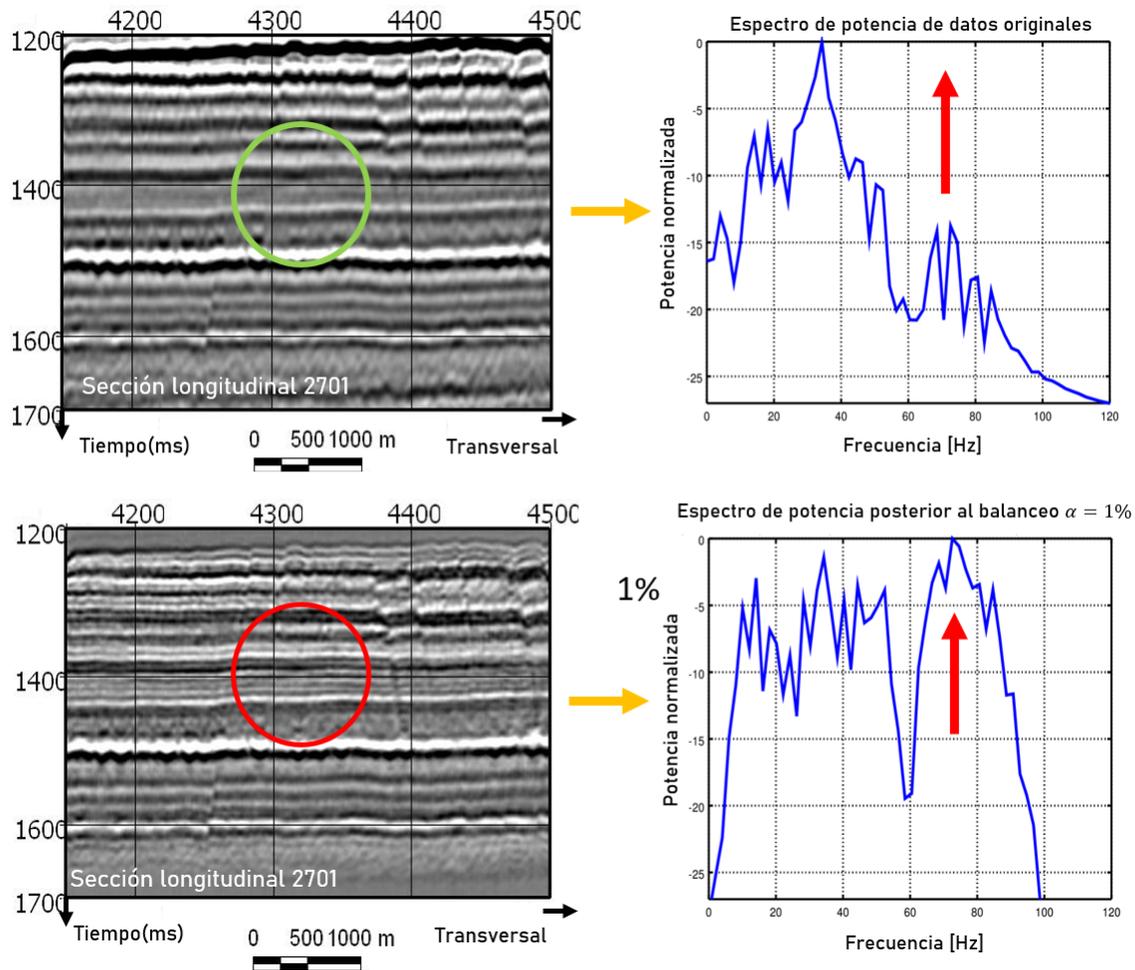


Figura 4.16: Imágenes sísmicas de la zona de interés antes y después del balanceo espectral con espectros de potencia normalizados. Los círculos verde y rojo muestran un incremento de resolución posterior al balanceo espectral.

Al comparar la imagen sísmica de los datos originales (superior), con la de los datos posteriores al balanceo espectral (inferior), distingo un aumento en la resolución de la segunda imagen sísmica. Es decir, si fijo mi atención en los círculos verde y rojo,

es posible observar capas delgadas en el segundo, que son imposibles de distinguir en el primero. Estos cambios evidentes en las imágenes sísmicas, están de igual forma representados en sus espectros de potencia.

En el espectro de potencia de datos originales existe una pérdida de energía que incrementa gradualmente a partir de 35Hz. A diferencia del primero, el espectro de potencia posterior al balanceo espectral ha enfatizado su energía en frecuencias altas. Para este caso, el incremento de energía en frecuencias altas provee una mejora en la resolución vertical de la imagen sísmica (*e.g.*, Marfurt y Matos, 2014).

Al introducir factores de regularización mayores que 1, los cambios en la imagen sísmica no son fáciles de distinguir. Sin embargo, en su espectro de potencia los cambios son notorios, razón por la cual en la Fig. 4.17, solo muestra los espectros de potencia representativos del intervalo seleccionado [0.5-6] %.

La parte superior izquierda (Fig. 4.17) muestra el espectro de potencia de los datos originales, seguidamente de lado derecho el espectro de potencia posterior al balanceo con  $\alpha = 1\%$ . En la parte inferior izquierda, el espectro correspondiente a  $\alpha = 4\%$  y el espectro para  $\alpha = 5\%$ . Estos valores [1,4,5] % son los más representativos, dado que las diferencias entre uno y otro son más notorias:

- 1) Al introducir un valor de preblanqueo de 0.5 %, obtengo un espectro de potencia que presenta un incremento de energía hacia frecuencias altas. Este espectro es similar al de balanceo espectral con  $\alpha = 1\%$ .
- 2) Conforme incremento el factor de preblanqueo, obtengo un espectro de potencia cada vez más plano, como el que muestra  $\alpha = 4\%$ , donde la energía en frecuencias bajas y altas es prácticamente de la misma magnitud.
- 3) A partir de  $\alpha = 4.5\%$  el factor de regularización es tan grande que existe una atenuación de energía en frecuencias altas, evitando así cumplir con el objetivo del balanceo espectral. Este efecto lo presenta el espectro de potencia de  $\alpha = 5\%$ , e incrementa conforme la regularización aumenta.

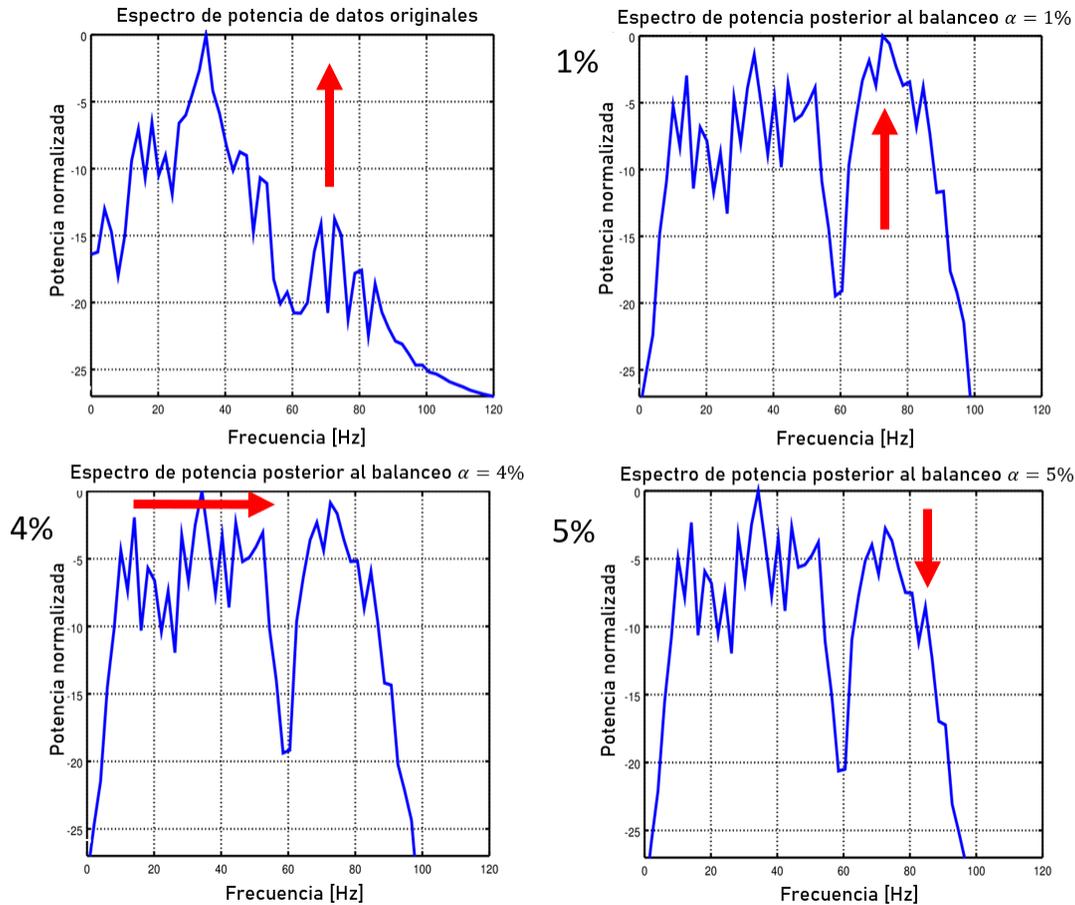


Figura 4.17: Espectros de potencia representativos del intervalo seleccionado [0.5-6]%. La flechas rojas resaltan el efecto del factor de regularización en el contenido de energía de los datos.

Gracias a que la descomposición espectral utilizada en el programa AASPI trabaja con un algoritmo de búsqueda de coincidencias, es posible visualizar la pérdida de energía ocasionada por el filtrado de los datos, esta energía conocida como residual indica si el preblanqueo es bueno o no, un buen factor conduce a una pérdida de energía mínima, es decir, a menor energía residual mejor ajuste.

Con el propósito de tener un mejor análisis de los efectos del factor de preblanqueo, calculo la energía residual por factor de balanceo espectral utilizado. Los resultados obtenidos mostrados en la Fig. 4.18, están normalizados en el intervalo de -10% a 10%, para tener una mejor visión de su variabilidad, siendo -10% la pérdida mínima de energía y 10% la pérdida máxima de energía en el intervalo de [-0.5-6] %.

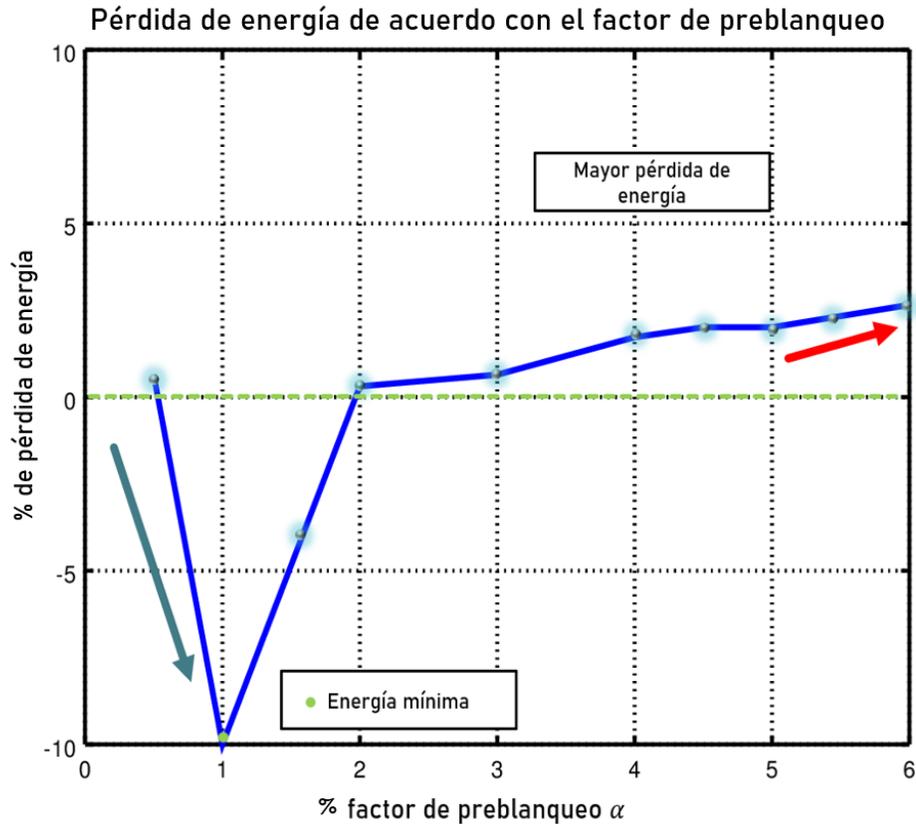


Figura 4.18: Gráfica de energía residual de acuerdo con el factor de preblanqueo seleccionado en la zona de interés.

En la gráfica anterior, el mejor ajuste por energía residual es alcanzado en  $\alpha = 1\%$ , en este punto, es generada una buena imagen sísmica y el espectro de potencia de los datos es plano (Fig. 4.17).

Con un factor de preblanqueo mayor que  $\alpha = 1\%$ , la pérdida de energía aumenta gradualmente. La línea marcada en verde, indica el punto cero, hace referencia a un nivel de estabilidad de pérdida de energía, si los datos están por debajo, es aceptable, pero si están por arriba deben ser cercanos a esta, de lo contrario están perdiendo mucha energía y los datos están muy filtrados.

Para fines didácticos, replico las pruebas anteriores con el volumen de datos completo (Fig. 4.15). En la Fig. 4.19 muestro los resultados obtenidos en ajuste de energía residual. El mejor ajuste está ubicado en  $\alpha = 3\%$ .

Al incrementar el preblanqueo observo que la pérdida de energía es constante y

a partir de  $\alpha = 5\%$ , incrementa de forma acelerada, indicando un mal ajuste en los datos.

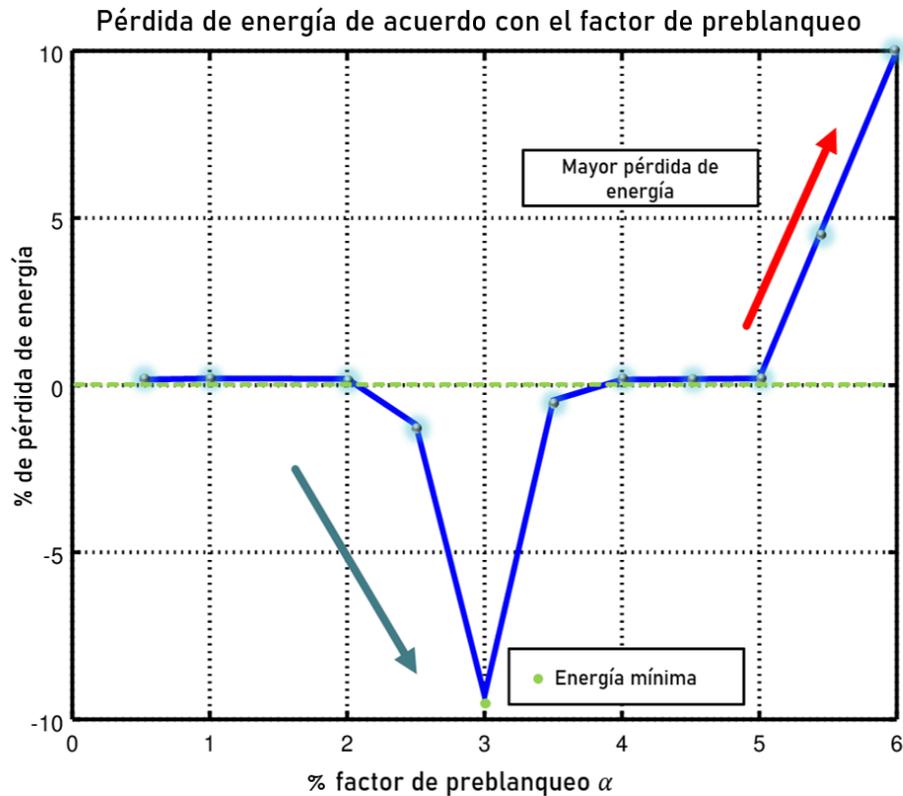


Figura 4.19: Gráfica de energía residual de acuerdo con el factor de preblanqueo seleccionado en el volumen completo.

Para el caso específico del volumen de datos utilizado, el mejor ajuste está ubicado en  $\alpha = 3\%$ , para el volumen completo, y en  $\alpha = 1\%$ , para la zona de interés (Fig. 4.15). En ambos casos el espectro de potencia de los datos es plano y la imagen sísmica presenta incremento de resolución. Asocio que la efectividad de un factor de regularización del 1% en la zona de interés es dado que el ruido presente en los datos es menor en comparación con el que presenta el volumen completo. Con base en los resultados obtenidos, recomiendo el uso de un factor de preblanqueo de  $[1-4]\%$ , dado que en este intervalo el filtro realizado en los datos es suave, es decir, asegura la estabilidad numérica de los datos, sin perder la calidad de los mismos. Para valores mayores que 4%, la pérdida de energía aumenta gradualmente impidiendo la obtención de un espectro de amplitud plano.

El volumen sísmico utilizado para las pruebas anteriores es de 791,658 Kb, siendo pequeño en comparación con los utilizados en la industria. El costo en tiempo computacional por prueba fue de 5 horas en un procesador intel core i7 de octava generación y 8 GB de memoria. Es necesario destacar la importancia del conocimiento del funcionamiento del balanceo espectral y las implicaciones del factor del preblanqueo por el usuario, ya que elegir de manera adecuada el factor de regularización puede ahorrar tiempo computacional.

## 4.4. Resumen de resultados

- 1) Para la deconvolución amortiguada, un buen ajuste es cercano a cero. Qué tan pequeño sea  $\varepsilon^2$  dependerá de los valores de la ondícula fuente.
- 2) El nivel de agua está relacionado con el nivel de ruido que presentan los datos. Obtuve un buen ajuste al utilizar del [5-15] % de la potencia espectral máxima de la ondícula fuente, valores mayores pueden ocasionar distorsiones en los coeficientes de reflexión, por ejemplo, corrimiento, ensanchamiento y acortamiento de los coeficientes.
- 3) En el balanceo espectral, el intervalo de mayor estabilidad del cociente es de 1 al 4 %, garantizando un filtrado suave de datos que permite mejorar la resolución de la imagen sísmica, facilitando el cálculo de atributos. Para valores mayores a estos, la pérdida de energía aumenta gradualmente impidiendo la obtención de un espectro de amplitud plano, como consecuencia de un filtrado excesivo.
- 4) Finalmente, la estimación de estos parámetros sigue siendo heurística, debido a que depende de los datos con los que se trabaja. Sin embargo, ya hay grupos de investigación trabajando en su automatización (*e.g.*, Lima et al.,2019).

# Conclusiones

- 1) La regularización permite estabilidad numérica a los cocientes espectrales, al añadir un nivel de ruido blanco a los datos que garantiza la solución del modelo, evitando posibles indeterminaciones ocasionadas por el ruido presente en la señal.
- 2) La estimación de parámetros sigue siendo heurística, dado que la elección de los factores de regularización depende de la calidad de los datos. La automatización de su determinación aun no es posible.
- 3) Dada la sensibilidad del factor de regularización, la trivialización de su estimación puede conducir a resultados erróneos como atenuación de amplitudes, corrimiento de coeficientes de reflexión o enfatización de ruido.

# Referencias

Ammon, C.J., 1997, Isolating the receiver response Langston's source equalization procedure: Penn State, <http://eqseis.geosc.psu.edu/cammon/HTML/RftnDocs/seq01.html>, consultado el 14 de septiembre de 2019.

Attribute-Assisted Seismic Processing and Interpretation Program, 2020, NZ Great South basin subvolume: Universidad de Oklahoma, <http://mcee.ou.edu/aaspi/index.html>, consultado el 20 de junio de 2020.

Aster, R., Borchers, B. y Thurber, C., 2013, Parameter estimation and inverse problems: Academic Press Inc, Cambridge, MA, EEUU.

Bednar, B., 2019, Adjoint and other such stuff: Panorama Technologies, Inc., comunicación personal y presentación inédita.

Borchers, B. y Aster, R., 2013, Time series/data processing and analysis, <http://www.ees.nmt.edu/outside/courses/GEOP505/Docs/deconv.pdf>, consultado el 14 de septiembre de 2019.

Chávez-Pérez, S., 2015, Seismic bandwidth extension and resolution improvement: what works?, <https://seg.org/Education/SEG-on-Demand/id/4118/honorary-lecture-recordings-seismic-bandwidth-extension-and-resolution-improvement-what-works>, consultado el 10 de mayo de 2019.

- Chopra, S. y Marfurt K.J., 2016, Spectral decomposition and spectral balancing of seismic data: The Leading Edge, **35**, 176-179.
- Claerbout, J.F., 1992, Earth soundings analysis, Processing versus inversion: Blackwell Scientific Publications, Cambridge, MA, EEUU.
- Claerbout, J.F., 1995, Scrutiny of the introduction, The Leading Edge, **10**, 39-41.
- Claerbout, J.F., 1975, Spectral balancing: Stanford Exploration Project Report, **7**, 172-182.
- Gubbins, D., 2004, Time series analysis and inverse theory for geophysicists: Cambridge University Press, Cambridge, Inglaterra.
- Lima, W.A., Silva, J.B.C., Santos, D.F. y Costa, J.C., 2019, A robust interactive estimation of the regularization parameter: Geophysics, **84**, IM19-IM33.
- Lines, L.R. y Treitel, S., 1984: A review of least-squares inversion and its application to geophysical problems: Geophysical Prospecting, **32**, 159-186.
- Louie, J.N., 1993, Univariate-estimation: Universidad de Nevada, [louie/class/757/overheads/21.%20Univariate-Estimation.pdf](http://louie/class/757/overheads/21.%20Univariate-Estimation.pdf), consultado el 3 julio de 2019.
- Marfurt, K.J. y Ha T., 2019, Computing spectral components using the continuous wavelet transform, <http://mcee.ou.edu/aaspi/documentation/SpectralAttributes-specwt.pdf>, consultado el 25 de abril de 2019.
- Marfurt, K.J. y Matos, M., 2014, Am I blue? finding the right (Spectral) balance: AAPG Explorer, **35**, 46-47.
- Pesce, K., 2010, Comparison of receiver function deconvolution techniques: Tesis de

- Licenciatura, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, EEUU.
- Robinson, E.A. y Treitel, S., 1980, Geophysical signal analysis: Prentice-Hall, NJ, EEUU.
- Robinson, E.A. y Treitel, S., 2008, Digital imaging and deconvolution: Society of Exploration Geophysicists, Tulsa, OK, EEUU.
- Schuster, G. T., 2017, Seismic inversion: Society of Exploration Geophysicists, Tulsa, OK, EEUU.
- Silvia, M.T., 1987, Deconvolution, en D.F. Elliott (Ed), Handbook of digital signal processing engineering applications, 741-788, Academic Press, San Diego, CA, EEUU.
- Simm, R. y Bacon, M., 2015: Seismic amplitude an interpreter's handbook: Cambridge University Press, Cambridge, Inglaterra.
- Yilmaz, O., 2001, Seismic data analysis: Society of Exploration Geophysicists, Tulsa, OK, EEUU.

# Agradecimientos

Agradezco a Dios por haberme permitido concluir mi carrera, porque sin ÉL nada habría sido posible. Por su amor inagotable que veo reflejado en cada una de las personas que me rodean.

A mi madre de quien estaré eternamente agradecida. Gracias por este amor eterno y por enseñarme a no rendirme. Por cada palabra y consejo que marcó mi vida, por recordarme siempre que: “El conocimiento ilumina tus ojos”. A ti Maribel Yanet Santos Márquez, porque todo es por y para ti.

Agradezco especialmente a mi hermano, César Augusto Ricárdez Santos, por todo su cariño, amor, apoyo y consejo, por siempre estar presente y permitir que esto fuera posible.

Quiero expresar mi gratitud; a mi asesor de tesis el Dr. Sergio Chávez Pérez, por su paciencia, apoyo y consejos. Por su interés y dedicación en la elaboración de este trabajo y el tiempo invertido en mi persona. Por ser un excelente maestro, mentor y amigo.

A la Universidad Nacional Autónoma de México por mi educación, en especial a la Facultad de Ingeniería por el crecimiento personal y académico que me aportó, y a cada una de las personas que forman parte de esta gran comunidad.

Al Ing. Douglas Alberto Gómez Reyes, por su tiempo y apoyo durante la elaboración

de mi tesis, por cada uno de sus consejos y contribuciones a su mejora.

A cada uno de mis sinodales por su profesionalismo y su entrega como maestros en el salón de clase; al M.C. David Escobedo Zenil, por su apoyo durante mi carrera y en la revisión de la tesis, al M.I. Héctor Ricardo Castrejón Pérez, por su tiempo y consejos, al Dr. Josué Tago Pacheco por sus comentarios, sugerencias y correcciones, al M.C. Julián Zapotitla Román, por su interés y tiempo en el aprendizaje.

Al Instituto Mexicano del Petróleo, por abrirme las puertas de sus instalaciones, por el apoyo encontrado en cada una de las personas que contribuyeron durante mi estancia profesional y la realización de la tesis.

A mi familia y en especial a Mamafide y Papauri, por su amor y consejo en la distancia.

A cada uno de mis amigos por siempre estar presentes, en especial a Víctor Soto y Rafael Cossío, por todo su apoyo durante mi carrera.

A todas las personas que intervinieron y me apoyaron durante la realización de este trabajo, y que sin su apoyo no lo hubiera logrado.