



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE GEOFÍSICA

**INVERSIÓN BAYESIANA EN ALTAS FRECUENCIAS DE LA
DISTRIBUCIÓN DE DESLIZAMIENTO DEL TERREMOTO DE TOCOPILLA
2007, MW 7.7**

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN CIENCIAS, MENCIÓN
GEOFÍSICA

CAROLINA PAZ GUTIÉRREZ MORALES

PROFESOR GUÍA:
SERGIO RUIZ TAPIA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
FRANCISCO ORTEGA CULACIATI
RODRIGO ASTROZA EULUFÍ

SANTIAGO DE CHILE
2022

RESUMEN DE LA TESIS PARA OPTAR
AL GRADO DE MAGÍSTER EN CIENCIAS
MENCIÓN GEOFÍSICA
POR: **CAROLINA PAZ GUTIÉRREZ MORALES**
FECHA: 2022
PROF. GUÍA: SERGIO RUIZ TAPIA

INVERSIÓN BAYESIANA EN ALTAS FRECUENCIAS DE LA DISTRIBUCIÓN DE DESLIZAMIENTO DEL TERREMOTO DE TOCOPILLA 2007, MW 7.7

La emisión de ondas de alta frecuencia producida durante un evento sísmico es un tema aún poco entendido dentro de la sismología. Este tipo de emisión es la que causa más daños en el campo cercano, por lo que su estudio es de suma importancia para el análisis de peligro sísmico de una región particular. Por lo mismo, se han desarrollado metodologías para simular el movimiento fuerte de suelo y se han utilizado para reproducir los registros observados para terremotos de gran magnitud. A pesar de esto, los estudios de inversión de fuente sísmica se realizan usualmente a partir de datos en un rango de frecuencia bajo, dado que a mayor frecuencia más oscilatoria es la señal y más complejo es encontrar un buen ajuste.

En la presente tesis se formuló un método de inversión bayesiano para estimar la distribución de deslizamiento del terremoto de Tocopilla Mw 7.7 del 2007, junto con un método de simulación estocástica de acelerogramas para el modelamiento directo. Se utilizaron registros de aceleración en una banda de frecuencias de 0.05-20 Hz para estaciones en campo cercano ubicadas en roca dura.

Se validó la metodología a través de un test sintético y luego se aplicó a los datos observados del terremoto de Tocopilla. De los resultados se encontró que es posible estimar un modelo de ruptura simplificado compuesto por dos asperezas circulares de dimensiones similares con radios de 40-50 km, donde el centro del primer parche se fijó en el hipocentro, y el centro del segundo se localizó en dirección sur-oeste del primero, por debajo de la península de Mejillones. Se estimó además el factor de decaimiento espectral γ del modelo de Brune $w^{-\gamma}$, el cual tiene un valor aproximado de 1.55 - 1.6 para este evento en el campo cercano. Se compararon las predicciones de los modelos estimados con los registros observados del terremoto de Tocopilla, donde se obtuvo en general un buen ajuste con las observaciones en las 4 estaciones consideradas, con una tendencia a subestimar las amplitudes de las señales para períodos < 1 s y a sobrestimar los > 1 s.

Finalmente, se concluyó que esta metodología permite estimar un modelo de distribución de deslizamiento simplificado que representa la emisión de ondas de alta frecuencia proveniente de la ruptura de un evento como el de Tocopilla mientras se cuente con los recursos computacionales necesarios.

Agradecimientos

Me gustaría agradecer a las personas que me ayudaron a desarrollar este trabajo y que me apoyaron en el camino.

Para comenzar, agradezco al Programa de Financiamiento Chile-Francia Ayudas para Estadías de Investigación para Magíster y Doctorado por financiar mi pasantía en el laboratorio Géoazur, Francia. Esta fue muy importante para el desarrollo de este trabajo de tesis gracias a la colaboración con el Dr. Anthony Sladen.

Dicho esto, me gustaría agradecer al Dr. Anthony Sladen por toda su ayuda a lo largo de este proyecto de tesis. Su colaboración fue muy enriquecedora para el desarrollo de este trabajo y el resultado logrado. Gracias por recibirme en el laboratorio Géoazur y hacer de mi estadía una experiencia muy grata.

Por otro lado, agradezco a mi profesor guía Sergio Ruiz por todo su apoyo, ayuda y comentarios alentadores a lo largo de este proceso. Agradezco además a los miembros de la comisión: Francisco Ortega y Rodrigo Astroza, por sus comentarios y sugerencias de las cuáles aprendí muchísimo.

Agradezco también a mi familia por su todo su apoyo durante mis estudios de pregrado y postgrado. En especial, a mi mamá Rina y a mi hermana Fran por sus consejos y cariño en los momentos que los necesité. Los quiero mucho.

A mis amigas y amigos, gracias por acompañarme y animarme en este proceso. Mis amigas del colegio, mis amigos de baile de la u, y mis amigos de Astro y Geofísica. Gracias por todo su cariño y amistad. Agradezco en especial a la persona que más me escuchó rabiar por la tesis y me dio ánimos, especialmente durante la pandemia, mi Pancho Castro. Gracias por todo tu cariño y apoyo, y por vivir estas experiencias conmigo.

This work was supported by the French government, through the UCAJEDI Investments in the Future project managed by the National Research Agency (ANR) under reference number ANR-15-IDEX-01. The authors are grateful to the OPAL infrastructure from Université Côte d'Azur and the Université Côte d'Azur's Center for High-Performance Computing for providing resources and support.

Tabla de Contenido

1. Introducción	1
1.1. El problema de investigación	1
1.2. Objetivos	3
1.2.1. Objetivo general	3
1.2.2. Objetivos específicos	3
1.3. Estructura de la tesis	3
2. Marco teórico	4
2.1. Modelamiento directo: simulación estocástica de acelerogramas	4
2.1.1. Ventana de ruido blanco gaussiano	5
2.1.2. Desplazamiento en campo lejano para ondas P, SV y SH	7
2.1.3. Ponderar el ruido por el modelo espectral $\omega^{-\gamma}$	7
2.1.4. Obtener series de tiempo de aceleración	10
2.1.5. Función de transferencia de amplificación de suelo	11
2.2. Modelamiento inverso: estimación Bayesiana	11
2.3. Función de verosimilitud	12
2.3.1. Métodos de muestreo	13
2.3.1.1. Metropolis-Hastings	13
2.3.1.2. Método <i>Transitional Markov Chain Monte Carlo</i> (TMCMC)	15
3. Terremoto de Tocopilla: características y modelo de fuente	19
3.1. Contexto sismotectónico	19
3.2. Terremoto de Tocopilla del 2007, Mw 7.7	21
3.3. Estudios previos	21
3.3.1. Modelamiento inverso	21
3.3.2. Modelamiento directo	23
4. Metodología	25
4.1. Datos	25
4.2. Geometría y parametrización de la fuente	27
4.3. Modelo directo	28
4.4. Modelo inverso	29
4.4.1. Distribuciones a priori	30
4.4.2. Función de verosimilitud	33
5. Pruebas sintéticas	34
5.1. Resultados	35
5.1.1. Inversión sintética de parámetros de fuente considerando <i>stress drop</i> fijo	35

5.1.2. Inversión sintética de parámetros de fuente incluyendo <i>stress drop</i> . . .	45
6. Inversión del terremoto de Tocopilla Mw 7.7	55
6.1. Resultados	56
6.1.1. Inversión de parámetros de fuente considerando <i>stress drop</i> fijo	56
6.1.2. Inversión de parámetros de fuente incluyendo <i>stress drop</i>	63
7. Discusión	71
8. Conclusiones	74
Bibliografía	76
ANEXOS	80
Anexo A: Tests sintéticos	80
Anexo B: Test de sensibilidad	84

Índice de Tablas

4.1.	Parámetros de entrada para la simulación de acelerogramas del terremoto de Tocopilla 2007	29
5.1.	Parámetros del modelo de fuente sintético con sus distribuciones a priori.	34
5.2.	Valores originales y predicciones para el test de inversión sintético.	40
5.3.	Valores originales y predicciones para el test de inversión sintético.	49
6.1.	Distribuciones a priori para los parámetros del modelo de ruptura del terremoto de Tocopilla.	56
6.2.	Valores estimados para el modelo de ruptura del terremoto de Tocopilla, asumiendo una parametrización circular para las dos parches.	57
6.3.	Valores estimados para el modelo de ruptura del terremoto de Tocopilla, para los parámetros de la fuente incluyendo el <i>stress drop</i>	66

Índice de Ilustraciones

1.1.	Diagrama de un modelamiento directo e inverso.	2
2.1.	Esquema de la metodología estocástica de generación de acelerogramas.	6
2.2.	Esquema del algoritmo de muestreo TCMC	18
3.1.	Mapa del área de estudio.	20
3.2.	Soluciones del estudio de inversión cinemática del estudio de Peyrat et al. (2010).	22
3.3.	Simulaciones de los registros de aceleración del terremoto de Tocopilla de 2007 utilizando una metodología de simulación estocástica en el estudio de Otarola y Ruiz (2016).	23
4.1.	Proyección en el plano horizontal del plano de falla.	26
4.2.	Registros de aceleración para el terremoto de Tocopilla Mw 7.7	27
4.3.	Parametrización de la fuente para describir del proceso de ruptura	30
4.4.	Modelo de velocidad simplificado de Husen et al. (1999)	31
4.5.	Registros de aceleración para el terremoto de Tocopilla Mw 7.7 junto con sus envolventes, para la componente Este-Oeste.	32
5.1.	Etapa inicial del test sintético de inversión de parámetros de fuente, estos son: R_1 , R_2 , S_{max_1} , S_{max_2} , lon_2 , lat_2 , V_{rup} y γ , considerando el <i>stress drop</i> fijo. La distribución posterior intermedia para la etapa 0 ($\beta = 0$) corresponde a la distribución a priori de los parámetros, la cual en este caso son distribuciones uniformes. Se observa en la diagonal la distribución marginal de cada parámetro, mientras que en el resto de la matriz se presentan las muestras generadas de la fdp intermedia para los pares de parámetros correspondientes.	36
5.2.	Etapa 7 de la prueba sintética de inversión de los parámetros de fuente, estos son: R_1 , R_2 , S_{max_1} , S_{max_2} , lon_2 , lat_2 , V_{rup} y γ , considerando fijo el <i>stress drop</i> . Se representa la distribución posterior intermedia correspondiente a la etapa 7 ($\beta = 3.34 \cdot 10^{-5}$).	37
5.3.	Etapa 12 de la prueba sintética de inversión de los parámetros de fuente, estos son: R_1 , R_2 , S_{max_1} , S_{max_2} , lon_2 , lat_2 , V_{rup} y γ , considerando fijo el <i>stress drop</i> . La distribución posterior intermedia correspondiente a la etapa 12 ($\beta = 2.7 \cdot 10^{-4}$).	38
5.4.	Muestras iniciales versus muestras finales para el test de inversión sintético de 8 parámetros.	39
5.5.	Tasas de aceptación en cada etapa de la inversión sintética de 8 parámetros.	40
5.6.	Modelo artificial de distribución de deslizamiento junto con la predicción obtenida del test de inversión sintético de 8 parámetros, considerando fijo el <i>stress drop</i>	41
5.7.	Registros de aceleración sintéticos versus predicciones del resultado para el test sintético con 8 parámetros, considerando fijo el <i>stress drop</i>	42

5.8.	Comparación entre los <i>Peak Ground Acceleration</i> calculados para los registros sintéticos y las predicciones en cada estación y componente para el test sintético de 8 parámetros.	43
5.9.	Espectros de Fourier y Espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5% para los registros de aceleración sintéticos y predichos en la estación PB04.	43
5.10.	Bondad de ajuste (GOF) entre los espectros de respuesta de las predicciones y los registros sintéticos para cada componente, para el test de 8 parámetros. . .	44
5.11.	Etapa inicial del test sintético de inversión de los parámetros de fuente incluyendo el <i>stress drop</i> , estos son: R_1 , R_2 , S_{max_1} , S_{max_2} , lon_2 , lat_2 , V_{rup} , γ y $\Delta\sigma$. La distribución posterior intermedia para la etapa 0 ($\beta = 0$) corresponde a la distribución a priori de los parámetros, la cual en este caso son distribuciones uniformes. Se observa en la diagonal la distribución marginal de cada parámetro, mientras que en el resto de la matriz se presentan las muestras generadas de la fdp intermedia para los pares de parámetros correspondientes.	46
5.12.	Etapa 7 de la prueba sintética de inversión de los parámetros de fuente incluyendo el <i>stress drop</i> , estos son: R_1 , R_2 , S_{max_1} , S_{max_2} , lon_2 , lat_2 , V_{rup} , γ y $\Delta\sigma$. Se representa la distribución posterior intermedia correspondiente a la etapa 7 ($\beta = 3.34 \cdot 10^{-5}$).	47
5.13.	Etapa 12 de la prueba sintética de inversión de los parámetros de fuente incluyendo el <i>stress drop</i> , estos son: R_1 , R_2 , S_{max_1} , S_{max_2} , lon_2 , lat_2 , V_{rup} , γ y $\Delta\sigma$. La distribución posterior intermedia correspondiente a la etapa 12 ($\beta = 3 \cdot 10^{-4}$).	48
5.14.	Muestras iniciales versus muestras finales para el test de inversión sintético considerando el parámetro de <i>stress drop</i>	49
5.15.	Tasas de aceptación en cada etapa de la inversión sintética considerando el <i>stress drop</i> como parámetro.	50
5.16.	Modelo artificial de distribución de deslizamiento junto con la predicción obtenida del test de inversión sintético.	50
5.17.	Registros de aceleración sintéticos versus predicciones del resultado para el test sintético considerando el parámetro de <i>stress drop</i>	51
5.18.	Comparación entre los <i>Peak Ground Acceleration</i> calculados para los registros sintéticos y las predicciones en cada estación y componente.	52
5.19.	Espectros de Fourier y Espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5% para los registros de aceleración sintéticos y predichos en la estación PB04.	53
5.20.	Bondad de ajuste (GOF) entre los espectros de respuesta de las predicciones y los registros sintéticos para cada componente.	53
6.1.	Muestras iniciales versus muestras finales para el test de inversión sintético de 8 parámetros.	57
6.2.	Modelo de distribución de deslizamiento estimado para el terremoto de Tocopilla de 2007. Se asume una parametrización circular para las dos parches. Se invierten los parámetros de la fuente considerando el <i>stress drop</i> fijo.	58
6.3.	Registros de aceleración del terremoto de Tocopilla para las estaciones PB04, PB05, PB06 y PB07, junto con las predicciones obtenidas de la inversión del modelo de distribución de deslizamiento incluyendo el decaimiento espectral γ	59
6.4.	Comparación entre los <i>Peak Ground Acceleration</i> calculados para los registros observados y las predicciones en cada estación y componente.	60

6.5.	Espectros de Fourier y espectros de respuesta de aceleración para los registros observados y simulados para el terremoto de Tocopilla, para la estación (a) PB04, (b) PB05.	61
6.6.	Espectros de Fourier y espectros de respuesta de aceleración para los registros observados y simulados para el terremoto de Tocopilla, para la estación (a) PB06 y (b) PB07.	62
6.7.	Bondad de ajuste (GOF) entre los espectros de respuesta observados y predichos.	63
6.8.	Muestras iniciales versus muestras finales para el test de inversión sintético de 9 parámetros.	64
6.9.	Modelo de distribución de deslizamiento estimado para el terremoto de Tocopilla de 2007. Se asume una parametrización circular para las dos parches. Se invierten los parámetros de fuente incluyendo el <i>stress drop</i> $\Delta\sigma$	65
6.10.	Registros de aceleración del terremoto de Tocopilla para las estaciones PB04, PB05, PB06 y PB07, junto con las predicciones obtenidas de la inversión del modelo de distribución de deslizamiento asumiendo una parametrización circular para las dos parches. Se invierten los parámetros de la fuente incluyendo el <i>stress drop</i> $\Delta\sigma$	66
6.11.	Comparación entre los <i>Peak Ground Acceleration</i> calculados para los registros observados y las predicciones en cada estación y componente.	67
6.12.	Espectros de Fourier y espectros de respuesta de aceleración para los registros observados y simulados para el terremoto de Tocopilla, para la estación (a) PB04, (b) PB05.	68
6.13.	Espectros de Fourier y espectros de respuesta de aceleración para los registros observados y simulados para el terremoto de Tocopilla, para la estación (a) PB06 y (b) PB07.	69
6.14.	Bondad de ajuste (GOF) entre los espectros de respuesta observados y predichos.	70
8.1.	Espectros de Fourier y Espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5% para los registros de aceleración sintéticos y predichos en la estación PB05.	80
8.2.	Espectros de Fourier y Espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5% para los registros de aceleración sintéticos y predichos en la estación PB06.	81
8.3.	Espectros de Fourier y Espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5% para los registros de aceleración sintéticos y predichos en la estación PB07.	81
8.4.	Espectros de Fourier y Espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5% para los registros de aceleración sintéticos y predichos en la estación PB05.	82
8.5.	Espectros de Fourier y Espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5% para los registros de aceleración sintéticos y predichos en la estación PB06.	83
8.6.	Espectros de Fourier y Espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5% para los registros de aceleración sintéticos y predichos en la estación PB07.	83
8.7.	Comparación de respuestas de aceleración simuladas de modelos sintéticos para distintos valores de <i>slips</i> máximos para las asperezas norte y sur respectivamente.	85

8.8.	Comparación de respuestas de aceleración simuladas de modelos sintéticos para distintos valores de <i>slips</i> máximos para las asperezas norte y sur respectivamente.	86
8.9.	Comparación de respuestas de aceleración simuladas de modelos sintéticos para distintos valores de <i>slips</i> máximos para las asperezas norte y sur respectivamente.	87
8.10.	Comparación de respuestas de aceleración simuladas de modelos sintéticos para distintos valores de <i>slips</i> máximos para las asperezas norte y sur respectivamente.	88
8.11.	Comparación de espectros de Fourier y de respuesta de pseudo-aceleración para los registros de aceleración simulados de modelos sintéticos para distintos valores de <i>slips</i> máximos para las asperezas norte y sur respectivamente.	89
8.12.	Comparación de espectros de Fourier y de respuesta de pseudo-aceleración para los registros de aceleración simulados de modelos sintéticos para distintos valores de <i>slips</i> máximos para las asperezas norte y sur respectivamente.	89
8.13.	Comparación de espectros de Fourier y de respuesta de pseudo-aceleración para los registros de aceleración simulados de modelos sintéticos para distintos valores de <i>slips</i> máximos para las asperezas norte y sur respectivamente.	90
8.14.	Comparación de espectros de Fourier y de respuesta de pseudo-aceleración para los registros de aceleración simulados de modelos sintéticos para distintos valores de <i>slips</i> máximos para las asperezas norte y sur respectivamente.	90

Capítulo 1

Introducción

1.1. El problema de investigación

El estudio de terremotos y la caracterización de fuentes sísmicas es un tema de estudio importante en el área de sismología, ya que permite entender la física detrás de los procesos de ruptura involucrados y su impacto en la superficie. En particular, la investigación de eventos de gran magnitud, como pueden llegar a ser los terremotos de subducción, son sumamente importantes para poder evaluar correctamente el peligro sísmico asociado a una determinada región. El proceso de ruptura para este tipo de eventos es un fenómeno físico altamente complejo y se estudia de forma indirecta a través de los desplazamientos observados en la superficie, producidos por un deslizamiento entre las placas.

Entre los tipos de observaciones se tienen registros telesísmicos, GPS, InSAR y de aceleración o *strong-motion*. Los datos utilizados y la metodología empleada determinan el detalle de la información que se puede obtener del proceso de ruptura. En particular los registros de aceleración de alta frecuencia (mayores a 1 Hz) en el campo cercano a la fuente proporcionan información sobre la ruptura en los períodos cortos. Es usualmente esta radiación de alta frecuencia la que puede causar la mayor cantidad de daños en estructuras.

Existen dos formas generales de abordar el estudio de la fuente sísmica: analizando el problema de forma directa o inversa (1.1). La primera consiste en determinar los parámetros que explican la ruptura a través de un método de prueba y error, en el cual se asume un modelo de ruptura tal que se ajustan de forma satisfactoria los datos observados del evento. Al contrario, el enfoque inverso consiste en inferir los parámetros del modelo a partir de las observaciones, según los registros observados se intenta encontrar el modelo que mejor los explique.

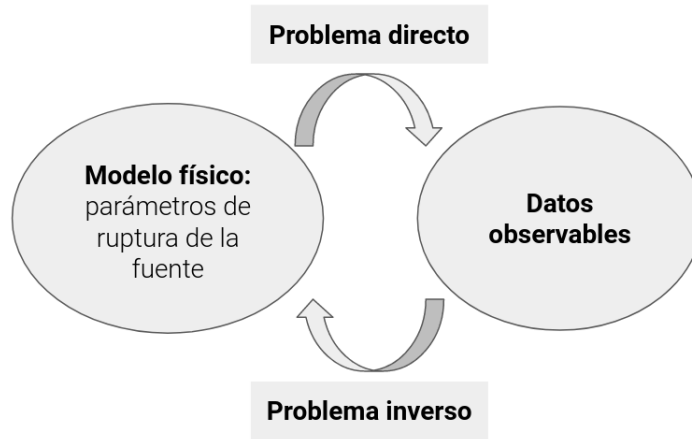


Figura 1.1: Diagrama de un modelamiento directo e inverso.

Dicho esto, la mayoría de los estudios de modelamiento inverso de fuentes sísmica se realizan utilizando datos de baja frecuencia o filtrados en este rango, puesto que existe un menor entendimiento del proceso de ruptura en el rango de más alta frecuencia. Entender el comportamiento de la radiación de alta frecuencia generada por terremotos de subducción es fundamental para poder hacer simulaciones acertadas del movimiento fuerte en la superficie y así evaluar de forma correcta el peligro sísmico asociado. El presente trabajo busca resolver el problema inverso descrito y encontrar la distribución espacio-temporal del deslizamiento o *slip* en el contacto interplaca, a partir de registros de aceleración de alta frecuencia.

Sin embargo, resolver el problema de forma inversa en este rango de frecuencias se vuelve complejo, en parte por la naturaleza estocástica y el comportamiento altamente oscilatorio de los registros de aceleración en campo cercano (Hanks y McGuire, 1981). Esto los hace difícil de reproducir de forma determinística, por lo que se utiliza una metodología estocástica de falla finita para la simulación de estos registros (Otarola y Ruiz, 2016) (Ruiz et al., 2018).

Por otro lado, el problema inverso de determinar el deslizamiento responsable del movimiento fuerte en superficie es un problema no lineal y mal condicionado, por lo que se utiliza una metodología de inversión Bayesiana. Esta explora todo el espacio de los parámetros y calcula la probabilidad asociado a cada modelo, para obtener un conjunto de modelos como solución del problema.

El terremoto de estudio para este trabajo es el evento de Tocopilla de 2007 Mw 7.7 ocurrido el 14 de Noviembre en el norte de Chile. Para esto se define un modelo de fuente de dos asperezas circulares, basado en el modelo de ruptura propuesto por Peyrat et al. (2010), y se utilizan como observaciones los datos de aceleración registrados en roca por la red *Integrated Plate boundary Observatory Chile* (IPOC).

Finalmente, la metodología de inversión implementada en esta tesis permitirá estimar los parámetros que definen el proceso de ruptura de este evento, a través de una distribución de probabilidades para los modelos que mejor se ajustan a las observaciones. A partir de estos, se pretende inferir el tamaño, ubicación y deslizamiento de las asperezas principales que mejor explican las aceleraciones registradas durante el terremoto de Tocopilla.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general

El objetivo general de esta tesis es estimar los parámetros geométricos y físicos más probables, que describen el modelo de ruptura y la distribución espacio-temporal de *slip* del terremoto de Tocopilla de 2007 de Mw 7.7, utilizando una metodología estocástica para la simulación de acelerogramas. Estas estimaciones se representarán a través de una función de densidad de probabilidades para el conjunto de parámetros, a partir de la cual se puede determinar los valores más probables y así el modelo de fuente con mayor probabilidad.

1.2.2. Objetivos específicos

- Definir la parametrización del modelo de ruptura para el terremoto de Tocopilla.
- Validar la metodología de inversión a partir de un test de inversión de fuente sintético.
- Aplicar la metodología a los registros de aceleración del terremoto de Tocopilla.
- Obtener el modelo de distribución espacio-temporal de *slip* más probable para el terremoto de Tocopilla.

1.3. Estructura de la tesis

La presente tesis se divide en 6 partes:

- La primera corresponde a este capítulo de Introducción donde se introduce el problema de investigación, el objetivo del trabajo y la estructura del escrito.
- El segundo capítulo corresponde al marco teórico del trabajo. Se presentan los conceptos teóricos requeridos para definir la metodología.
- El tercer capítulo presenta el contexto sismotéctónico del área de estudio y los antecedentes del terremoto de Tocopilla relevantes para este trabajo.
- El cuarto capítulo explica la metodología utilizada en este trabajo.
- El quinto capítulo presenta las pruebas sintéticas realizadas para validar la metodología junto con sus resultados.
- El sexto capítulo presenta la inversión realizada con los registros observados del terremoto de Tocopilla de 2007 junto con sus resultados.
- El séptimo capítulo se dedica a discutir los resultados anteriores.
- Finalmente, el sexto capítulo presenta las conclusiones de la investigación.

Capítulo 2

Marco teórico

A fin de determinar la distribución de deslizamiento del terremoto de Tocopilla en el contexto de esta tesis se requiere primero de un modelo de inversión, este determina los parámetros que definen el modelo físico a partir de un conjunto de observaciones. Este modelo físico se denomina también modelo directo y simula los datos observados.

En este estudio en particular se resuelve el problema inverso con un método de inversión Bayesiano y una técnica estocástica de simulación de acelerogramas para el modelo directo. En este capítulo se describirá el modelo directo aplicado en este trabajo y posteriormente el método de inversión para la estimación de los parámetros que describen la ruptura. Finalmente se describirá el contexto sismotectónico del área de estudio y el terremoto de interés junto a las investigaciones relevantes que se han realizado para caracterizar su modelo de fuente.

2.1. Modelamiento directo: simulación estocástica de acelerogramas

Existen diferentes metodologías para la generación de registros de aceleración sintéticos, en particular esto se puede lograr a través de un enfoque estocástico para describir la propagación de ondas sísmicas a través de la corteza terrestre. Esta técnica permite simular movimiento fuerte de alta frecuencia en superficie, y se ha vuelto importante no sólo en sismología si no también en ingeniería sísmica, para estudiar las respuestas de estructuras y el peligro sísmico asociado a una región.

El método estocástico de simulación de acelerogramas fue propuesto por Boore (1983), y nace del estudio de Hanks y McGuire (1981) donde se observa que las señales *strong-motion* de alta frecuencia se pueden aproximar a un ruido blanco Gaussiano de duración y banda finita. A partir de esto, Boore (1983) desarrolla un método estocástico para simular series de tiempo de aceleración, donde utiliza un modelo $\omega^{-\gamma}$ (Aki (1967); Brune (1970)) que describe el espectro de la fuente sísmica, y lo ocupa para modelar el registro de aceleración en el dominio de las frecuencias. Diversos autores (Brune (1970); Beresnev y Atkinson (1997); Motazedian y Atkinson (2005); Otarola y Ruiz (2016); Ruiz et al. (2018)) han realizado mejoras y han

extendido la metodología a fuentes finitas, además de incorporar nuevos conceptos en el modelamiento.

La metodología de simulación utilizada en esta tesis corresponde a la propuesta por Otarola y Ruiz (2016) y Ruiz et al. (2018). Este método considera una fuente de falla finita dividida en subfallas, donde cada una es considerada como una fuente puntual. Este método sigue los mismos pasos que la formulación de Boore (2003), pero incorporando las ondas P y SV además de las ondas SH. Se consideran también los ángulos azimutal y de incidencia mediante un modelo de velocidades, factores de superficie libre y partición de energía para las ondas P, SV y SH. A continuación se explicarán los pasos de este método de simulación estocástica.

Basado en la metodología de Boore (2003), se muestra en el esquema de la Figura 2.1 los pasos para simular acelerogramas para las ondas P, SV y SH. Estos pasos son:

1. Generar una ventana de ruido blanco gaussiano.
2. Modelar el ruido por una envolvente de aceleración
3. Calcular la amplitud de espectro de Fourier de la ventana modulada.
4. Normalizar el ruido espectral por la media cuadrática o RMS (*root mean square*) de la amplitud espectral.
5. Modelar el ruido espectral normalizado por el modelo espectral $\omega^{-\gamma}$ según las características de la fuente, la trayectoria y el sitio.
6. Volver al dominio del tiempo.
7. Rotar y sumar las series de tiempo de aceleración asociadas a cada subfalla en el sistema de coordenadas Este-Oeste, Norte-Sur y Vertical para las ondas P, SV y SH.

A continuación se explicarán en mayor detalle las etapas anteriores.

2.1.1. Ventana de ruido blanco gaussiano

En primer lugar, siguiendo la idea propuesta por Hanks y McGuire, se genera una ventana de ruido blanco aleatorio de duración finita para las ondas P, SV y SH en cada una de las subfallas. Esta ventana se modela usando la envolvente de aceleración definida por Rodolfo Saragoni y Hart (1973):

$$w(t; \epsilon, \eta, t_\eta) = a \left(\frac{t}{t_\eta} \right)^b \exp \left(-c \left(\frac{t}{t_\eta} \right) \right) \quad (2.1)$$

donde $a = \left(\frac{\exp(1)}{\epsilon} \right)^b$, $b = - \left(\frac{\epsilon \ln(\epsilon)}{[1 + \epsilon(\ln(\epsilon) - 1)]} \right)$, $c = \frac{b}{\epsilon}$ y $t_\eta = f_{T_{gm}} \cdot T_{gm}$, con T_{gm} la duración del movimiento fuerte. Para el resto de los parámetros se utilizan los mismos valores empleados en la metodología de Boore (2003), donde $\epsilon = 0.2$, $\eta = 0.05$ y $f_{T_{gm}} = 2.0$.

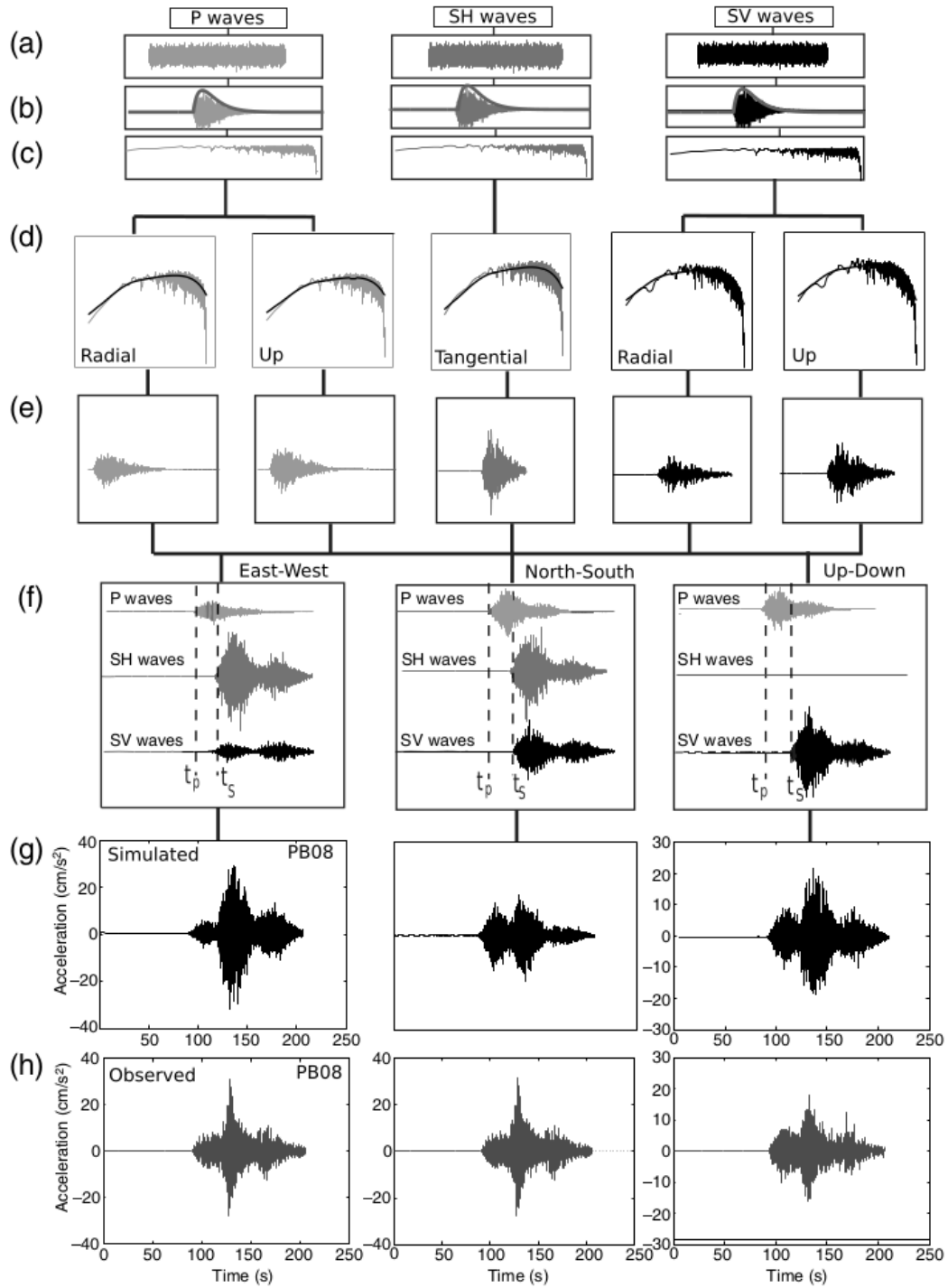


Figura 2.1: Figura de Otarola y Ruiz (2016) para la metodología de simulación estocástica de acelerogramas. (a) Ruido blanco gaussiano. (b) Ruido modelado por envolvente. (c) Amplitud del espectro Fourier de la ventana modulada. (d) Modelamiento por modelo espectral $\omega^{-\gamma}$. (e) Transformación del espectro al dominio del tiempo. (f) Rotación y suma de las series de tiempo de aceleración de cada subfalla en las coordenadas este-oeste, norte-sur y vertical, para las ondas P, SV y SH. (g) Registro de aceleración simulado y (h) registro observado en la estación PB08 para el terremoto de Tocopilla del 2007.

La duración del movimiento fuerte T_{gm} está calculado a partir de la relación de Joshi et al. (2014)

$$T_{gm} = 0.0015 \cdot 10^{0.5M} + 0.51R_{hypo}^{0.30}$$

para terremotos de magnitudes $7.5 \leq M < 8.9$

Luego, se transforma la ventana de ruido modulado al dominio de las frecuencias a través de la transformada de Fourier, se normaliza el espectro por su media cuadrática y finalmente se modula por el espectro de Brune con decaimiento γ para las componentes radial, vertical y tangencial para las ondas P, SV y SH.

2.1.2. Desplazamiento en campo lejano para ondas P, SV y SH

De acuerdo a (Aki y Richards, 2002) los desplazamientos en superficie en el campo lejano para ondas P, SV y SH se pueden expresar de la siguiente forma:

$$\mathbf{u}^P(x, t) = \frac{\mathcal{F}^P \dot{M}(t - r/\alpha) \hat{l}}{4\pi\rho\alpha^3r} \quad (2.2)$$

$$\mathbf{u}^{SV}(x, t) = \frac{\mathcal{F}^{SV} \dot{M}(t - r/\beta) \hat{p}}{4\pi\rho\beta^3r} \quad (2.3)$$

$$\mathbf{u}^{SH}(x, t) = \frac{\mathcal{F}^{SH} \dot{M}(t - r/\beta) \hat{\phi}}{4\pi\rho\beta^3r} \quad (2.4)$$

producto de una dislocación puntual en un medio elástico y homogéneo. \hat{l} , \hat{p} y $\hat{\phi}$ son las direcciones de propagación de las ondas P, SV y SH, respectivamente. \mathcal{F}^P , \mathcal{F}^{SV} y \mathcal{F}^{SH} son los patrones de radiación para las ondas P, SV y SH; \dot{M} es la función fuente temporal; r es la distancia hipocentral desde la fuente hasta el punto de observación x ; ρ es la densidad en la cercanía de la fuente; y α y β son las velocidades de onda P y S respectivamente.

De las expresiones 2.2 - 2.4 se pueden obtener los movimientos de aceleración, producto de una fuente puntual, derivándolas dos veces con respecto al tiempo. Luego, siguiendo la metodología de Boore (2003) se rotan estas aceleraciones a las componentes radial, tangencial y vertical, y se convolucionan con las características de la trayectoria, los efectos de sitio y el modelo $\omega^{-\gamma}$ para la forma espectral de la fuente.

2.1.3. Ponderar el ruido por el modelo espectral $\omega^{-\gamma}$

En el siguiente paso se le da forma al espectro de Fourier de la ventana de ruido blanco de la misma forma propuesta por Boore (2003) para ondas SH. Para esto se pondera el espectro de la ventana de ruido blanco para cada subfalla con las expresiones 2.5 - 2.9. Estas corresponden al espectro de Brune para las componentes r , z y t para las ondas P, SV y SH y contienen las características de la fuente, de la trayectoria, los efectos de sitio y el tipo de movimiento.

$$A_{r_{ijml}}^P = \frac{\langle R^P \rangle_{ijm} F S_{r_{ijm}}^P E P_{r_{ijm}}^P M_{0ij}}{4\pi\rho\alpha^3} \frac{(2\pi f)^2}{1 + \left(\frac{f}{f_{cij}^P}\right)^\gamma} G(R_{ijm}) \exp\left(-\frac{\pi R_{ijm}}{Q_P(f)\alpha}\right) \exp(-\pi f \kappa_m) \text{amp}(f)_{ml} \quad (2.5)$$

$$A_{z_{ijml}}^P = \frac{\langle R^P \rangle_{ijm} F S_{z_{ijm}}^P E P_{z_{ijm}}^P M_{0ij}}{4\pi\rho\alpha^3} \frac{(2\pi f)^2}{1 + \left(\frac{f}{f_{cij}^P}\right)^\gamma} G(R_{ijm}) \exp\left(-\frac{\pi R_{ijm}}{Q_P(f)\alpha}\right) \exp(-\pi f \kappa_m) \text{amp}(f)_{ml} \quad (2.6)$$

$$A_{r_{ijml}}^{SV} = \frac{\langle R^{SV} \rangle_{ijm} F S_{r_{ijml}}^{SV} E P_{r_{ijm}}^{SV} M_{0ij}}{4\pi\rho\alpha^3} \frac{(2\pi f)^2}{1 + \left(\frac{f}{f_{cij}^S}\right)^\gamma} G(R_{ijm}) \exp\left(-\frac{\pi R_{ijm}}{Q_{SV}(f)\beta}\right) \exp(-\pi f \kappa_m) \text{amp}(f)_{ml} \quad (2.7)$$

$$A_{z_{ijml}}^{SV} = \frac{\langle R^{SV} \rangle_{ijm} F S_{z_{ijm}}^{SV} E P_{z_{ijm}}^{SV} M_{0ij}}{4\pi\rho\alpha^3} \frac{(2\pi f)^2}{1 + \left(\frac{f}{f_{cij}^S}\right)^\gamma} G(R_{ijm}) \exp\left(-\frac{\pi R_{ijm}}{Q_{SV}(f)\beta}\right) \exp(-\pi f \kappa_m) \text{amp}(f)_{ml} \quad (2.8)$$

$$A_{t_{ijml}}^{SH} = \frac{\langle R^{SH} \rangle_{ijm} F S_{t_{ijm}}^{SH} E P_{t_{ijm}}^{SH} M_{0ij}}{4\pi\rho\alpha^3} \frac{(2\pi f)^2}{1 + \left(\frac{f}{f_{cij}^S}\right)^\gamma} G(R_{ijm}) \exp\left(-\frac{\pi R_{ijm}}{Q_{SH}(f)\beta}\right) \exp(-\pi f \kappa_m) \text{amp}(f)_{ml} \quad (2.9)$$

Los superíndices indican el tipo de onda y los subíndices ij indican la subfalla, m indica la estación modelada y l si la estación está posicionada en roca (*borehole*) (B) o en superficie (S). Los coeficientes R_{ijm}^P , R_{ijm}^{SV} y R_{ijm}^{SH} son los patrones de radiación para las ondas P, SV y SH respectivamente, que dependen de los ángulos de *dip* o manteo, y *rake* o la dirección del deslizamiento en la subfalla ij . $F S_{r_{ijm}}^P$, $F S_{z_{ijm}}^P$, $F S_{r_{ijm}}^{SV}$, $F S_{z_{ijm}}^{SV}$, $F S_{t_{ijm}}^{SH}$ son factores de superficie libre, y $E P_{r_{ijm}}^P$, $E P_{z_{ijm}}^P$, $E P_{r_{ijm}}^{SV}$, $E P_{z_{ijm}}^{SV}$ y $E P_{t_{ijm}}^{SH}$ son los factores de partición de energía. M_{0ij} es el momento sísmico de la subfalla ij . $G(R_{ijm})$ describe la atenuación geométrica en función de la distancia hipocentral R_{ijm} . $Q_P(f)$ y $Q_S(f)$ son los factores de calidad para las ondas P y S respectivamente. f_{cij}^P y f_{cij}^S son las frecuencias de esquina dinámicas para las ondas P y S respectivamente en la subfalla ij . κ_m es el factor kappa empírico que determina

la atenuación de las altas frecuencias en la vecindad de la estación. $amp(f)$ es el factor de amplificación de suelo, donde si la estación está situada en roca o *borehole* el factor equivale a $amp(f)_{mB} = 1$, mientras que si está situada en superficie la amplificación está dada por la función de transferencia de amplificación del suelo correspondiente, $amp(f)_{mS} = SATF_m$.

De esta forma, cada espectro de Brune $A_{k_{ijml}}^X$, con X el tipo de onda (P, SV y SH) y k la componente (r , z y t), se multiplica con el espectro de la respectiva ventana de ruido blanco para dar forma al espectro de aceleración de cada subfalla ij , tipo de onda y componente en cada punto de observación ml .

Para los patrones de radiación para ondas P, SV y SH se calcula un valor promedio sobre toda la falla siguiendo las expresiones propuestas Ônishi y Horike (2004) a partir de los ángulos de *dip* (δ) y *rake* (λ) del plano de falla:

$$\langle R^P \rangle_{ijm} = \sqrt{\frac{4}{15}} \quad (2.10)$$

$$\langle R^{SV} \rangle_{ijm} = \frac{1}{2} \sqrt{\sin^2(\lambda) \left(\frac{14}{15} + \frac{1}{3} \sin^2(2\delta) \right) + \cos^2(\lambda) \left(\frac{4}{15} + \frac{2}{3} \cos^2(\delta) \right)} \quad (2.11)$$

$$\langle R^{SH} \rangle_{ijm} = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{2}{3} \cos^2(\lambda) (1 + \sin^2(\delta)) + \frac{1}{3} \sin^2(\lambda) (1 + \cos^2(2\delta))} \quad (2.12)$$

Aquí para cada subfalla ij y estación m se tiene el mismo patrón de radiación a partir de un ángulo de *dip* y *rake* promedios.

Para el cálculo de los factores de amplificación por superficie libre (FS) y los factores de partición de energía (EP), para ondas P, SV y SH, se consideran los rayos directos propagados en un medio de capas horizontales homogéneas caracterizado por un modelo de velocidad regional. Se utiliza la ley de Snell para calcular los ángulos de incidencia en cada estación. Los factores FS utilizados son similares a los propuestos por (Jiang et al., 1998) y (Evans, 1984) y se encuentran detallados en los trabajos de Otarola y Ruiz (2016) y Ruiz et al. (2018).

Para los cálculos de las frecuencias de esquina dinámicas del espectro de onda S se utiliza la expresión propuesta por Motazedian y Atkinson (2005) correspondiente a la ecuación 2.13

$$f_{cij}^S = 4.9 \cdot 10^6 \beta \left[\frac{\Delta\sigma}{M_0} \right]^{\frac{1}{3}} \quad (2.13)$$

donde f_{cij}^S es la frecuencia de esquina para el espectro de onda S de la subfalla ij , β es la velocidad de onda S en la fuente, $\Delta\sigma$ es la caída de esfuerzo o *stress drop* y M_0 es el momento sísmico.

Luego usando la relación entre la frecuencia de esquina de onda P y S, propuesta por Hanks y Wyss (1972), se obtiene la frecuencia de esquina dinámica de onda P como:

$$f_{cij}^P = \frac{\alpha}{\beta} f_{cij}^S \quad (2.14)$$

donde f_{cij}^P y f_{cij}^S son las frecuencias de esquina del espectro de ondas P y S de la subfalla ij , α y β son las velocidades de las ondas P y S en la fuente.

2.1.4. Obtener series de tiempo de aceleración

Una vez modelado el espectro de la ventana de ruido blanco por el modelo espectral de Brune se retorna al dominio del tiempo aplicando la transformada de Fourier inversa, obteniendo las series de tiempo de aceleración para ondas P, SV y SH en sus componentes radial, tangencial y vertical (a_r^P , a_z^P , a_r^{SV} , a_z^{SV} y a_i^{SH}). Posteriormente, estas se rotan, considerando el ángulo azimutal (ϕ_{ij}), en las componentes Este-Oeste, Norte-Sur y Vertical, para luego ponderarlas por los factores de escala H_{ij}^P y H_{ij}^S determinados por las ecuaciones 2.15 y 2.16.

$$H_{ij}^P = \frac{M_0}{M_{0ij}} \sqrt{\frac{1}{N} \frac{\sum f_k \left[\frac{f_k^2}{1 + \left(\frac{f_k}{f_c^P}\right)^\gamma} \right]^2}{\sum f_k \left[\frac{f_k^2}{1 + \left(\frac{f_k}{f_{cij}^P}\right)^\gamma} \right]^2}} \quad (2.15)$$

$$H_{ij}^S = \frac{M_0}{M_{0ij}} \sqrt{\frac{1}{N} \frac{\sum f_k \left[\frac{f_k^2}{1 + \left(\frac{f_k}{f_c^S}\right)^\gamma} \right]^2}{\sum f_k \left[\frac{f_k^2}{1 + \left(\frac{f_k}{f_{cij}^S}\right)^\gamma} \right]^2}} \quad (2.16)$$

donde f_k es la frecuencia k-ésima, M_{0ij} es el momento sísmico de la subfalla ij -ésima. Para este trabajo todas las subfallas son idénticas, por lo que $M_{0ij} = \frac{M_0}{N}$. γ es el decaimiento espectral de las altas frecuencias.

Finalmente, las series de tiempo de aceleración asociada a cada subfalla se suman teniendo en cuenta el desfase asociado al tiempo de ruptura de esta (t_{Rij}), y el tiempo de viaje de la onda (P o S) a la estación m (t_{ijm}^P y t_{ijm}^S). El desfase temporal final relativo al tiempo de inicio del terremoto para ondas P y S es

$$\Delta t_{ijm}^P = t_{Rij} + t_{ijm}^P \quad (2.17)$$

$$\Delta t_{ijm}^S = t_{Rij} + t_{ijm}^S \quad (2.18)$$

Luego, las series de tiempo de *strong-motion* para ondas P, SV y SH proyectadas en las direcciones Este-Oeste, Norte-Sur y Vertical en la estación m están dadas por las siguientes ecuaciones

$$a_m^{NS} = \sum_{i=1}^{N_L} \sum_{j=1}^{N_W} a_{ijm}^{P-NS} + a_{ijm}^{SV-NS} + a_{ijm}^{SH-NS} \quad (2.19)$$

$$a_m^{EW} = \sum_{i=1}^{N_L} \sum_{j=1}^{N_W} a_{ijm}^{P-EW} + a_{ijm}^{SV-EW} + a_{ijm}^{SH-EW} \quad (2.20)$$

$$a_m^{UD} = \sum_{i=1}^{N_L} \sum_{j=1}^{N_W} a_{ijm}^{P-UD} + a_{ijm}^{SV-UD} \quad (2.21)$$

donde N_L y N_W son el número de subfallas a lo largo y a lo ancho del plano respectivamente.

2.1.5. Función de transferencia de amplificación de suelo

La metodología de generación de acelerogramas sintéticos de Ruiz et al. (2018) incluye el cálculo de funciones de transferencia para considerar el efecto de sitio en estaciones que se encuentren en la superficie. Sin embargo, en este trabajo las estaciones consideradas para el estudio corresponden a estaciones *borehole* o en roca, por lo que los factores de amplificación $amp(f)_{ml}$ en las ecuaciones (2.5) - (2.9) son siempre igual a 1.

2.2. Modelamiento inverso: estimación Bayesiana

En esta sección se describe el método de inversión utilizado en esta tesis. Al tener un problema complejo como lo es la estimación de los parámetros del modelo de ruptura sísmica, el mejor enfoque para su resolución corresponde a una metodología de estimación Bayesiana o probabilística, ya que se trata de un problema no lineal y mal condicionado. De esta forma, se puede realizar una búsqueda profunda de las posibles soluciones, la cual puede ser ineficiente con un método de optimización clásico como mínimos cuadrados.

El problema de inversión de los parámetros de la fuente sísmica se puede representar con la siguiente ecuación:

$$\mathbf{D} = \mathbf{G}(\boldsymbol{\theta}) \quad (2.22)$$

donde \mathbf{D} es el vector de los datos observados, $\boldsymbol{\theta}$ son los parámetros del modelo de fuente y \mathbf{G} es el modelo físico matemático que explica las observaciones (modelo directo).

Para resolver el problema inverso se busca estimar un conjunto de modelos $\boldsymbol{\theta}$ con su probabilidad de reproducir los datos observados \mathbf{D} . Para esto, se quiere encontrar la distribución de probabilidades de los parámetros del modelo dadas las observaciones $P(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{D})$, denomina-

da distribución *a posteriori*. Dado que esto no se puede calcular de forma directa se hace a través del teorema de Bayes:

$$P(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{D}) = \frac{P(\mathbf{D}|\boldsymbol{\theta})P(\boldsymbol{\theta})}{P(\mathbf{D})} \quad (2.23)$$

donde $P(\mathbf{D}|\boldsymbol{\theta})$ corresponde a la probabilidad de los datos observados \mathbf{D} dado un modelo $\boldsymbol{\theta}$, también denominada función de verosimilitud. Esta indica qué tan probable es que las respuestas del modelo propuesto describan las observaciones. Como se conoce el modelo directo se puede calcular esta probabilidad en función de la diferencia entre la predicción del modelo directo y los datos observados.

$P(\boldsymbol{\theta})$ es la distribución de probabilidad de los modelos y representa la información a priori que se tiene del espacio de los parámetros. Por último, $P(\mathbf{D})$ es una constante correspondiente a la probabilidad de los datos observados \mathbf{D} . Dado esto, la expresión se puede escribir de la forma:

$$f(\boldsymbol{\theta}) = P(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{D}) \propto P(\mathbf{D}|\boldsymbol{\theta})P(\boldsymbol{\theta}) \quad (2.24)$$

Finalmente, a partir de estas distribuciones conocidas se puede calcular la función de densidad de probabilidad (fdp) posterior $P(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{D})$, la cual describe la probabilidad de todos los modelos dadas las observaciones, y es proporcional a la verosimilitud de los datos dados los modelos y la información a priori de estos últimos.

2.3. Función de verosimilitud

Como se mencionó anteriormente, la función de verosimilitud indica qué tan bien las predicciones de un modelo $\boldsymbol{\theta}$ se ajustan a los datos observados \mathbf{D} . Las predicciones son la salida de aplicar el modelo directo descrito en la sección anterior a un conjunto de parámetros $\boldsymbol{\theta}$ y corresponde a $G(\boldsymbol{\theta})$. De esta manera, la verosimilitud se puede expresar usando la norma L_2 de la forma

$$P(\mathbf{D}|\boldsymbol{\theta}) \propto e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{G}(\boldsymbol{\theta})-\mathbf{D})^T \mathbf{C}_\chi^{-1} (\mathbf{G}(\boldsymbol{\theta}) - \mathbf{D})} \quad (2.25)$$

donde \mathbf{D} corresponde a los datos observados y \mathbf{C}_χ a la matriz de covarianza de los errores de ajuste, que incluye los errores de las observaciones (incluidos en la matriz \mathbf{C}_d) y los errores en la predicción del modelo (incluidos en la matriz \mathbf{C}_p), de forma que $\mathbf{C}_\chi = \mathbf{C}_d + \mathbf{C}_p$. Los elementos de la matriz \mathbf{C}_d se miden a partir del ruido presente en los datos y \mathbf{C}_p pretende estimar la incerteza en la predicción del modelo físico, puesto que este es una aproximación de la realidad (Minson et al. (2013); Duputel et al. (2014); Yagi y Fukahata (2011)). Esta última se calcula siguiendo el enfoque de (Minson et al., 2013) el cual se describe en la sección 4.4.2.

Estas incertezas, representadas por la matriz \mathbf{C}_χ , pueden incluirse explícitamente en la función de verosimilitud, o implícitamente en los datos y en el modelo directo \mathbf{G} , multiplican-

do cada uno por una matriz de pesos \mathbf{W}_x de la forma $\tilde{\mathbf{D}} = \mathbf{W}_x \mathbf{D}$ y $\tilde{\mathbf{G}}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{W}_x \mathbf{G}(\boldsymbol{\theta})$. Esta matriz de pesos pondera los datos y predicciones de acuerdo a su error, dándole más peso a los datos con una menor incerteza y menor peso a los con mayor incerteza. Esta matriz tiene la forma $\mathbf{W}_x = 1/\sqrt{\mathbf{C}_x}$.

Reemplazando $\mathbf{C}_x = \mathbf{W}_x^T \mathbf{W}_x$ en la expresión 2.25 esta queda

$$P(\mathbf{D}|\boldsymbol{\theta}) \propto e^{-\frac{1}{2}(\tilde{\mathbf{G}}(\boldsymbol{\theta})-\tilde{\mathbf{D}})^T(\tilde{\mathbf{G}}(\boldsymbol{\theta})-\tilde{\mathbf{D}})} \quad (2.26)$$

De esta forma, el teorema de Bayes es aplicable a cualquier modelo y conjunto de datos correspondientes, sin necesidad de añadir un supuesto o regularización al problema. Además, permite incorporar conocimiento previo que se tenga de la física del problema a través de una distribución a priori.

Finalmente este método permite obtener no solo una solución del problema inverso si no que un conjunto de modelos provenientes de la fdp posterior, junto con la incerteza asociada. Para esto existen distintos métodos de muestreo. A continuación se presentarán los utilizados en este trabajo.

2.3.1. Métodos de muestreo

Con el fin de resolver el problema inverso existen distintos métodos para generar muestras de la fdp posterior $f(\mathbf{D}|\boldsymbol{\theta})$. A partir de este muestreo se busca explorar todo el espacio de las soluciones de la forma más eficiente posible, donde la densidad de muestras generadas de cada modelo es proporcional a su probabilidad.

Dentro de los algoritmos de muestreo se tienen unos de menor complejidad y eficiencia de exploración, y otros de mayor complejidad que permiten una exploración más profunda del espacio de soluciones de los parámetros.

A continuación se describirá el algoritmo de muestreo de Metropolis-Hastings y el método *Transitional Markov Chain Monte Carlo* (TMCMC) los cuales son parte de la metodología de muestreo de este trabajo.

2.3.1.1. Metropolis-Hastings

El algoritmo de Metropolis-Hastings corresponde a un método de muestreo de cadenas de Markov, donde cada paso depende del anterior, e iterativamente acepta o rechaza muestras del espacio de modelos a partir de una distribución de proposición. Este método fue desarrollado por Metropolis et al. (1953) y luego extendido por Hastings (s.f.), y se encuentra en la base de otros métodos de muestreo.

Los pasos del algoritmo se encuentran resumidos en el cuadro Algoritmo 1. El método inicia en un punto arbitrario en el espacio de modelos (paso 1), luego se define una función

de proposición, generalmente una normal multivariada, de la cual se obtiene un candidato a partir de la muestra actual (paso 2). Se genera una variable aleatoria u , de una distribución uniforme entre 0 y 1 (paso 3). Se compara la fdp objetivo evaluada en el candidato y en la muestra actual, si el cuociente entre la primera y la segunda es mayor a 1 el candidato es aceptado, convirtiéndose en la muestra actual. Si el cuociente es menor a 1, el candidato es aceptado con cierta probabilidad, donde si u es menor al cuociente, el candidato es aceptado y si no, es rechazado y se repite la muestra actual como la nueva muestra (paso 4 y 5). Finalmente, cuando se alcanza un largo determinado para la cadena, se tiene una secuencia de muestras que representan un conjunto de modelos y sus respectivas probabilidades (paso 6).

Algoritmo 1 Metropolis-Hastings

1. Sea $\theta_{i=0}$ una muestra arbitraria del espacio de parámetros, el punto inicial de la cadena.
 2. Generar una muestra candidata θ_{cand} a partir de la función de proposición $q(\cdot)$. Se genera $z \sim q(\cdot)$, tal que $\theta_{cand} = \theta_{i-1} + z$.
 3. Se genera $u \sim U(0, 1)$.
 4. Se calcula $\alpha = \min\left\{\frac{f(\theta_{cand})}{f(\theta_{i-1})}, 1\right\}$
 5. Si $u \leq \alpha$, se acepta el candidato $\theta_{i+1} = \theta_{cand}$. Si $u > \alpha$, se rechaza y se repite la muestra actual $\theta_{i+1} = \theta_i$.
 6. Repetir los pasos 2-5 hasta que $i = N$, donde N es el largo de la cadena.
-

Se observa que el método siempre aceptará los modelos considerados “mejores” o con un mejor ajuste, acercándose a zonas de alta probabilidad en el espacio de modelos. Sin embargo, ocasionalmente aceptará modelos “peores”; esto evita que el algoritmo quede atrapado en un mínimo local y permite que se traslade a otras zonas de alta probabilidad. Esta ventaja que presenta el método depende de la definición de una función de proposición adecuada al problema, ya que esta determinará el tamaño del paso entre la muestra actual y el candidato propuesto. Si el paso entre muestras es muy grande la tasa de rechazo será alta, mientras que si el paso es muy pequeño la tasa de aceptación aumentará, de forma que las muestras estarán altamente correlacionadas entre ellas, resultando en una exploración ineficiente.

Entre las desventajas se tiene que para que el método converja a la distribución posterior objetivo, se requiere de una cantidad de muestras iniciales, las cuales corresponden a la búsqueda inicial del método o *burning period*. Estas son necesarias para que la exploración se estabilice y se generen muestras representativas de la distribución posterior. Esta cantidad de muestras iniciales es desconocida y varía dependiendo del problema y la función de proposición.

Tomando en cuenta lo anterior, una forma de mejorar la exploración es incorporar una paralelización a las cadenas de Metropolis, de forma de poder muestrear más y de forma simultánea distintas zonas del espacio. Esta característica está presente en el método de

muestreo utilizado en este trabajo, el cual corresponde al método *Transitional Markov Chain Monte Carlo* (TMCMC) basado en el trabajo de Ching y Chen (2007) y que incorpora las mejoras propuestas por Minson (2010) y Minson et al. (2013) presentadas en el método *Cascading Adaptive Tempered Metropolis In Parallel* (CATMIP).

2.3.1.2. Método *Transitional Markov Chain Monte Carlo* (TMCMC)

Cuando se tienen distribuciones de probabilidad posterior complejas, con múltiples mínimos locales o con máximos muy agudos, el método de Metropolis se vuelve ineficiente, por lo que hay que recurrir a otros métodos de muestreo más complejos. Entre ellos se encuentra el método TMCMC y CATMIP, los cuales muestrean distribuciones intermedias, más sencillas, que transicionan de la distribución a priori $P(\boldsymbol{\theta})$ a la distribución posterior objetivo $f(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{D})$. De esta forma se evita muestrear directamente de una distribución con características extremas. Esto se logra incluyendo un parámetro de “temperatura” o *annealing* β que toma valores entre 0 y 1, y controla la transición de las distribuciones intermedias.

Aplicando lo anterior a una versión modificada del teorema de Bayes, se resuelve el problema inverso muestreando las siguientes fdp’s intermedias:

$$\begin{aligned} f(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{D})_m &\propto P(\boldsymbol{\theta})P(\mathbf{D}|\boldsymbol{\theta})^{\beta_m}, \\ m &\in 0, \dots, M \\ 0 = \beta_0 &< \beta_1 < \beta_2 < \dots < \beta_M = 1 \end{aligned} \tag{2.27}$$

donde $f(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{D})_m$ es la distribución de probabilidad posterior en la etapa m .

Se observa que al inicio del algoritmo, cuando $\beta_m = 0$, $f(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{D})_{m=0} \propto P(\boldsymbol{\theta})$. En esta etapa la fdp $f(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{D})_m$ se construye generando muestras de la distribución a priori. Por otro lado, cuando $\beta_m = 1$, se tiene la fdp posterior objetivo y la expresión del teorema de Bayes presentado en la sección 2.2.

De esta forma, a medida que la variable β aumenta de 0 a 1, la fdp se acerca cada vez más a la distribución posterior objetivo. Para esto, durante un paso intermedio m se realiza un remuestreo de los modelos de la etapa actual f_m y una perturbación de estos para obtener las muestras de la distribución de la etapa siguiente $f(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{D})_{m+1}$. Esta secuencia se repite hasta que β sea igual a 1.

A continuación se explicará cada una de las etapas de este método de muestreo.

Siguiendo los algoritmos de TMCMC y CATMIP, en este trabajo se **inicializa** el algoritmo a partir una distribución compatible con la información a priori. Para este trabajo se utilizan N muestras de la distribución a priori $P(\boldsymbol{\theta})$, determinada a partir del conocimiento previo que se tiene del espacio de los modelos.

Luego, sea m la etapa actual y $\{\theta_{m,i}\}_{i=0}^N$ el conjunto de muestras de la fdp posterior correspondiente a β_m , se escoge β_{m+1} tal que la cantidad de muestras efectivas o el *effective sample size* (ESS) sea igual a $\frac{1}{2}N$ (Martino et al., 2017). El ESS representa el número de

muestras independientes generadas de la fdp objetivo y es un indicador de eficiencia en métodos de muestreo de Cadenas de Markov Monte Carlo (MCMC). El ESS se calcula como:

$$ESS_m = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \bar{w}_{m,i}^2} = \frac{\left(\sum_{i=1}^N w_{m,i}\right)^2}{\sum_{i=1}^N w_{m,i}^2} \quad (2.28)$$

donde $w_{m,i}$ es el peso de importancia asociado a la muestra $\boldsymbol{\theta}_{m,i}$ y $\bar{w}_{m,i}$ es el peso de importancia normalizado. Estos pesos se calculan a través del cuociente entre la verosimilitud $P(\mathbf{D}|\boldsymbol{\theta})$ de la muestra en la etapa siguiente, con β_{m+1} , y la etapa actual, con β_m .

$$w(\boldsymbol{\theta}_{m,i}) = \frac{P(\boldsymbol{\theta}_{m,i})P(\mathbf{D}|\boldsymbol{\theta}_{m+1,i})^{\beta_{m+1}}}{P(\boldsymbol{\theta}_{m,i})P(\mathbf{D}|\boldsymbol{\theta}_{m,i})^{\beta_m}} = P(\mathbf{D}|\boldsymbol{\theta}_{m,i})^{\beta_{m+1}-\beta_m} \quad (2.29)$$

Así, se escoge un β_{m+1} , tal que:

$$\frac{\left(\sum_{i=1}^N P(\mathbf{D}|\boldsymbol{\theta}_{m,i})^{\beta_{m+1}-\beta_m}\right)^2}{\sum_{i=1}^N P(\mathbf{D}|\boldsymbol{\theta}_{m,i})^{2(\beta_{m+1}-\beta_m)}} = \frac{1}{2}N \quad (2.30)$$

Posteriormente, una vez calculados los pesos de importancia correspondientes a cada modelo muestreado en la etapa m , se realiza un **remuestreo** del conjunto de modelos $\{\boldsymbol{\theta}_{m,i}\}_{i=0}^N$ para obtener un nuevo conjunto de modelos $\{\hat{\boldsymbol{\theta}}_{m,i}\}_{i=0}^N$. La probabilidad de remuestreo de un modelo $\boldsymbol{\theta}_{m,i}$ es proporcional a su peso de importancia $w(\boldsymbol{\theta}_{m,i})$ dado por la ecuación 2.29. De esta forma, modelos con un mayor peso son remuestreados con mayor probabilidad y se encontrarán repetidos con mayor frecuencia en el nuevo conjunto $\{\hat{\boldsymbol{\theta}}_m\}$. Al contrario, modelos con un peso de importancia menor tienen menor probabilidad de encontrarse repetidos o de aparecer en el nuevo conjunto de muestras.

Luego queda **perturbar** las muestras del nuevo conjunto $\{\hat{\boldsymbol{\theta}}_m\}$, con tal de reemplazar los modelos repetidos producto del remuestreo. Siguiendo el algoritmo CATMIP, esta perturbación se realizará a través de cadenas de Metropolis, donde cada una de las muestras en $\{\hat{\boldsymbol{\theta}}_m\}$ es el punto de partida para cada caminata aleatoria. Las cadenas tienen un largo N_{MCMC} definido previamente y son independientes, por lo que pueden ser procesadas en paralelo para disminuir el costo computacional. Finalmente, la última muestra de cada cadena es guardada para formar el conjunto $\{\boldsymbol{\theta}_{m+1}\}$.

Dentro de cada cadena de Metropolis, el tamaño de los pasos entre muestras son determinados por una distribución de proposición normal mutivariada, la cual está centrada en cero y tiene una matriz de covarianza Σ_m dada por:

$$\begin{aligned} \Sigma_m &= c_m^2 \sum_{i=1}^N \frac{w(\boldsymbol{\theta}_i)}{\sum_{i=1}^N w(\boldsymbol{\theta}_i)} (\boldsymbol{\theta}_i - \tilde{\boldsymbol{\theta}})(\boldsymbol{\theta}_i - \tilde{\boldsymbol{\theta}})^T \\ \tilde{\boldsymbol{\theta}} &= \sum_{i=1}^N \frac{w(\boldsymbol{\theta}_i)\boldsymbol{\theta}_i}{\sum_{i=1}^N w(\boldsymbol{\theta}_i)} \\ c_m &= a + bR \end{aligned} \quad (2.31)$$

donde c_m es un factor de escala determinado por las constantes arbitrarias a y b , y la tasa de aceptación R . Para los valores de a y b se utilizan los propuestos por Minson (2010): $a = \frac{1}{9}$ y $b = \frac{8}{9}$. La matriz de covarianza Σ_m corresponde a la covarianza de cada muestra $\theta_{m,i}$ ponderada por su peso normalizado $\tilde{\theta}_{m,i}$, indicando que el paso de muestreo será proporcional a la desviación de las muestras y con preferencia en la dirección donde haya una mayor concentración de modelos. Por otro lado, la tasa de aceptación también controla el tamaño de los pasos, aumentando si R es grande y disminuyendo si no, de forma de mantener una tasa estable y una buena exploración.

Se repiten los pasos de **remuestreo** y **perturbación** hasta que β sea igual a 1. Finalmente, se obtiene un conjunto de N modelos muestreados que representan la distribución de probabilidad posterior objetivo.

En el cuadro Algoritmo 2 se encuentran resumidos los pasos que sigue TMCMC.

Algoritmo 2 Método *Transitional Markov Chain Monte Carlo*

1. Sea $m = 0$, se generan N muestras $\{\theta_m\} = \{\theta_0, \dots, \theta_N\}$ de la fdp a priori $P(\theta)$.
 2. Sea $m = m + 1$, se elige β_m tal que $ESS = \frac{1}{2}N$.
 3. Se calculan $w(\theta_m)$, Σ_m y c_m .
 4. Se seleccionan N muestras de $\{\theta_{m-1}\}$ con probabilidad $w(\theta_{m-1})$, obteniendo el conjunto de modelos remuestreados $\{\hat{\theta}_{m-1}\}$.
 5. Se usa cada modelo del remuestreo $\{\hat{\theta}_{m-1}\}$ como semilla para generar N cadenas de Metropolis de largo N_{MCMC} , con una función de proposición $N(0, \Sigma_{m-1})$.
 6. Se forma $\{\theta_m\}$ con el último modelo de cada cadena de Metropolis, teniendo un total de N modelos.
 7. Se repiten los pasos 2-6 hasta alcanzar $\beta_m = 1$.
-

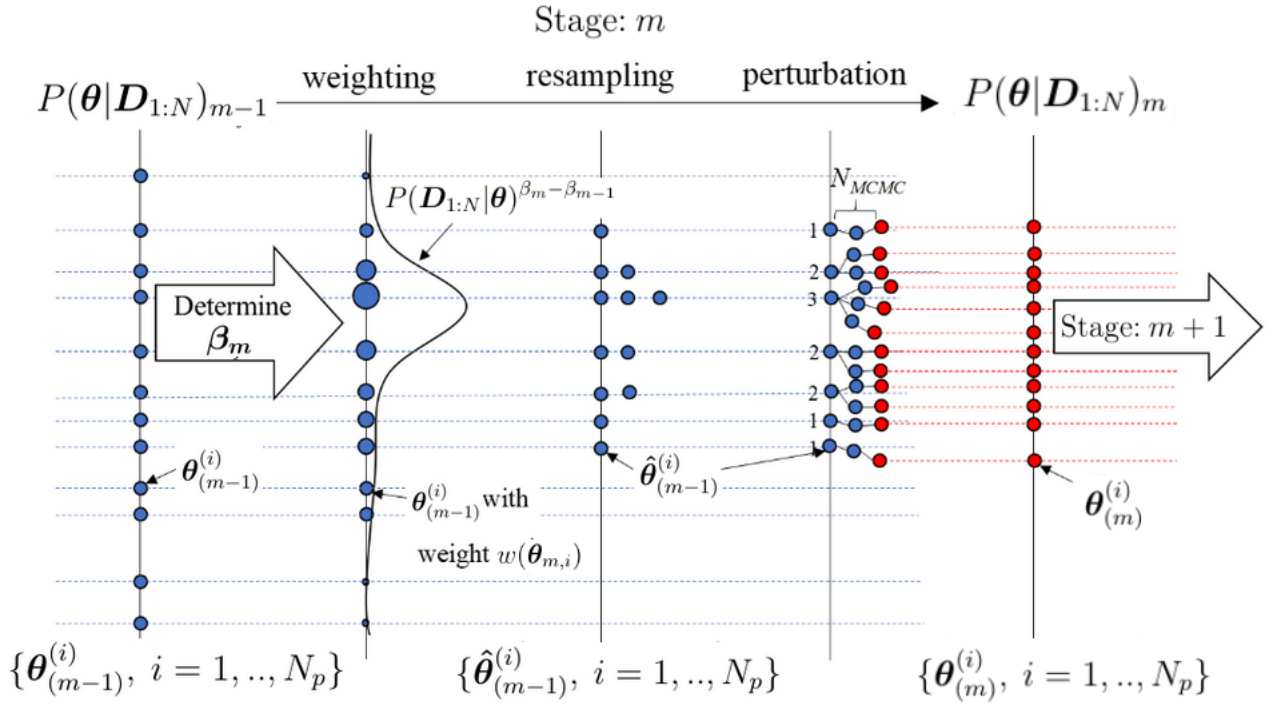


Figura 2.2: Esquema modificado de Ramancha et al. (2022) para la etapa m del algoritmo de muestreo TCMCMC (Ching y Chen, 2007) (Minson, 2010). Se muestran los pasos de remuestreo (a partir de los pesos de importancia de cada muestra $w(\theta_{m,i})$), y de perturbación del conjunto de modelos remuestreados $\{\hat{\theta}_{m-1}\}$.

Este algoritmo, utilizado en el presente trabajo, está basado en el método de muestreo TCMCMC y sigue la misma metodología de perturbación con Metropolis en paralelo de CAT-MIP. Por medio de este, se logran generar muestras del espacio de modelos provenientes de una distribución de probabilidad objetivo con características extremas, a través de distribuciones de probabilidad intermedias y más sencillas que convergen a esta última.

Ya explicados los métodos que se ocupan en el desarrollo de este trabajo, se prosigue introduciendo el terremoto de estudio y el contexto sismotectónico.

Capítulo 3

Terremoto de Tocopilla: características y modelo de fuente

3.1. Contexto sismotectónico

El margen de subducción a lo largo de Perú y Chile corresponde a una de las zonas con mayor sismicidad en el mundo, debido a la subducción de la placa de Nazca bajo la Sudamericana. En particular la subducción de la zona norte de Chile se caracteriza por tener una tasa de convergencia de 68 mm/yr (Norabuena et al., 1998).

La zona de estudio se encuentra dentro de un área clasificada como un *gap* o “brecha” sísmica, donde el último mega evento ocurrió en 1877 en Antofagasta con Mw 8.8 (Kausel, 1986), con un área de ruptura de 500 km de largo, llegando hasta la península de Mejillones (Comte y Pardo (1991); Victor et al. (2011)). Por otro lado, al norte de este evento ocurrió un terremoto de magnitud similar en 1868 en la zona sur de Perú (Lomnitz (1970); Greve (1960); Ruiz y Madariaga (2018)). (Figura 3.1).

Posteriormente, se han registrados eventos de $M > 7$ en la misma área de ruptura, entre ellos el terremoto de Tocopilla el 2007 en la parte sur, y el terremoto de Iquique el 2014 en la parte central, junto con su mayor réplica. Sin embargo, ambos eventos rompieron solo la mitad inferior del *gap* sin liberar la energía potencialmente acumulada desde el terremoto de 1877, por lo que en esta zona sigue presente la probabilidad de que ocurra un evento de magnitud importante en el futuro (Duputel et al. (2015); Ruiz et al. (2014); Hayes et al. (2014); Lay et al. (2014)).

Por otro lado, en 1995 ocurrió un terremoto de Mw 8.1 en la zona de Antofagasta, al sur del *gap* sísmico (Ruegg et al., 1996). La ruptura de este evento se extendió hacia el norte hasta la península de Mejillones, sin llegar a romper el área del evento de 1877 (Delouis et al., 1997). En vista de esto, autores (Victor et al. (2011); Delouis et al. (1997)) proponen que la península es responsable de la detención y nucleación de terremotos como el terremoto de Tocopilla de 2007 y el evento de 1995 respectivamente, actuando como barrera sísmica y aspereza a la vez.

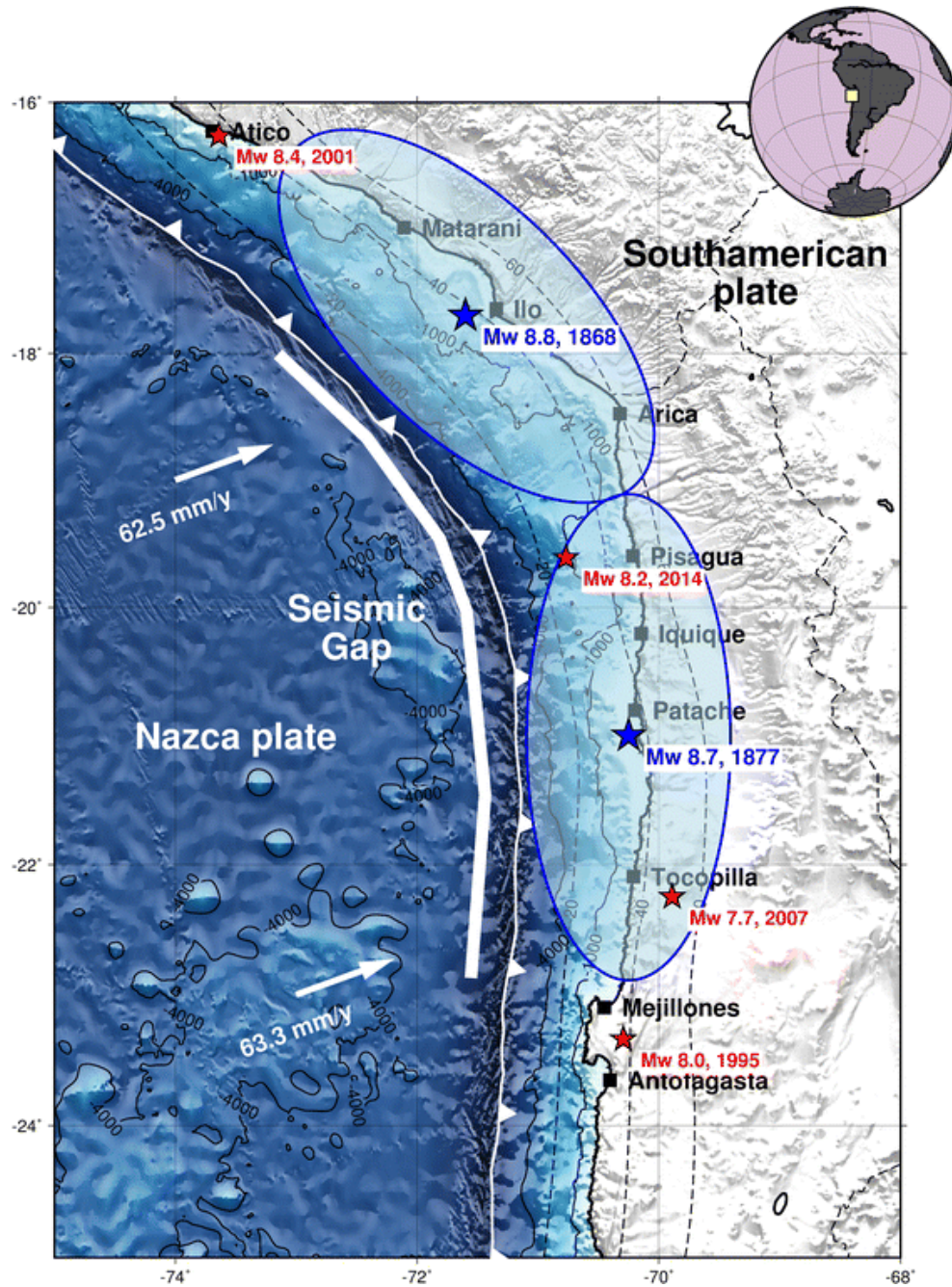


Figura 3.1: Mapa de Aguirre et al. (2018) de la sismicidad histórica del área de estudio. Se muestran algunos eventos importantes ocurridos dentro y fuera del *gap* sísmico del norte de Chile. Se presentan en áreas elípticas azules las áreas de ruptura y con estrellas azules los epicentros de los eventos de 1877 y 1868, y en estrellas rojas los epicentros de algunos terremotos recientes de $M > 7$, entre ellos el terremoto de Tocopilla del 2007, Mw 7.7.

3.2. Terremoto de Tocopilla del 2007, Mw 7.7

El terremoto utilizado para este estudio es el terremoto de Tocopilla de Mw. 7.7 ocurrido el 14 de Noviembre de 2007 en el *gap* del norte de Chile, entre los 22°S y los 23°S, y al norte del área de ruptura del terremoto de Antofagasta de 1995 (Delouis et al., 1997). Este evento provocó daños en miles de hogares y el desplazamiento de más de 15.000 personas de las zonas de Tocopilla y María Elena. Las aceleraciones máximas alcanzadas fueron de 0.4g en Tocopilla y Mejillones (Astroza et al., 2008).

Para este evento se han realizado diversos estudios de su mecanismo de fuente, utilizando distintas metodologías y datos, entre ellos Peyrat et al. (2010), Delouis et al. (2009) y Minson (2010). En particular en los trabajos de Peyrat et al. (2010) y Delouis et al. (2009) se identifican 2 asperezas principales donde se llevó a cabo la ruptura, cada una con un deslizamiento o *slip* máximo de 2.6-3 m, ubicadas en la parte profunda de la zona sismogénica de la interfaz de placas. La ruptura se propagó sobre un área de 130 km de extensión y de 30-50 km de ancho, en dirección norte-sur iniciando cerca de la aspereza norte (Peyrat et al., 2010).

El presente trabajo tiene como objetivo determinar la distribución de deslizamiento de este evento a partir de registros de alta frecuencia, a través de una metodología de inversión Bayesiana y una técnica estocástica de simulación de acelerogramas. Para esto se utilizan como referencia algunos estudios previos, en especial el trabajo realizado por Peyrat et al. (2010) y el trabajo realizado por Otarola y Ruiz (2016). Del primero, se adopta la parametrización utilizada para el modelo de fuente, mientras que del segundo se adopta la técnica de simulación de acelerogramas y algunos de los parámetros de entrada considerados en el modelamiento.

A continuación se presentarán los aspectos más importantes de los dos estudios mencionados, el modelamiento inverso realizado por Peyrat et al. (2010) y el modelamiento directo realizado por Otarola y Ruiz (2016).

3.3. Estudios previos

3.3.1. Modelamiento inverso

En primer lugar, en el estudio realizado por Peyrat et al. (2010) se utilizan datos de aceleración de campo cercano junto con datos telesísmicos de campo lejano. A través de ellos se realiza una inversión cinemática no lineal para determinar el proceso de ruptura del terremoto de Tocopilla de 2007. Para esto se utiliza un enfoque clásico de inversión de subfallas rectangulares para los datos telesísmicos, y una aproximación de parches elípticos para los datos de aceleración. Esto último, ya que al estar las estaciones a aproximadamente 50 km de distancia entre ellas, no hay suficiente poder de resolución para tener subfallas rectangulares pequeñas. Así la aproximación elíptica permite recuperar las características dominantes del modelo de fuente (Peyrat et al., 2010).

Para la inversión con datos de aceleración, estos se integran a velocidad y se filtran para tener registros de frecuencias entre 0.01 y 0.1 Hz, por lo que corresponde a una inversión en bajas frecuencias. Para la distribución de *slip* se asume una ruptura tipo *crack* elíptica simple para cada parche. Cada parche está determinado por 7 parámetros: las dos coordenadas de su centro, el ángulo de orientación de la elipse, los dos semi-ejes, valor máximo de *slip* al centro de la elipse y la velocidad de propagación. De esta forma se tienen 14 parámetros para invertir. Esta inversión se realiza 2 veces, una estimando los 14 parámetros (al que denominan “modelo A”) y la otra asumiendo fijos los centroides de las dos asperezas (denominado “modelo B”).

Las soluciones de las inversiones (Figura 3.2) indican que la ruptura ocurrió en la parte profunda de la zona sismogénica, y en dos asperezas elípticas alargadas en dirección norte-sur en todos los modelos encontrados. Para los primeros dos modelos en la Figura 3.2 (modelos A y B respectivamente) se observan diferencias principalmente en la segunda aspereza y en las velocidades de ruptura. Estas son 2.4 km/s y 2.7 km/s para la aspereza norte y sur, para el modelo A, y 2.2 km/s y 5 km/s para el modelo B.

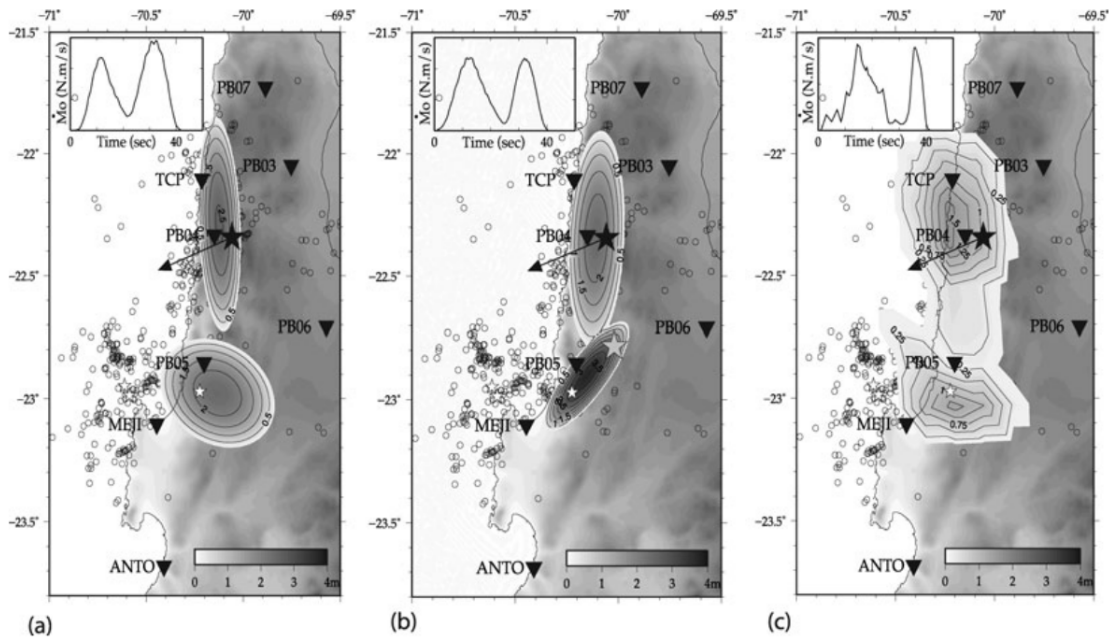


Figura 3.2: Soluciones del estudio de Peyrat et al. (2010) para la inversión de fuente del terremoto de Tocopilla de 2007. (a) y (b) corresponden a distribuciones de *slip* obtenidas de la inversión de registros *strong-motion* de campo cercano filtrados en la banda 0.01-0.1 Hz (modelos A y B respectivamente). Líneas de contorno dibujadas cada 0.5 m. La estrella representa el epicentro del evento principal y la estrella gris del segundo subevento. Las estrellas pequeñas blancas representan las réplicas principales. La flecha negra representa al dirección del *rake*. (a) Se invierten dos parches elípticos considerando que la ruptura se propaga radialmente desde el hipocentro del evento principal. (b) Se invierten dos parches elípticos. La ruptura para la primera aspereza inicia en el hipocentro, mientras que para la segunda inicia en las coordenadas del segundo subevento determinadas por Peyrat et al. (2010) a partir de datos de alta frecuencia. (c) Se obtiene la distribución de *slip* a partir de una inversión telesísmica. Los contornos se dibujan cada 0.25 m.

Luego, en el tercer modelo, obtenido a partir de datos telesísmicos, se observa una concordancia con los dos primeros en cuanto a la presencia de dos asperezas, su ubicación y su forma. Esto confirma que el evento fue doble.

3.3.2. Modelamiento directo

En segundo lugar, se tiene el trabajo de Otarola y Ruiz (2016), en el cual se realiza un modelamiento directo del terremoto de Tocopilla. Empleando una técnica estocástica se generan acelerogramas sintéticos que se ajustan a los acelerogramas observados. Para esto se sigue la metodología explicada en la sección 2.1, donde se modela el espectro de Fourier de una ventana de ruido blanco con el modelo espectral $w^{-\gamma}$ de Brune que contiene características de la fuente, la trayectoria y el sitio.

A partir de un modelo de falla finita, basado en el modelo de ruptura propuesto por Peyrat et al. (2010) (detallado en la sección 3.3.1) e incorporando modificaciones hechas por Ruiz (2012), se obtienen los acelerogramas sintéticos de la Figura 3.3 para 3 estaciones de la red IPOC (Integrated Plate boundary Observatory Chile). Tanto los datos observados como los sintéticos son filtrados entre 0.1 y 20 Hz.

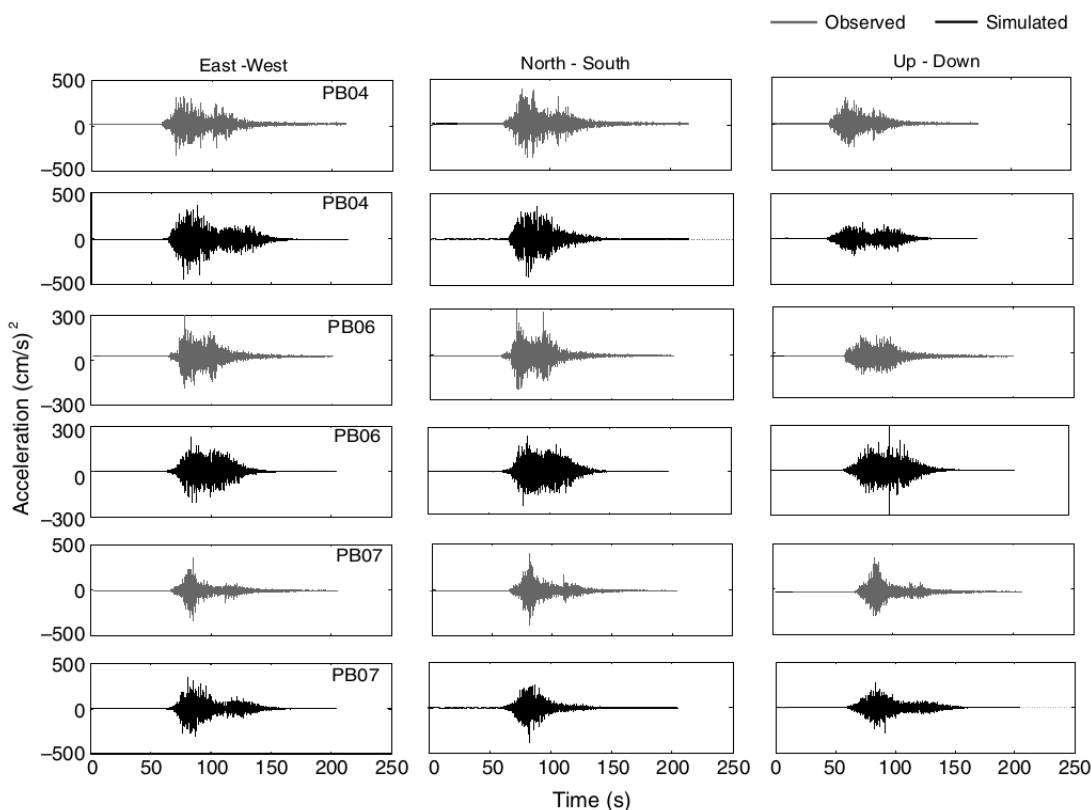


Figura 3.3: Acelerogramas simulados y observados en las estaciones PB04, PB06 y PB07 para el terremoto de Tocopilla, por Otarola y Ruiz (2016), utilizando la metodología estocástica propuesta.

Comparando las simulaciones con los registros de aceleración observados se aprecia que la

forma y amplitud de estos se logra reproducir. En particular se reproduce satisfactoriamente las llegadas de las ondas asociadas a las 2 asperezas principales (Otarola y Ruiz, 2016).

A continuación se detalla la metodología utilizada en esta tesis, junto con los modelos y parámetros adoptados de estudios anteriores acerca del terremoto de Tocopilla.

Capítulo 4

Metodología

En este capítulo se presenta la metodología para el desarrollo de esta tesis; se exponen los datos utilizados, la parametrización definida para modelar la fuente sísmica y los parámetros involucrados en la inversión.

4.1. Datos

Los datos considerados en este análisis son los registros *strong-motion* en roca dura de la red sísmológica IPOC presente en la zona norte de Chile. En estos acelerogramas se pueden identificar las llegas de las ondas P y S asociadas a las principales asperezas de la fuente del evento. Los primeros segundos están dominados por la llegada de la onda P, mientras que el resto del registro de *strong-motion* corresponde a una mezcla de llegadas simultáneas de ondas P y S (Otarola y Ruiz, 2016).

Las estaciones consideradas son la PB04, PB05, PB06 y PB07 representadas en el mapa de la Figura 4.1, junto con los registros de aceleración respectivos en la Figura 4.2. A estos datos se les remueve la respuesta instrumental, el promedio y la tendencia, luego se filtran con un filtro pasabanda Butterworth de orden 4 entre las frecuencias 0.05 y 20 Hz.

Posteriormente, se formula la inversión de la distribución de deslizamientos en la fuente de acuerdo a la metodología Bayesiana descrita en la sección 2.2. Para ello, se utiliza como conjunto de datos observados \mathbf{D} las envolventes de los registros de aceleración de las 4 estaciones consideradas. Puesto que los datos *strong-motion* tienen un contenido de frecuencia alto y un comportamiento muy oscilatorio, es sumamente complejo ajustar la señal completa, ya que en este caso se requeriría no solo un ajuste de las amplitudes si no que también de las fases de las ondas. Dado esto se decide utilizar la envolvente, las cuales conservan la forma y la amplitud de la señal.

Plano de falla

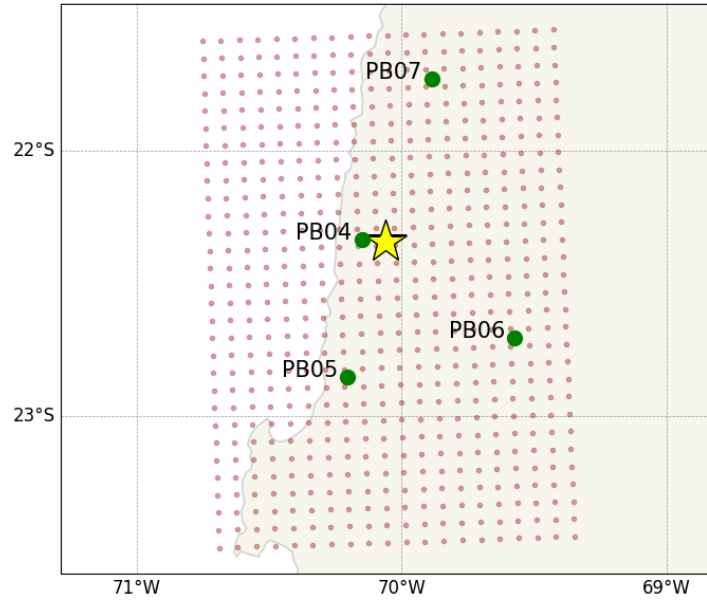


Figura 4.1: Proyección en el plano horizontal del plano de falla rectangular compuesto por 30x20 subfallas a lo largo del *strike* y *dip* respectivamente. Se indican con círculos naranjos los centros de las subfallas y con círculos verdes las coordenadas de las estaciones utilizadas. El epicentro del terremoto de Tocopilla está indicado con una estrella amarilla.

Para el cálculo de la envolvente se utiliza la transformada de Hilbert. A partir de esta se calcula la señal analítica y se toma su valor absoluto para obtener la envolvente de la señal.

Adicionalmente, ya que el contenido de frecuencias de los acelerogramas cubre un rango muy amplio es necesario aplicar un filtro a la envolvente para suavizarla. Se aplica un filtro de media móvil con una ventana de 3 segundos (ver Figura 4.5).

A continuación se definirá el modelo de falla finita y la parametrización de la fuente para la inversión del proceso de ruptura.

Terremoto de Tocopilla Mw 7.7

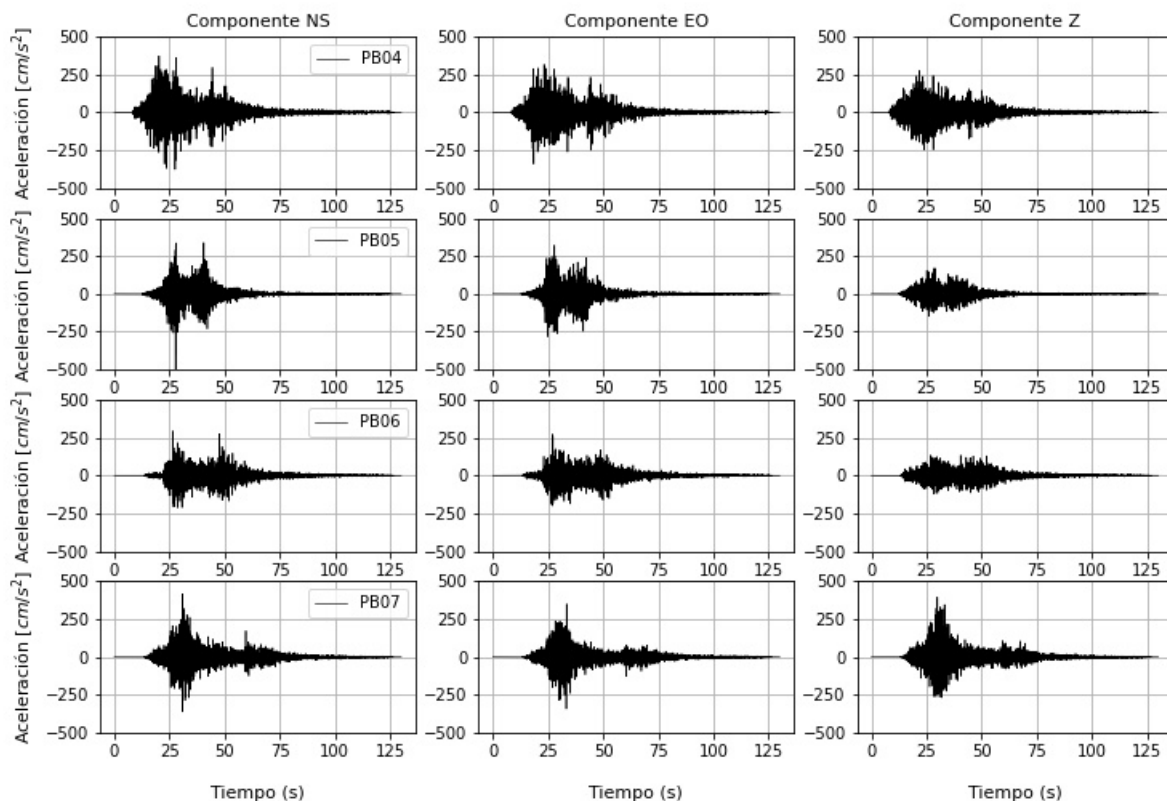


Figura 4.2: Registros de aceleración para el terremoto de Tocopilla de 2007 Mw 7.7. Se muestran los registros procesados para las estaciones PB04, PB05, PB06 y PB07 en las tres componentes. El eje x indica los segundos desde el tiempo de inicio del terremoto (15:40:50 UTC)

4.2. Geometría y parametrización de la fuente

A fin de invertir la distribución de deslizamiento de la fuente para el terremoto de Tocopilla se debe definir la geometría del plano de falla y la parametrización utilizada para describir el proceso de ruptura. Para este estudio se utiliza una geometría plana y rectangular como aproximación de la interfaz de las placas, con un ángulo de *dip* de 26° , un ángulo de *strike* de 358° y un ángulo de *rake* de 109° , propuestos por Peyrat et al. (2010). Este modelo plano para la fuente del terremoto es una aproximación de la geometría de la subducción en el norte de Chile, cerca de los 22°S . En esta región se observa un aumento del ángulo de subducción, de 10° a 22° , a una profundidad de 20 km aproximadamente (Contreras-Reyes et al., 2012).

Una vez definida la geometría del plano de falla, necesaria para el modelo directo de simulación estocástica de acelerogramas, se procede a definir la parametrización de la ruptura.

Siguiendo la aproximación de parches elípticos adoptada por Peyrat et al. (2010), se utiliza una versión simplificada de 2 parches circulares para cada uno de los subeventos que conforman la ruptura del terremoto (Peyrat et al. (2010); Delouis et al. (2009)). Se asume además que el deslizamiento dentro de cada parche tiene una distribución de *slip* tipo *crack* dada por:

$$S(r) = \begin{cases} S_{max}\sqrt{1-r} & \text{si } r \leq R \\ 0 & \text{si no} \end{cases} \quad (4.1)$$

donde el deslizamiento S , en función de la distancia radial r desde el centro del parche, tiene un deslizamiento máximo S_{max} al centro de este y decae con la raíz de la distancia, hasta ser 0 fuera del parche de radio R . Este tipo de ruptura genera una fase de detención importante en el borde de la ruptura, la cual es una característica observada en los registros *strong-motion* de alta frecuencia (Ruiz, 2012).

Luego, cada parche i está determinado por 4 parámetros: las dos coordenadas de su centro (lon_i y lat_i), el radio de su circunferencia (R_i) y el deslizamiento máximo al centro de esta (S_{max_i}). Se considera además una única velocidad de ruptura promedio V_{rup} y coordenadas fijas para el centro del primer subevento, las cuales son iguales a las coordenadas del hipocentro del terremoto de Tocopilla (ver Figura 4.3).

A continuación se explicitarán los parámetros utilizados en la formulación del modelo directo e inverso.

4.3. Modelo directo

Posteriormente, se definen los parámetros a utilizar para el método estocástico de simulación de acelerogramas. En particular es necesario definir el modelo de velocidad del medio. Para esto se utiliza un modelo 1D de capas en un semiespacio elástico propuesto por Husen et al. (1999) (Figura 4.4).

Por otro lado se presentan otros parámetros utilizados para el modelo directo, asociados al plano de falla, la fuente, la trayectoria, el sitio y el medio, en la Tabla 4.1.

Un parámetro importante en la generación de acelerogramas sintéticos es el factor de decaimiento γ del modelo espectral de Brune $w^{-\gamma}$ (Brune, 1970) que se utiliza para modelar la atenuación de las altas frecuencias en el espectro de Fourier de desplazamientos. Se ha visto que este parámetro puede tomar un valor menor a $\gamma = 2$ en el caso de observaciones en campo cercano (Madariaga et al., 2019). Por esta razón se decide agregarlo a los parámetros a estimar en la inversión.

Un segundo parámetro sumamente influyente en la simulación de aceleraciones, que influye particularmente en la amplitud de la respuesta, es la caída de esfuerzo o *stress drop* $\Delta\sigma$ en la fuente. Se tiene según Seno (2014) que $\Delta\sigma = 34$ bares para el terremoto de Tocopilla. Este valor es calculado a partir de una distribución de deslizamiento obtenida de invertir datos geodésicos de período largo (Schurr et al., 2012), de la cual se estima el área de ruptura,

el deslizamiento y el módulo de rigidez μ necesarios para obtener $\Delta\sigma$ (Seno, 2014). Para la inversión de la distribución de deslizamiento en este trabajo se utilizará en una primera instancia el valor propuesto por Seno (2014), mientras que una segunda instancia se incluirá este parámetro en la lista de parámetros a estimar en la inversión junto con γ .

Tabla 4.1: Parámetros de entrada para la simulación de acelerogramas del terremoto de Tocopilla 2007

Factor	Parámetro	Valor	Referencia
Hipocentro	longitud (°), latitud (°), profundidad (km)	-70.06, -22.34, 51.8	Peyrat et al. (2010)
Falla finita	L (km), W (km)	220, 160	Este estudio
	Strike (°), Dip (°), Rake (°)	358, 26, 109	Peyrat et al. (2010)
Fuente	Stress drop	34 bar	Seno (2014)
	Densidad	3.3 g/cm ³	Peyrat et al. (2010)
	Velocidad ondas P	4.18 km/s	Husen et al. (1999)
Trayectoria	Velocidad ondas S	7.41 km/s	Husen et al. (1999)
	Factor de calidad ondas P	$Q_P(f) = 1350f^{0.4}$	Otarola y Ruiz (2016)
	Factor de calidad ondas S	$Q_S(f) = 600f^{0.4}$	Otarola y Ruiz (2016)
	Atenuación geométrica	$1/R, R \leq 50$ $(\frac{1}{50})(\frac{50}{R})^{-0.1}, 50 < R \leq 100$ $(\frac{1}{50})(\frac{50}{100})^{-0.1}(\frac{100}{R})^{-0.4}, 100 < R$	Otarola y Ruiz (2016)
	Patrón de radiación de las ondas P	$\langle R^P \rangle = 0.5164$	Ônishi y Horike (2004)
	Patrón de radiación de las ondas SV	$\langle R^{SV} \rangle = 0.3891$	considerando <i>dip</i> $\delta = 26^\circ$
	Patrón de radiación de las ondas SH	$\langle R^{SH} \rangle = 0.3806$	y <i>rake</i> $\lambda = 109^\circ$
Sitio	Filtro kappa κ	$\kappa = 0.003$ s	Lancieri et al. (2012)
	Amplificación del suelo	$\text{Amp}(f) = 1$	Estaciones en roca
Modelo de velocidad	Modelo de velocidad estratificado		Husen et al. (1999)

Finalmente en la sección siguiente se describe la formulación de la inversión del modelo de ruptura.

4.4. Modelo inverso

Recordando las partes que forman la teoría de inversión Bayesiana en la ecuación 2.24 se tiene como conjunto de datos \mathbf{D} las envolventes $\bar{\mathbf{D}}$ de los registros *strong-motion* de las 4 estaciones de la red IPOC (PB04, PB05, PB06 y PB07) en roca dura, presentados en la Figura 4.5. Luego, el conjunto de parámetros $\boldsymbol{\theta}$ a invertir, que determinan la distribución espacio-temporal del deslizamiento, son los 6 parámetros asociados a las 2 asperezas circulares (radio de la primera aspereza R_1 , *slip* máximo de la primera aspereza S_{max_1} , radio de la segunda aspereza R_2 , *slip* máximo de la segunda aspereza S_{max_2} y coordenadas del centro de la segunda aspereza lon_2 y lat_2), la velocidad de ruptura V_{rup} , el valor de decaimiento espectral γ y por último el *stress drop* $\Delta\sigma$ (Figura 4.3).

Parametrización distribución de slip

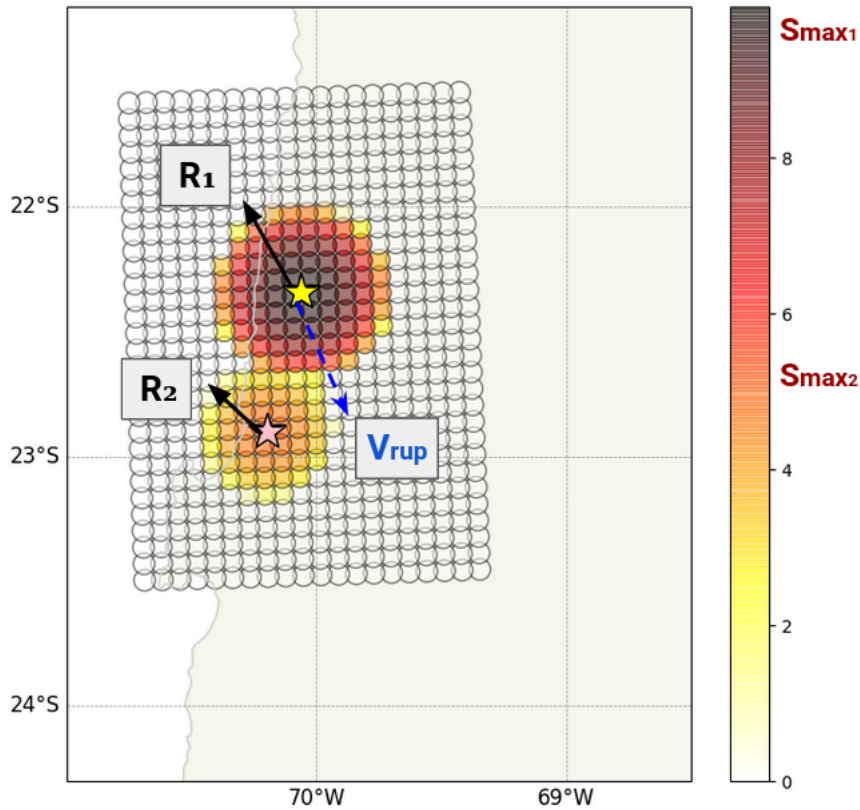


Figura 4.3: Parametrización de la fuente para describir el proceso de ruptura. Se ilustra en el plano de falla los parámetros que definen la ruptura del terremoto y que se invertirán en este trabajo. Se indican los radios de cada parche circular (R_1 y R_2), los *slip* máximos al centro de cada parche (S_{max_1} y S_{max_2}), las coordenadas del centro del segundo parche (estrella rosada) y la velocidad de ruptura (V_{rup}). Además se estima el decaimiento espectral γ y la caída de esfuerzo $\Delta\sigma$ que no se encuentran representados en la figura.

Una vez definidos los parámetros se deben especificar las distribuciones a priori de cada uno, es decir $P(\theta)$.

4.4.1. Distribuciones a priori

Las distribuciones a priori utilizadas para las inversiones de este trabajo son de tipo uniformes y normales, dependiendo del caso (indicadas en las Tablas 5.1 y 6.1). La distribución uniforme indica que todos los valores dentro de un rango tienen la misma probabilidad, por lo que no hay una inclinación a muestrear más unos valores sobre otros. En este caso la distribución posterior está determinada únicamente por la función de verosimilitud, es decir los datos observados.

Por otro lado, la distribución normal indica que hay un valor al centro (μ) con probabilidad máxima, que corresponde al centro de una campana simétrica con desviación σ . Este tipo de distribución permite incluir información previa que se tenga de alguno de los parámetros, por ejemplo si hay un rango de valores más probable. Luego esta se pondera con la verosimilitud para obtener la distribución posterior. Adicionalmente se puede acotar la distribución para no incluir rangos de valores que no tengan sentido físico, a través de una distribución normal truncada.

Los valores para definir las distribuciones se eligen según los intervalos explorados en el estudio de Peyrat et al. (2010) y las soluciones obtenidas para cada parámetro. Para el parámetro γ se elige un intervalo que permita explorar valores entre 1.3 y 2.1 para el decaimiento espectral en el campo cercano (Madariaga et al., 2019). Luego, para el *stress drop* se elige un rango de valores amplios que exploren caídas de esfuerzo de 10 a 200 bares.

Una vez definidas las distribuciones a priori de los 8 o 9 parámetros a invertir se procede a definir la función de verosimilitud junto con la matriz de covarianza $C_{\mathcal{X}}$.

Modelo de velocidad simplificado de Husen et al. (1999)

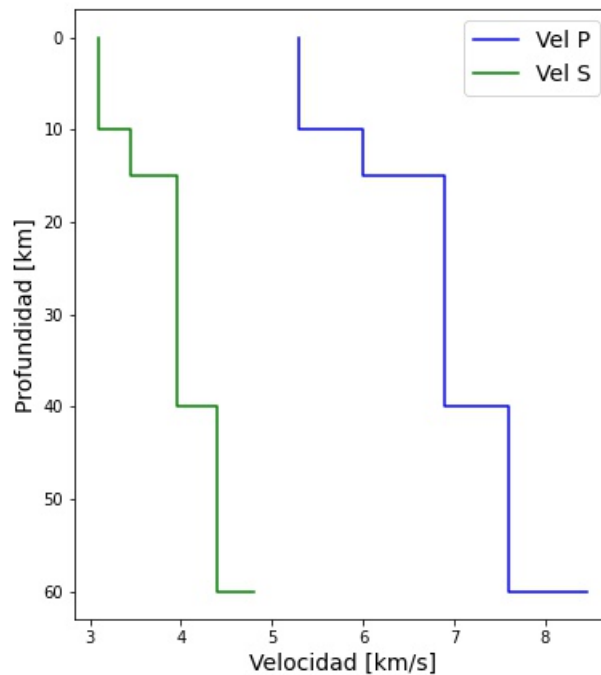


Figura 4.4: Modelo de velocidad de capas simplificado de Husen et al. (1999).

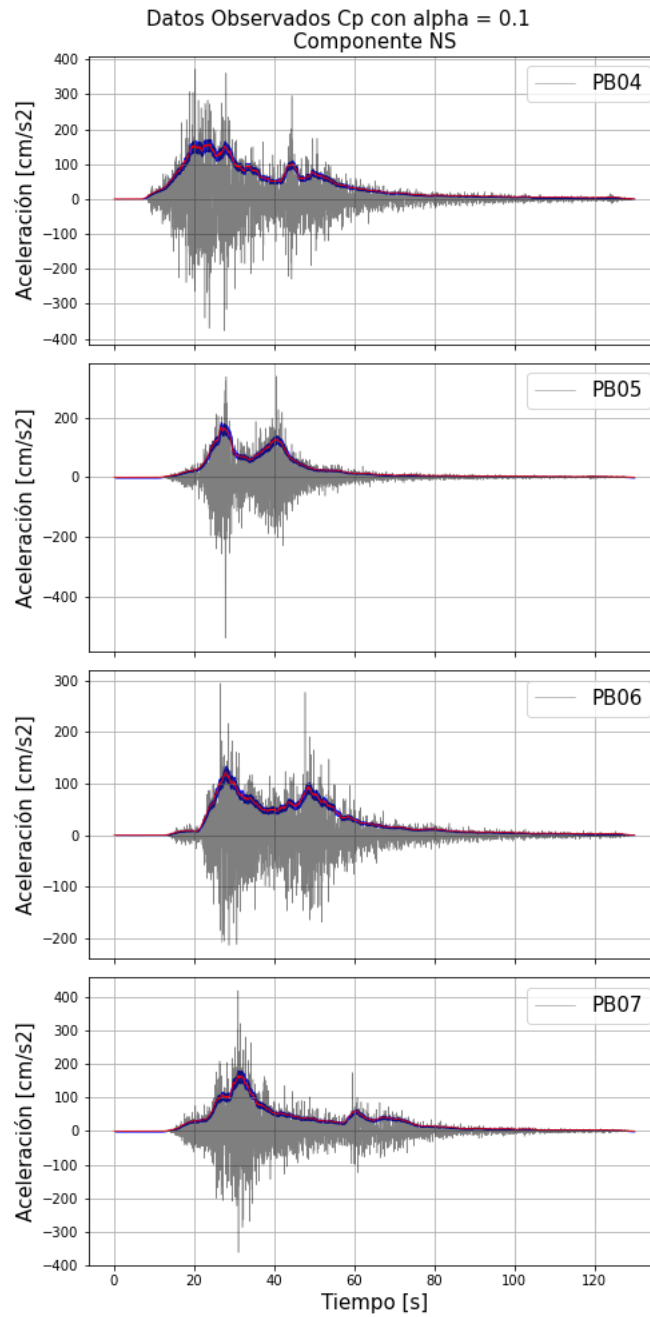


Figura 4.5: Registros de aceleración y sus envolventes para el terremoto de Tocopilla de 2007 Mw 7.7. Para las estaciones PB04, PB05, PB06 y PB07 en las tres componentes se muestran los registros en gris y las envolventes de cada uno en rojo. La envolvente se calcula a partir de la transformada de Hilbert y se suaviza con un filtro de media móvil con una ventana de 3 segundos. Se indica además con una franja azul alrededor de la envolvente el error asociado a esta, incluyendo el error observacional y de predicción. El eje x indica los segundos desde el tiempo de inicio del terremoto (15:40:50 UTC)

4.4.2. Función de verosimilitud

Con el propósito de evaluar el ajuste entre los datos observados y la predicción dado un modelo con parámetros θ , se define una función de verosimilitud según la expresión 2.26. Dentro de esta, la matriz de pesos se calcula a partir de la matriz de covarianza \mathbf{C}_χ , la cual incluye el error de los datos \mathbf{C}_d y el error de predicción \mathbf{C}_p . Para el cálculo de la matriz \mathbf{C}_d se estima la amplitud del ruido de los datos tomando el segmento del registro de aceleración 1 minuto previo al tiempo de inicio del evento. Se calcula la desviación estándar σ_i de este segmento. Se hace esto para cada una de las estaciones (N_{est} en total) y componentes (N_{comp} en total). Se crea la matriz \mathbf{C}_d diagonal para el registro j , donde j es un índice que recorre todas las estaciones y componentes, es decir $j = 1, \dots, N_{est} \cdot N_{comp}$,

$$\mathbf{C}_{d_j} = \text{diag}(\sigma_j^2) \quad (4.2)$$

donde σ_j es la desviación estándar del ruido calculada para el registro j .

Luego, para la matriz diagonal \mathbf{C}_p se sigue lo propuesto por Minson et al. (2013) y se estima el error de predicción como un porcentaje de la amplitud de la envolvente del registro observado, $\bar{\mathbf{D}}_j$, para cada paso temporal en cada estación y componente de la siguiente forma:

$$\mathbf{C}_{p_j} = \text{diag}(\sigma_{p_j}^2) = \text{diag}((\alpha \bar{\mathbf{D}}_{j_{t_0}})^2, (\alpha \bar{\mathbf{D}}_{j_{t_1}})^2, \dots, (\alpha \bar{\mathbf{D}}_{j_{t_N}})^2) \quad (4.3)$$

donde $\bar{\mathbf{D}}_j$ es el vector temporal de la envolvente del registro j de largo N y α es el factor de error con un valor entre 0.05 y 0.1, correspondiente a un 5% y 10% respectivamente. En la Figura 4.5 se muestran los registros de aceleración en la componente norte-sur con sus envolventes y los respectivos errores estimados en \mathbf{C}_χ .

Definidas las matrices de covarianza se puede calcular la matriz de pesos \mathbf{W}_χ y la función de verosimilitud 2.26.

Luego, para ejecutar el modelo inverso se utiliza como base el código desarrollado por Mukesh Kumar Ramancha, Maitreya Manoj Kurumbhati, y Prof. J.P. Conte (Universidad de California, San Diego) para la aplicación Quantified Uncertainty with Optimization for the Finite Element Method (quoFEM) del Computational Modeling and Simulation Center (SimCenter). Este código es modificado para el contexto de este trabajo, implementando el modelo directo apropiado.

Con el fin de verificar la eficacia de esta metodología y su poder de resolución es necesario realizar pruebas sintéticas con un modelo de fuente conocido y analizar la solución que se obtiene para el problema. Una vez hecho esto, se procede a resolver el problema inverso real con los datos observados del terremoto de Tocopilla.

Capítulo 5

Pruebas sintéticas

Previo a realizar la inversión a partir de los registros observados de Tocopilla es necesario validar la metodología a través de tests sintéticos. Estos consisten en definir previamente un modelo de fuente con un conjunto de parámetros conocidos θ , del cual se generan respuestas de aceleración D mediante el método estocástico de simulación de Otarola y Ruiz (2016). Luego, a partir de estas respuestas y el método de inversión Bayesiano de la sección 2.2 se pretende estimar los valores para θ y recuperar el modelo de ruptura original.

Para esto se realizan dos pruebas, en la primera se estiman los 7 parámetros que definen la distribución espacio-temporal de la ruptura (R_1 , R_2 , S_{max1} , S_{max2} , lon_2 , lat_2 y V_{rup}), además del decaimiento espectral γ , considerando el *stress drop* fijo en un valor determinado. En la segunda prueba se estiman los parámetros anteriores más el *stress drop* $\Delta\sigma$.

Para cada caso se define un modelo de deslizamiento artificial (Figura 5.1.1 y 5.1.2), a partir de la lista de valores en la Tabla 5.1 para cada uno de los parámetros a estimar. El objetivo de estos ensayos es recuperar estos valores originales y analizar la capacidad de resolución del método de inversión.

Tabla 5.1: Parámetros del modelo de fuente sintético con sus distribuciones a priori.

Parámetro	Valor	Distribución a priori
Radio 1	40 km	Uniforme: $0 \leq R_1 \leq 55$ km
Radio 2	25 km	Uniforme: $0 \leq R_2 \leq 40$ km
Slip máximo 1	2.6m	Normal: $\mu = 3$, $\sigma = 0.5$ m; $0 \leq S_{max1} \leq 9$ m
Slip máximo 2	2.4 m	Normal: $\mu = 3$, $\sigma = 0.5$ m; $0 \leq S_{max2} \leq 9$ m
Longitud 2	-70.15 °	Normal: $\mu = -70^\circ$, $\sigma = 0.3$; $-70.8^\circ \leq lon_2 \leq -69.5^\circ$
Latitud 2	-23.0 °	Normal: $\mu = -23.05^\circ$, $\sigma = 0.3$; $-23.2^\circ \leq lat_2 \leq -22.5^\circ$
Velocidad de ruptura	2.65 km/s	Normal: $\mu = 2.65$, $\sigma = 1$ km/s; $0 \leq V_{rup} \leq 8$ km/s
Gamma	1.6	Uniforme: $1.3 \leq \gamma \leq 2.1$
Stress drop	90	Uniforme: $10 \leq \Delta\sigma \leq 200$ bar

El modelo se basa en un plano de falla rectangular de dimensiones de 220 km x 160 km, con una discretización de 8 x 11 subfallas de 20 x 20 km² cada una. Se asumen distribuciones a

priori uniformes y normales truncadas para los parámetros a estimar, las cuales se encuentran descritas en la Tabla 5.1.

A las respuestas de aceleración simuladas a partir del modelo se les añade un ruido blanco gaussiano equivalente al ruido de los datos observados, como se explica en la sección 4.4.2. Se calculan las envolventes de cada uno de los registros y las matrices de covarianza \mathbf{C}_d y \mathbf{C}_p , con un $\alpha = 0.1$.

Luego, dentro de la inversión se procesan 5.000 cadenas donde el largo de cada cadena aumenta linealmente a medida que aumenta β , iniciando con un $N_{MCMC} = 20$ y aumentando en 4 en cada etapa.

A continuación se expondrán los resultados de cada prueba.

5.1. Resultados

5.1.1. Inversión sintética de parámetros de fuente considerando *stress drop* fijo

Para la primera prueba de inversión sintética se buscar estimar 8 parámetros, los que definen la distribución de deslizamiento espacio-temporal y el decaimiento espectral γ , considerando el *stress drop* fijo en un valor.

De los resultados se observa que desde la etapa inicial ($\beta = 0$) de la inversión hasta la fdp posterior ($\beta = 1$) se tienen 17 etapas y fdp's intermedias. Se muestran en las Figuras 5.1, 5.2 y 5.3 distintas etapas de β , donde se aprecia la convergencia de cada uno de los parámetros: la etapa inicial con muestras de las distribuciones a priori de cada parámetro, y dos etapas posteriores de muestras de fdp's intermedias respectivamente. Estas tres figuras exhiben las muestras generadas de las fdp's intermedias para los valores de β indicados. Fuera de la diagonal se grafican las muestras para cada par de parámetros para visualizar la distribución en las respectivas dimensiones y posibles correlaciones que hayan. Por otro lado, en la diagonal de la matriz se muestran los histogramas de las muestras para cada parámetro, los cuales son proporcionales a las fdp's marginales de cada uno. Se indican además los valores originales de los parámetros con la intersección entre una línea vertical y una horizontal.

A partir de estas figuras se puede observar que para algunos parámetros la convergencia es más rápida que para otros. En particular, en la Figura 5.2 se observa que las muestras de los parámetros V_{rup} , γ , lon_2 , lat_2 , R_1 y R_2 se concentran aproximadamente alrededor del valor real, mientras que para los parámetros S_{max_1} y S_{max_2} la distribución de las muestras es la misma que la distribución a priori definida en la etapa inicial con $\beta = 0$ en la figura 5.1. Esto puede ser indicador de que el modelo directo no es muy sensible a los valores de *slip* máximo de las asperezas, es decir que variaciones en estos parámetros no tiene un efecto significativo en la respuesta en comparación con otros parámetros como los radios, la velocidad de ruptura o el centroide de la segunda aspereza. Esto se confirma realizando algunas pruebas de sensibilidad de estos parámetros (ver Figuras 8.7-8.14 en el capítulo 8

Samples at stage 0 beta = 0.0

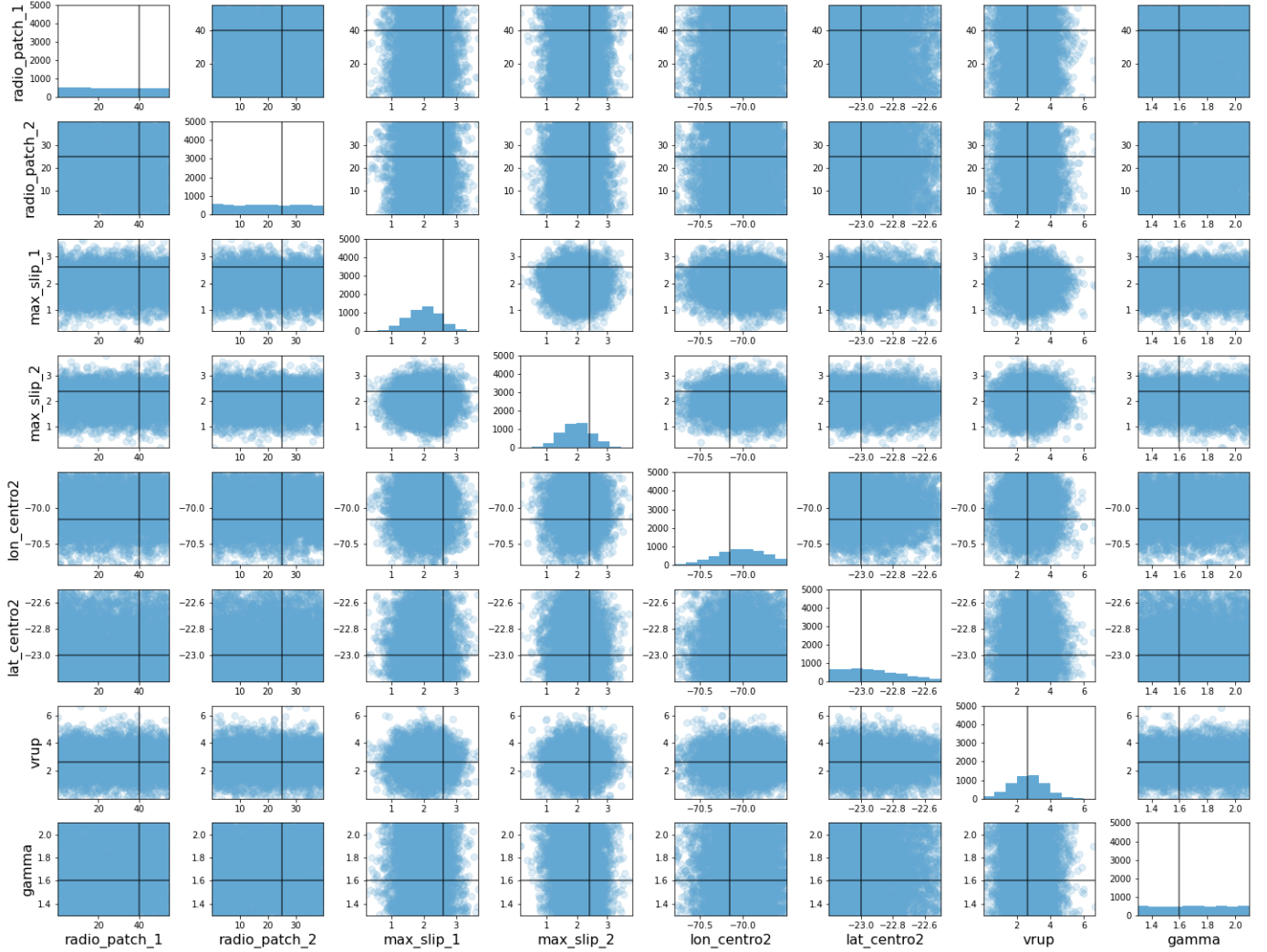


Figura 5.1: Etapa inicial del test sintético de inversión de parámetros de fuente, estos son: R_1 , R_2 , S_{max_1} , S_{max_2} , lon_2 , lat_2 , V_{rup} y γ , considerando el *stress drop* fijo. La distribución posterior intermedia para la etapa 0 ($\beta = 0$) corresponde a la distribución a priori de los parámetros, la cual en este caso son distribuciones uniformes. Se observa en la diagonal la distribución marginal de cada parámetro, mientras que en el resto de la matriz se presentan las muestras generadas de la fdp intermedia para los pares de parámetros correspondientes.

de Anexo), donde se observa que múltiples combinaciones para S_{max_1} y S_{max_2} reproducen prácticamente el mismo resultado.

Por otro lado, en esta etapa de la inversión representada en la Figura 5.2 se pueden observar algunas correlaciones entre los parámetros. Entre ellas se observa un *trade off* entre la velocidad de ruptura (V_{rup}) y la latitud del centro de la segunda aspereza (lat_2), donde mientras más al sur se encuentre la aspereza mayor debe ser la velocidad de ruptura, de tal forma de mantener el tiempo de llegada de las ondas provenientes del segundo parche.

Samples at stage 7 beta = 3.338e-05

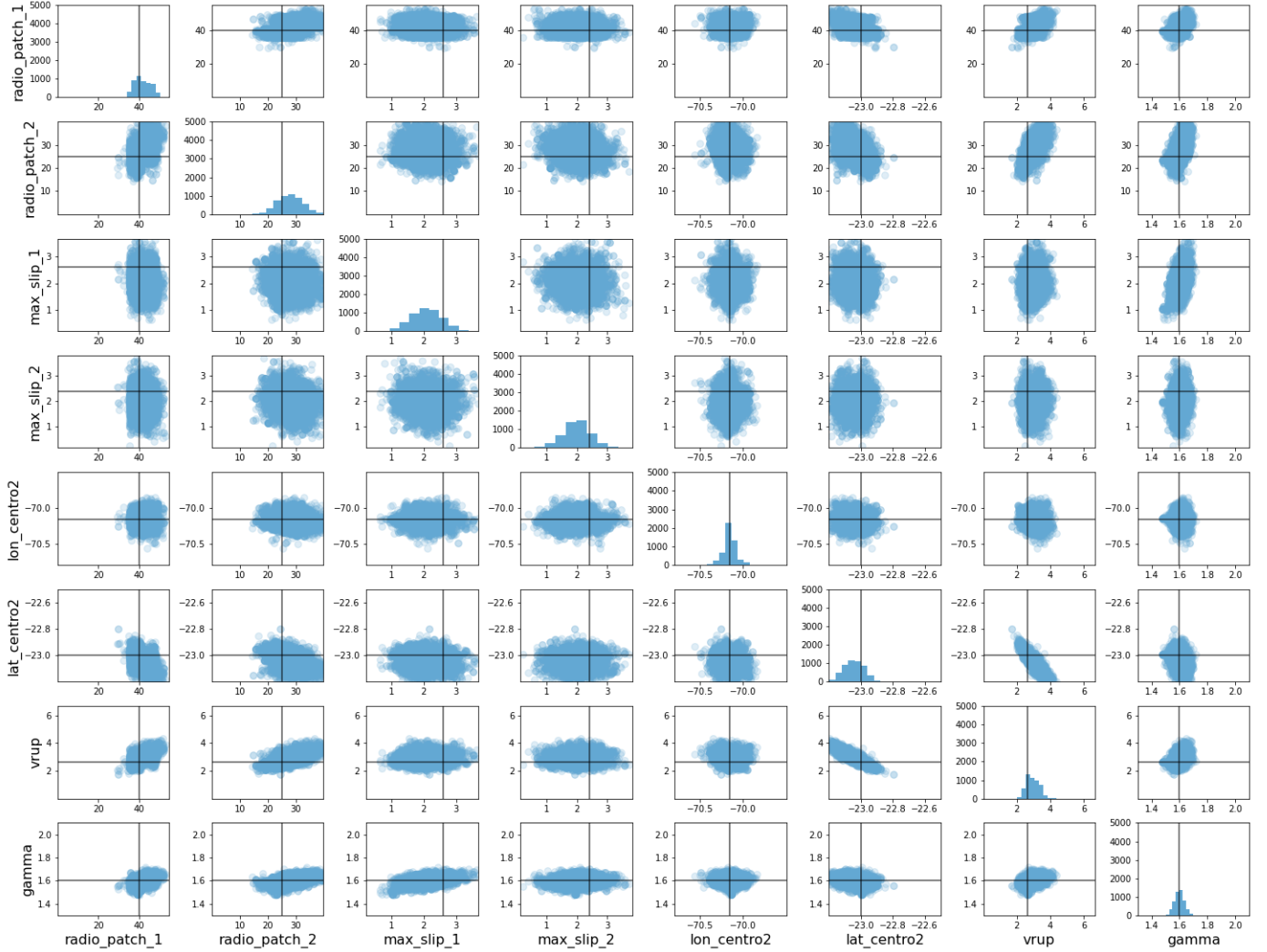


Figura 5.2: Etapa 7 de la prueba sintética de inversión de los parámetros de fuente, estos son: R_1 , R_2 , S_{max1} , S_{max2} , lon_2 , lat_2 , V_{rup} y γ , considerando fijo el *stress drop*. Se representa la distribución posterior intermedia correspondiente a la etapa 7 ($\beta = 3.34 \cdot 10^{-5}$).

Se observa además una leve correlación entre la velocidad de ruptura V_{rup} y los radios de cada aspereza R_1 y R_2 , donde un aumento en V_{rup} implica un aumento en el radio de ambas asperezas. Esto se puede explicar como una forma de mantener el tiempo de ruptura o la duración de movimieto fuerte constante. Si el área de ruptura aumenta, la velocidad debe aumentar para que no crezca la duración del terremoto.

Finalmente, se debe destacar que las etapas intermedias presentadas en las Figuras 5.2 y 5.3 corresponden a etapas con valores de β muy pequeños, del orden de $10^{-5} - 10^{-4}$, por lo que no son representativas de la distribución posterior, estas son distribuciones intermedias que en este caso se encuentran lejos de converger a la distribución objetivo. Dicho esto, se observan estas etapas para examinar el comportamiento de los parámetros y su convergencia, ya que de la etapa 12 (con $\beta \sim 0.00027$) en adelante la tasa de aceptación disminuye y se

Samples at stage 12 beta = 0.00027274

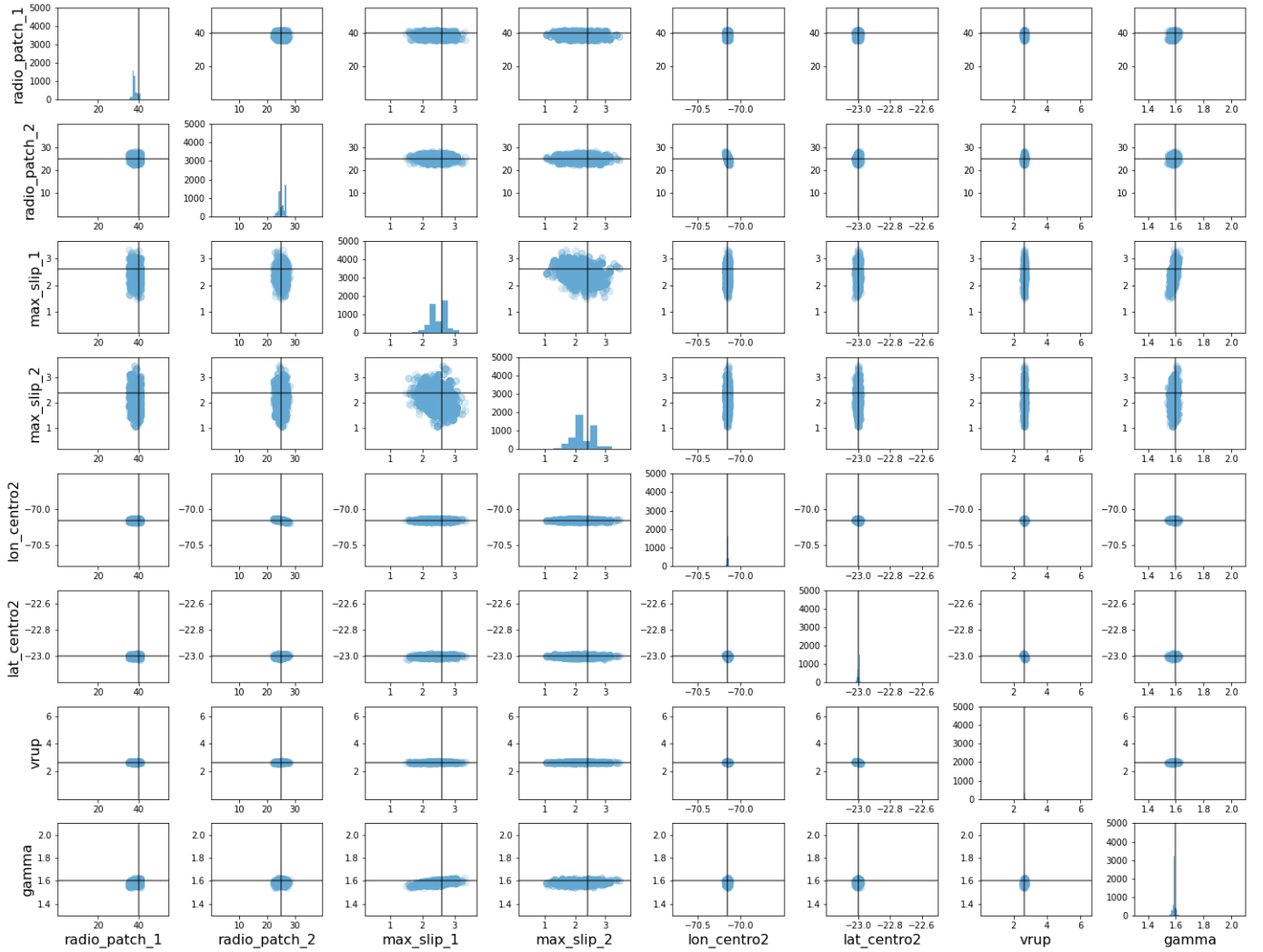


Figura 5.3: Etapa 12 de la prueba sintética de inversión de los parámetros de fuente, estos son: R_1 , R_2 , S_{max1} , S_{max2} , lon_2 , lat_2 , V_{rup} y γ , considerando fijo el *stress drop*. La distribución posterior intermedia correspondiente a la etapa 12 ($\beta = 2.7 \cdot 10^{-4}$).

mantiene para el resto de las etapas (Figura 5.1.1). Esto quiere decir que en estas últimas fases, durante las cadenas de Metropolis, no se acepta ningún modelo nuevo, por lo que las muestras repetidas luego del paso de remuestreo no son perturbadas y mantienen su valor original. Esto resulta en una cantidad de modelos repetidos cada vez mayor a medida que se avanza en las etapas, causando que en la última etapa quede un único modelo que se repite para todas las muestras. Es probable que este efecto se deba a que la distribución posterior tiene un máximo global muy angosto, lo que lo hace difícil de muestrear, ya que es muy probable elegir un modelo fuera de esta zona de alta probabilidad sin un paso de muestreo muy pequeño. Si se suma a lo anterior el hecho de que se tienen pocas cadenas de Metropolis y de largo reducido (por limitaciones de recursos) se vuelve muy difícil poder explorar el espacio de 8 dimensiones de forma completa.

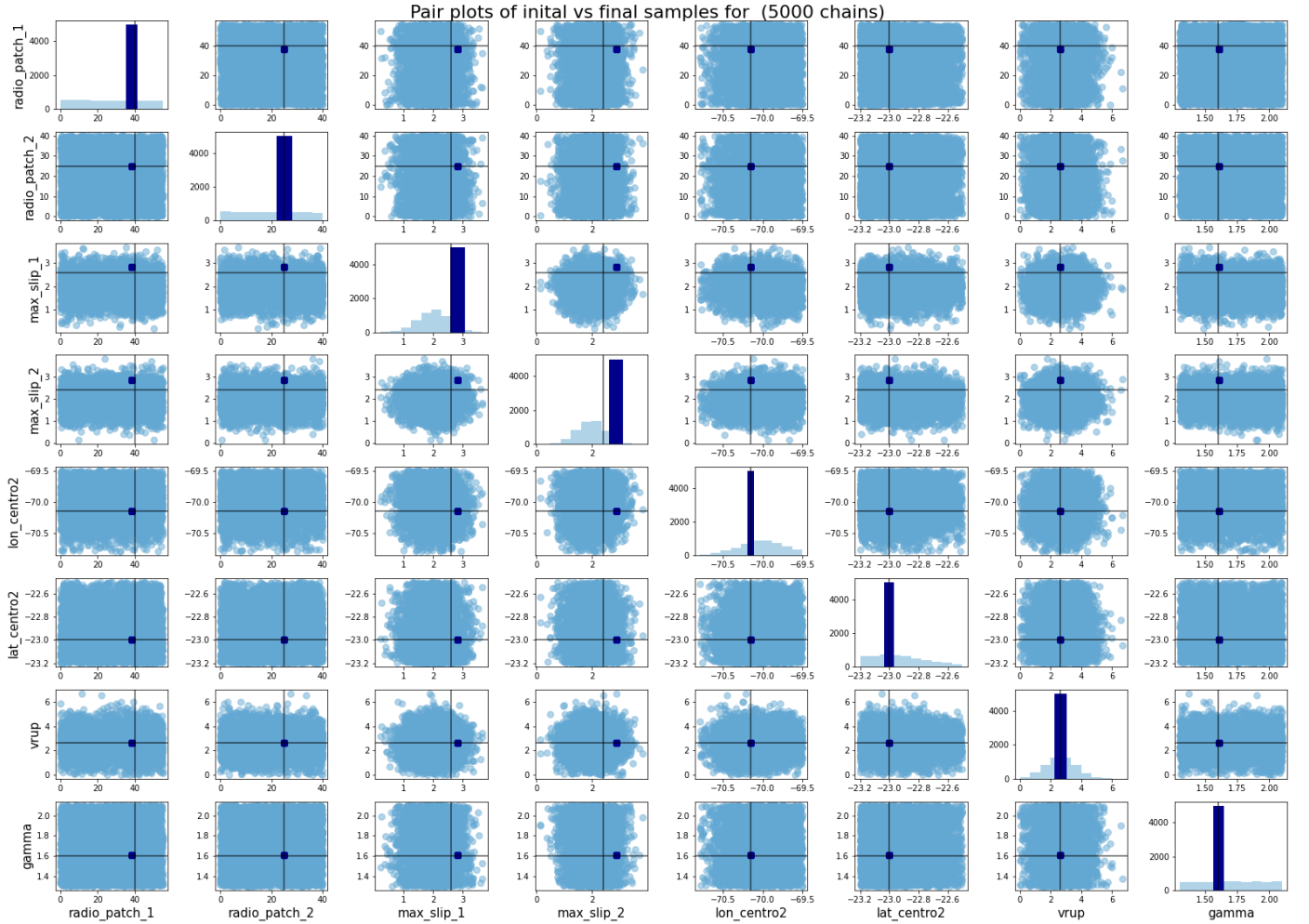


Figura 5.4: Muestras iniciales versus muestras finales para el test de inversión sintético de 8 parámetros.

A pesar de estas dificultades, las muestras finales obtenidas para cada uno de los parámetros corresponden casi perfectamente con los valores verdaderos para la mayoría de estos (ver Figura 6.8 y Tabla 5.2). Se observan que las estimaciones que más se alejan del valor verdadero son los *slips* máximos de la segunda aspereza S_{max_1} y S_{max_2} . Para estos parámetros se tiene una diferencia de ~ 0.2 y ~ 0.5 m entre el valor estimado y el real para S_{max_1} y S_{max_2} respectivamente. Esto es esperable dada la poca sensibilidad mencionada anteriormente.

Por otra parte, de tener mayores recursos computacionales para procesar una mayor cantidad de cadenas y pasos de Metropolis se esperaría obtener una distribución de probabilidades para cada parámetro, en la etapa final del algoritmo de inversión, que representen los posibles modelos a partir de distintos sets de parámetro. Se esperaría como solución para cada parámetro, una distribución centrada en un valor cercano al real y con una dispersión representativa de la incerteza asociada a este parámetro.

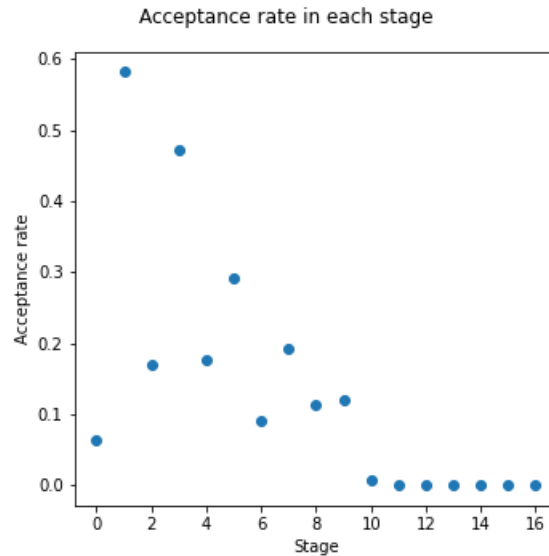
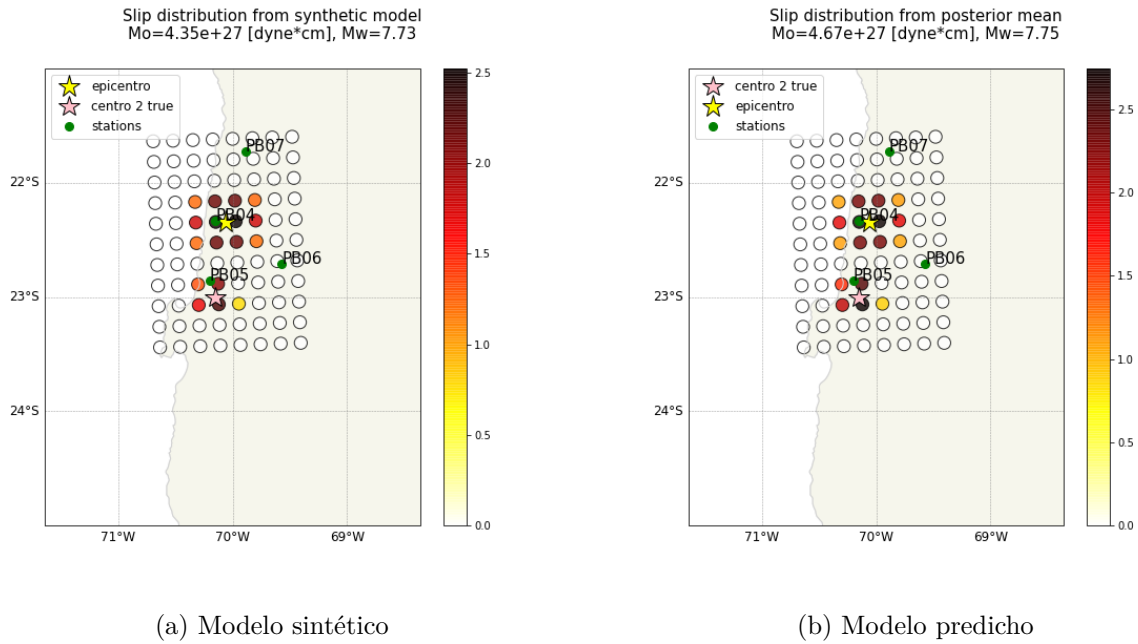


Figura 5.5: Tasas de aceptación en cada etapa de la inversión sintética de 8 parámetros. En el eje x se indican las 17 etapas de β .

Tabla 5.2: Valores originales y predicciones para el test de inversión sintético.

Parámetro	Valor Sintético	Predicción
Radio 1	40 km	38.23 km
Radio 2	25 km	24.96 km
Slip máximo 1	2.6 m	2.8 m
Slip máximo 2	2.4 m	2.9
Longitud 2	-70.15 °	-70.15 °
Latitud 2	-23.0 °	-23.0 °
Velocidad de ruptura	2.65 km/s	2.65 km/s
Gamma	1.6	1.6

Por otro lado, se comparan los mapas para el modelo de deslizamiento estimado con el modelo sintético original en la Figura 5.1.1 junto con sus respectivas respuestas de aceleración en la Figura 5.7. Se observa que los mapas de deslizamiento tienen las mismas dimensiones y ubicación, con pequeñas diferencias en las amplitudes de los deslizamientos, y por ende una variación en la estimación en el momento sísmico. A pesar de esto, las predicciones observadas en la Figura 5.7 son indistinguibles de los registros originales.



(a) Modelo sintético (b) Modelo predicho

Figura 5.6: Modelo artificial de distribución de deslizamiento junto con la predicción obtenida del test de inversión sintético de 8 parámetros, considerando fijo el *stress drop*.

Posteriormente, se comparan los peaks de aceleración o *Peak Ground Acceleration* (PGA) en cada estación y componente para los registros sintéticos y las predicciones en la Figura 5.8. Se calcula el logaritmo natural entre el PGA observado y el predicho para facilitar la visualización del ajuste, mientras más cercano a 0 sea el logaritmo del cociente menor es la diferencia entre ambos PGA's. En este caso el ajuste es casi perfecto con valores máximos de ~ 0.2 en la componente Norte-Sur.

Se calculan además los espectros de Fourier y los espectros de respuesta para cada uno de los registros de aceleración. Se presentan los espectros para la estación PB04 en la Figura 5.19 y para el resto de las estaciones en las Figuras 8.4, 8.5 y 8.6 en el capítulo 8 de Anexo. Se observa que los espectros de Fourier y los espectros de respuesta coinciden casi perfectamente, con variaciones muy pequeñas.

Posterior predictions from 1 samples

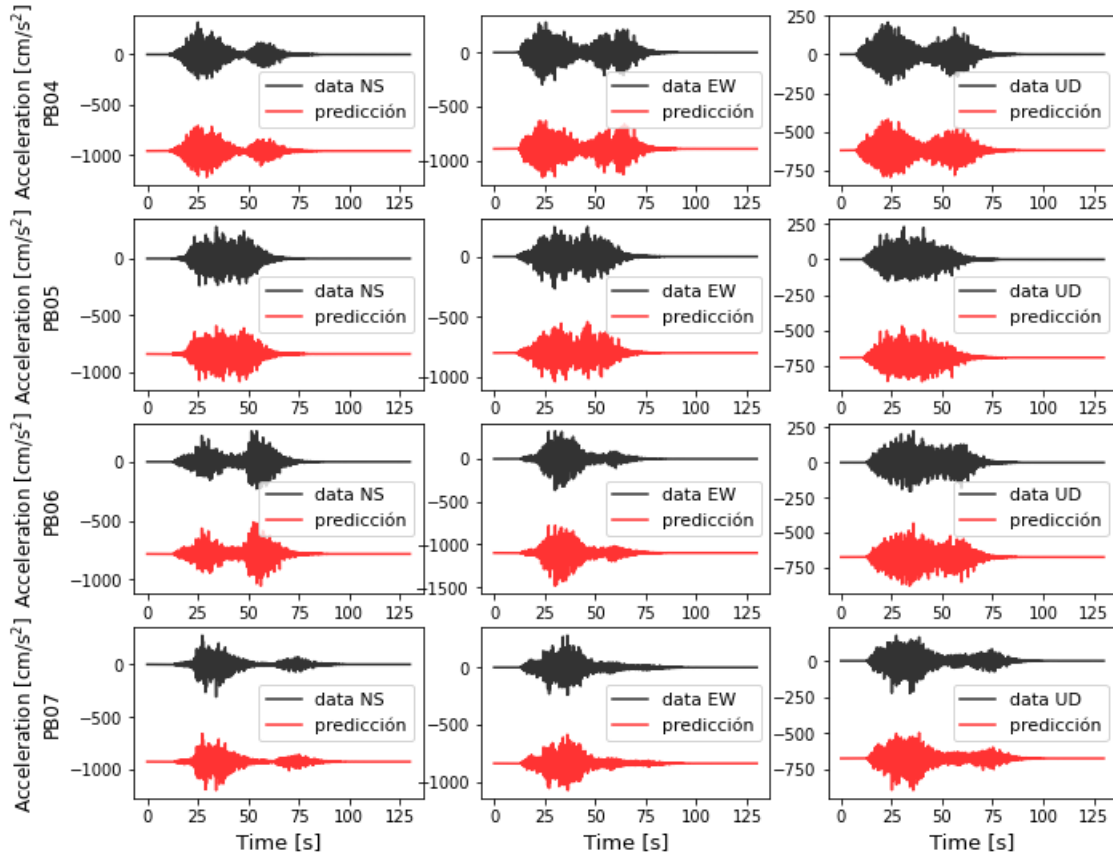


Figura 5.7: Registros de aceleración sintéticos versus predicciones generadas del modelo estimado para el test sintético de 8 parámetros, considerando fijo el *stress drop*

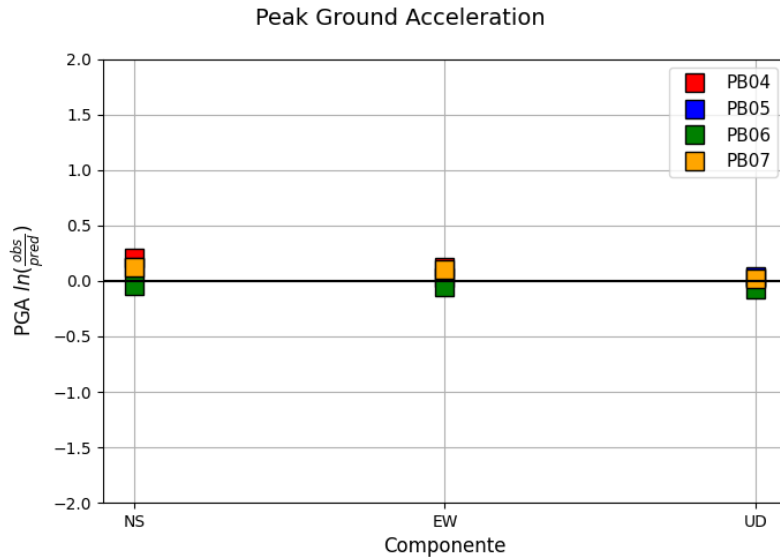


Figura 5.8: Comparación entre los *Peak Ground Acceleration* calculados para los registros sintéticos y las predicciones en cada estación y componente para el test sintético de 8 parámetros. El eje x del gráfico muestra las estaciones y los distintos tipos de marcadores indican las 3 componentes Norte-Sur, Este-Oeste y Vertical. Se calcula el ajuste como el logaritmo entre el PGA observado y el predicho.

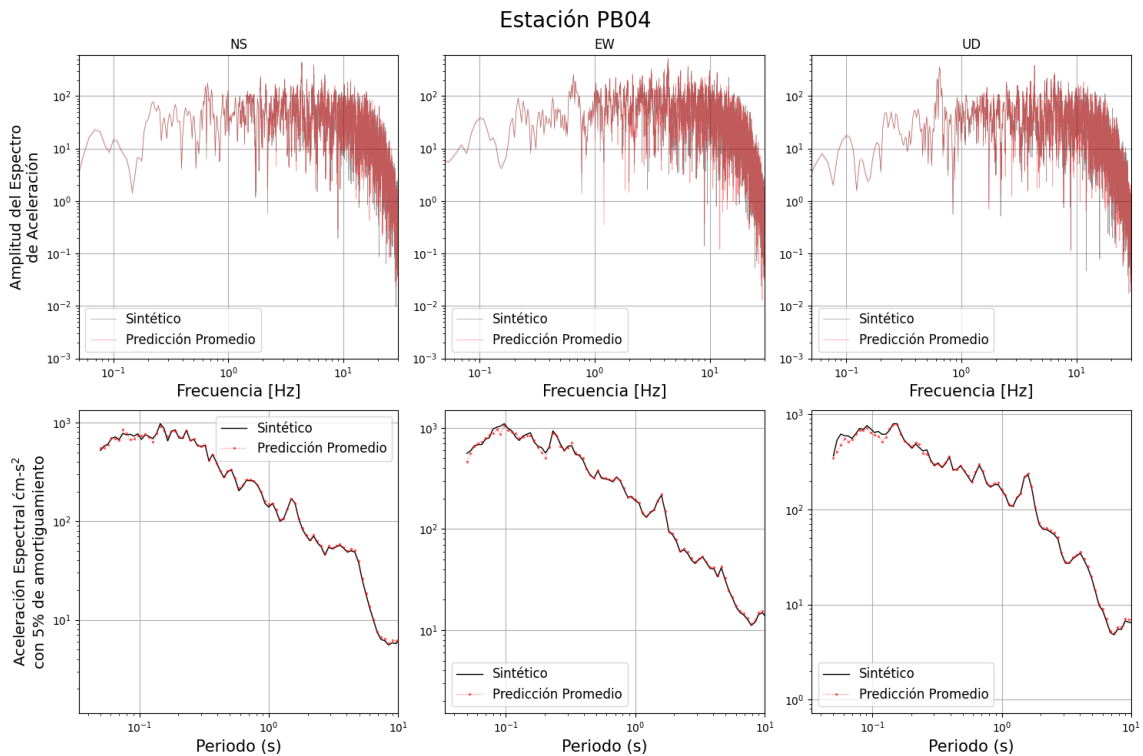


Figura 5.9: Espectros de Fourier y Espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5% para los registros de aceleración sintéticos y predichos en la estación PB04.

Luego, se calcula la bondad de ajuste o GOF mediante el modelo bias y el error estándar para los espectros de aceleración con 5 % de amortiguamiento calculados de las series de tiempo de aceleración. Para esto se calcula primero el residual para una componente particular, a través de la expresión de Graves y Pitarka (2010):

$$r_j(T_i) = \ln \left[\frac{O_j(T_i)}{S_j(T_i)} \right] \quad (5.1)$$

donde $O_j(T_i)$ y $S_j(T_i)$ son los espectros de respuesta observado y predicho para la estación j en el período T_i para una componente dada, respectivamente.

El modelo bias está dado por:

$$B(T_i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N r_j T(i) \quad (5.2)$$

donde N corresponde al número total de estaciones y $B(T_i)$ corresponde al GOF en función del período en una componente dada.

En último término, el error estándar de la bondad de ajuste se calcula como:

$$\sigma(T_i) = \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N [r_j(T_i) - B(T_i)]^2 \right)^{1/2} \quad (5.3)$$

Dado esto, se grafica en la Figura 5.20 el modelo bias junto con su error estándar para cada componente. Se observa que para esta prueba sintética la estimación es prácticamente perfecta en todas las componentes, con un bias cercano a cero con variaciones menores a ~ 0.1 en el extremo de períodos cortos.

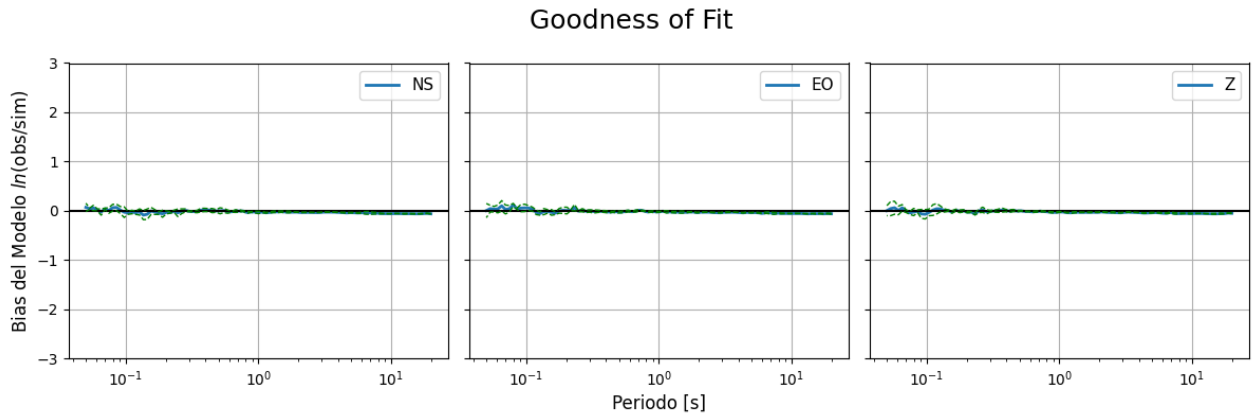


Figura 5.10: Bondad de ajuste (GOF) entre los espectros de respuesta de las predicciones y los registros sintéticos para el test de 8 parámetros. Se grafica con una línea azul el modelo bias y con líneas segmentadas verdes la desviación estándar.

En resumen, a pesar de las dificultades de muestreo se logra recuperar la distribución de

deslizamiento del modelo original, con la excepción algunas leves diferencias en las amplitudes del deslizamiento al interior de cada aspereza. A pesar de lo anterior, no se advierten mayores consecuencias en las predicciones, ya que se logran simular casi exactamente las respuestas de aceleración originales.

5.1.2. Inversión sintética de parámetros de fuente incluyendo *stress drop*

Se observa que desde la etapa inicial ($\beta = 0$) de la inversión hasta la fdp posterior ($\beta = 1$) se tienen 18 etapas y fdp's intermedias. Se muestran en las Figuras 5.11, 5.12 y 5.13 distintas etapas de β , donde se aprecia la convergencia de cada uno de los parámetros: la etapa inicial con muestras de las distribuciones a priori de cada parámetro, y dos etapas posteriores de muestras de fdp's intermedias respectivamente. Estas tres figuras exhiben las muestras generadas de las fdp's intermedias para los valores de β indicados. Se indican además los valores originales de los parámetros con la intersección entre una línea vertical y una horizontal. A partir de estas figuras se puede observar que para algunos parámetros la convergencia es más rápida que para otros.

En particular, en la Figura 5.12 se observa que todas las muestras se concentran alrededor del valor real para V_{rup} , γ , lon_2 , lat_2 , R_1 y R_2 , mientras que las muestras de S_{max_1} , S_{max_2} y $\Delta\sigma$ presentan una dispersión mucho mayor. Se tiene para S_{max_1} y S_{max_2} que la distribución sigue siendo la misma que la a priori, observada en la figura 5.11 con $\beta = 0$, observado también en el test sintético anterior.

Luego, se observa en esta misma etapa que el parámetro de *stress drop* $\Delta\sigma$ tampoco ha convergido a un rango de valores del espacio, siendo la distribución de las muestras aún uniforme como su distribución a priori.

Por otro lado, en esta etapa de la inversión representada en la Figura 5.12 se pueden observar algunas correlaciones entre los parámetros. Entre ellas se observa un clara correlación no lineal entre el parámetro γ y el $\Delta\sigma$, donde se observa que con un mayor γ mayor es el *stress drop*. Esto es esperable ya que ambos parámetros influyen directamente en la amplitud de la señal, si el decaimiento de las altas frecuencias es mayor entonces esto se compensa con un mayor *stress drop* para mantener las amplitudes de las ondas.

Adicionalmente se observa el mismo *trade off* entre la velocidad de ruptura (V_{rup}) y la latitud del centro de la segunda aspereza (lat_2) observado en la inversión anterior.

Se observa además la correlación entre la velocidad de ruptura V_{rup} y los radios de cada aspereza R_1 y R_2 , donde un aumento en V_{rup} implica un aumento en el radio de ambas asperezas.

Se vuelve a destacar que las etapas intermedias presentadas en las Figuras 5.12 y 5.13 corresponden a etapas con valores de β muy pequeños, del orden de $10^{-5} - 10^{-4}$, por lo que no son representativas de la distribución posterior. Se tiene que de la etapa 12 (con $\beta \sim 0.0003$) en adelante la tasa de aceptación disminuye a cero y se mantiene para el resto

de las etapas (Figura 5.1.2).

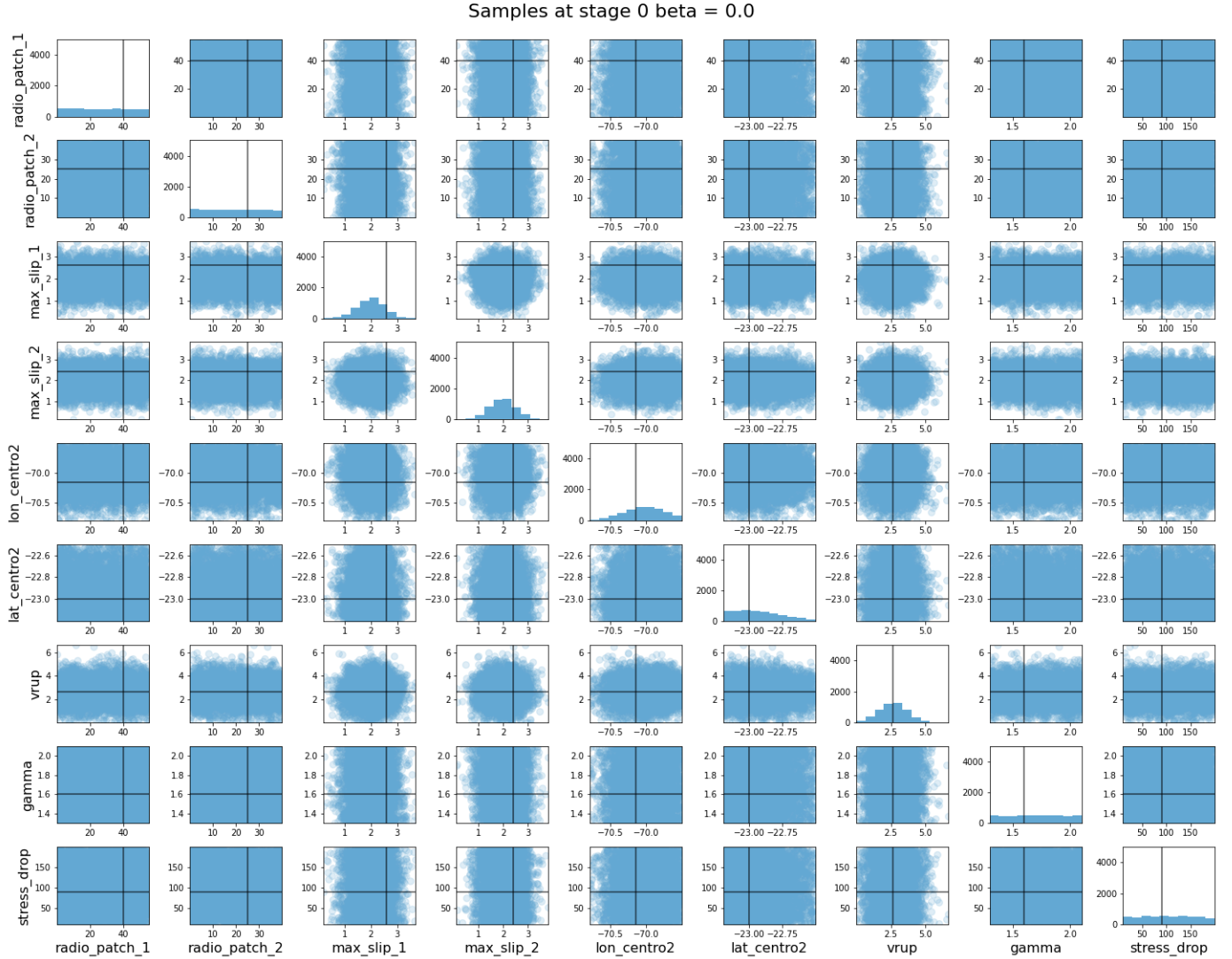


Figura 5.11: Etapa inicial del test sintético de inversión de los parámetros de fuente incluyendo el *stress drop*, estos son: R_1 , R_2 , S_{max_1} , S_{max_2} , lon_2 , lat_2 , V_{rup} , γ y $\Delta\sigma$. La distribución posterior intermedia para la etapa 0 ($\beta = 0$) corresponde a la distribución a priori de los parámetros, la cual en este caso son distribuciones uniformes. Se observa en la diagonal la distribución marginal de cada parámetro, mientras que en el resto de la matriz se presentan las muestras generadas de la fdp intermedia para los pares de parámetros correspondientes.

A pesar de estas dificultades, las muestras finales obtenidas para cada uno de los parámetros corresponden muy bien con los valores verdaderos para la mayoría de estos (ver Figura 5.14 y Tabla 5.3). Se observan que las estimaciones que más se alejan del valor verdadero son los *slips* máximos la centro de cada aspereza S_{max_1} y S_{max_2} , el decaimiento γ y el *stress drop* $\Delta\sigma$.

Para los *slips* se tienen diferencias mayores que las estimaciones de la inversión anterior, de ~ 0.5 y ~ 0.9 m respectivamente, lo cual es esperable dada la poca sensibilidad mencionada anteriormente.

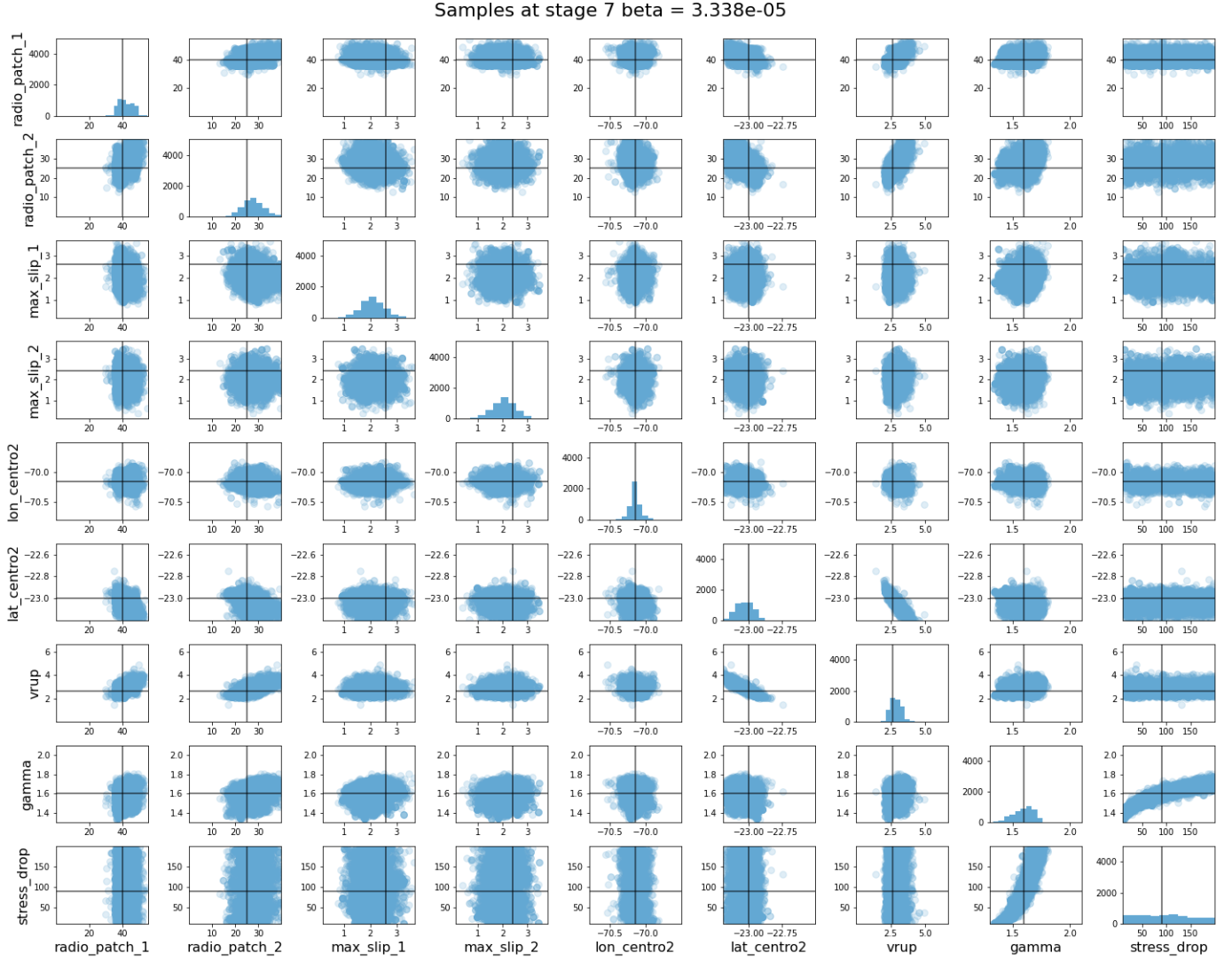


Figura 5.12: Etapa 7 de la prueba sintética de inversión de los parámetros de fuente incluyendo el *stress drop*, estos son: R_1 , R_2 , S_{max_1} , S_{max_2} , lon_2 , lat_2 , V_{rup} , γ y $\Delta\sigma$. Se representa la distribución posterior intermedia correspondiente a la etapa 7 ($\beta = 3.34 \cdot 10^{-5}$).

Luego, para γ se observa una diferencia de 0.5 entre el real y el estimado, el cual es una diferencia considerable dado que γ es una potencia. Debido a que existe una alta correlación entre este parámetro y $\Delta\sigma$ se estima un valor menor al original, 40 bares menor. Sin embargo, se debe recordar que este es solo un modelo posible de una distribución que no es posible muestrear con los recursos computacionales disponibles para este trabajo. Dicho lo anterior, de tener mayores recursos computacionales para procesar una mayor cantidad de cadenas y pasos de Metropolis se esperaría obtener modelos con distintas combinaciones de γ y $\Delta\sigma$, donde el modelo promedio estaría definido por un conjunto de parámetros con valores cercanos

a los originales, y una dispersión representativa de la incerteza asociada a cada uno; y así para el resto de los parámetros.

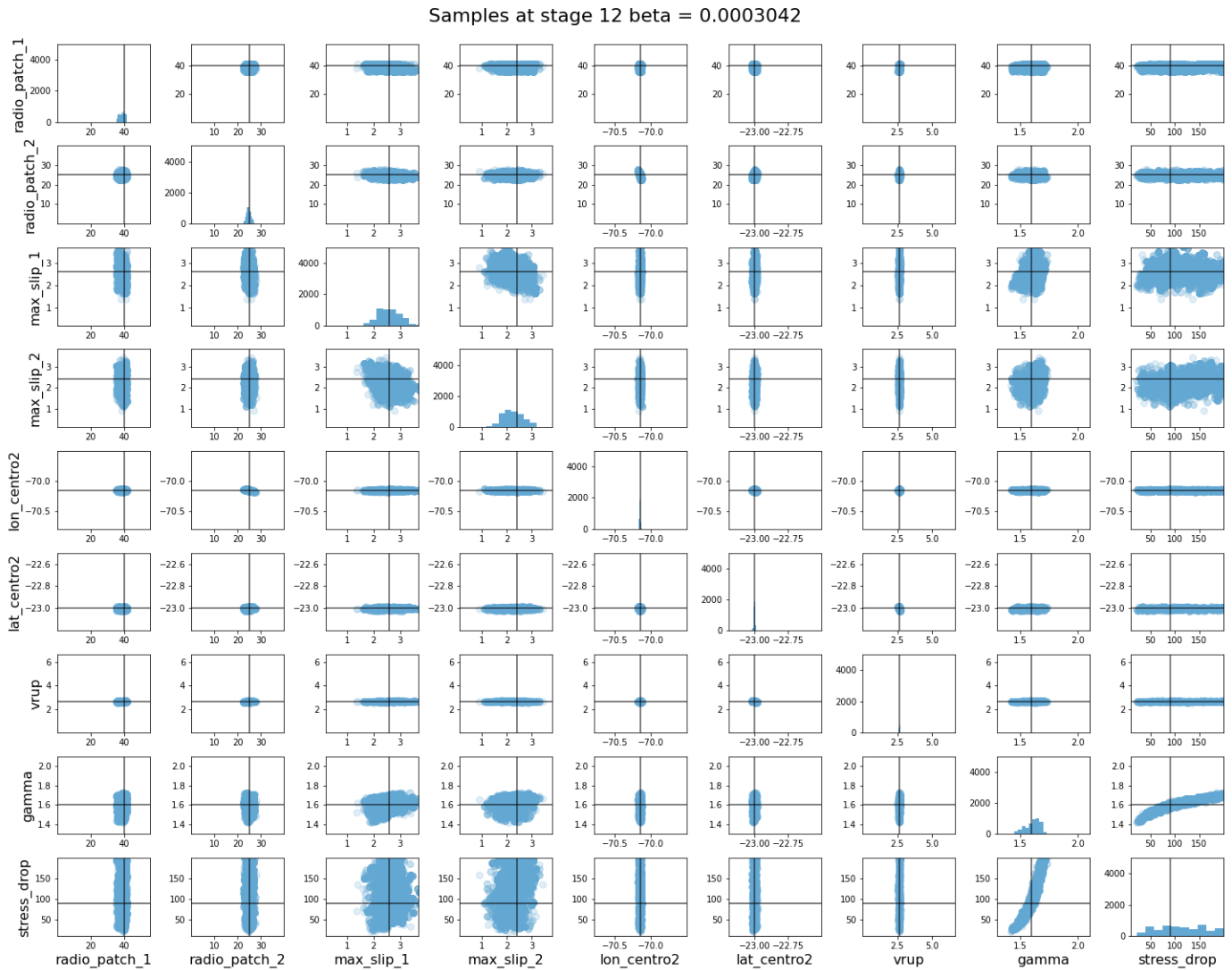


Figura 5.13: Etapa 12 de la prueba sintética de inversión de los parámetros de fuente incluyendo el *stress drop*, estos son: R_1 , R_2 , S_{max1} , S_{max2} , lon_2 , lat_2 , V_{rup} , γ y $\Delta\sigma$. La distribución posterior intermedia correspondiente a la etapa 12 ($\beta = 3 \cdot 10^{-4}$).

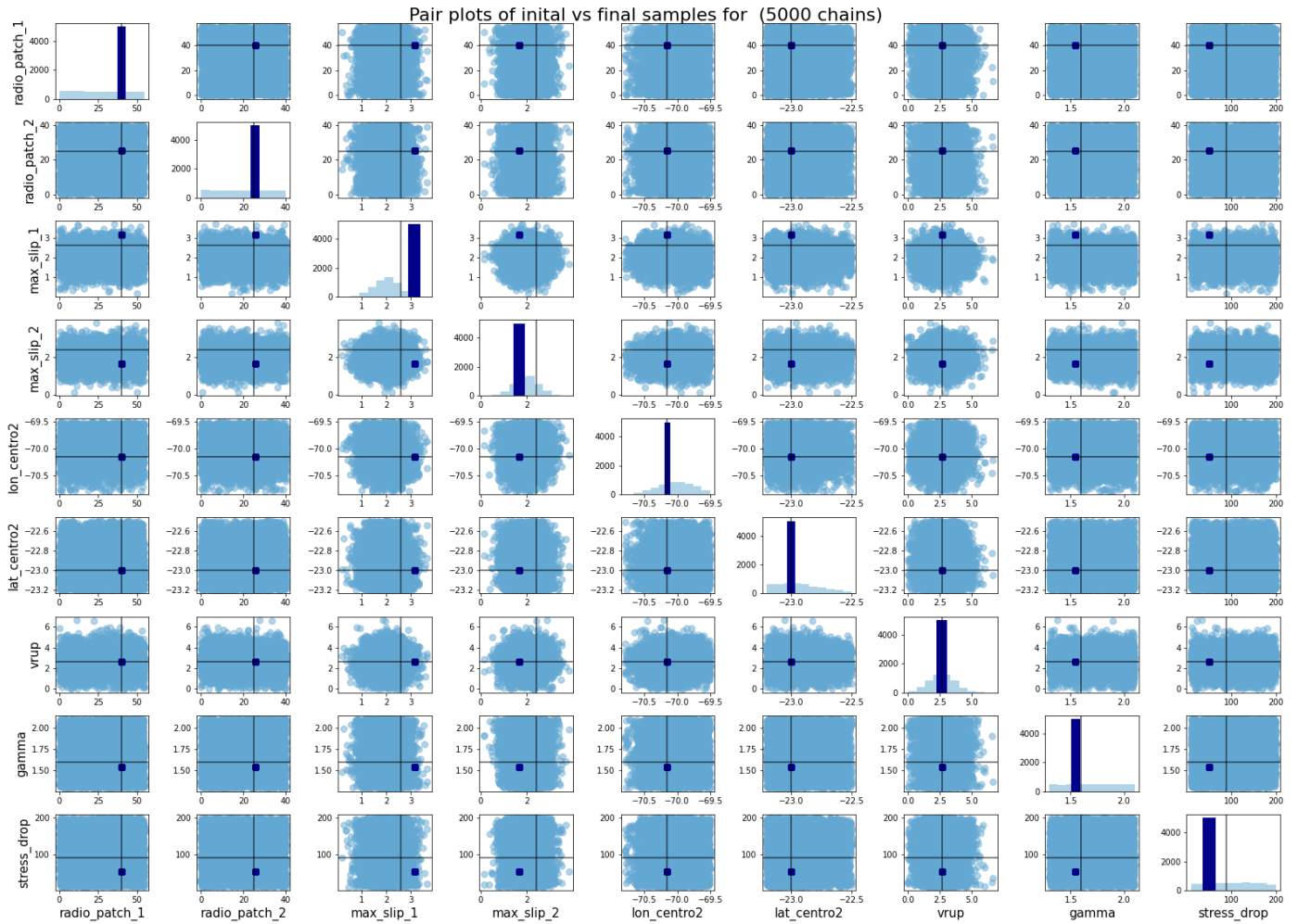


Figura 5.14: Muestras iniciales versus muestras finales para el test de inversión sintético considerando el parámetro de *stress drop*.

Tabla 5.3: Valores originales y predicciones para el test de inversión sintético.

Parámetro	Valor Sintético	Predicción
Radio 1	40 km	40.05 km
Radio 2	25 km	25.5 km
Slip máximo 1	2.6 m	3.15 m
Slip máximo 2	2.4 m	1.47 m
Longitud 2	-70.15 °	-70.15 °
Latitud 2	-23.0 °	-23.0 °
Velocidad de ruptura	2.65 m/s	2.65 m/s
Gamma	1.6	1.55
Stress drop	90 bar	51.6 bar

Por otro lado, se comparan los mapas para el modelo de deslizamiento estimado con el modelo sintético original en la Figura 5.1.2 junto con sus respectivas respuestas de aceleración

en la Figura 5.17. Se observa que los mapas de deslizamiento tienen las mismas dimensiones y ubicación con diferencias en las amplitudes de los *slips*, mientras que para las predicciones se observa que son casi idénticas a los acelerogramas sintéticos.

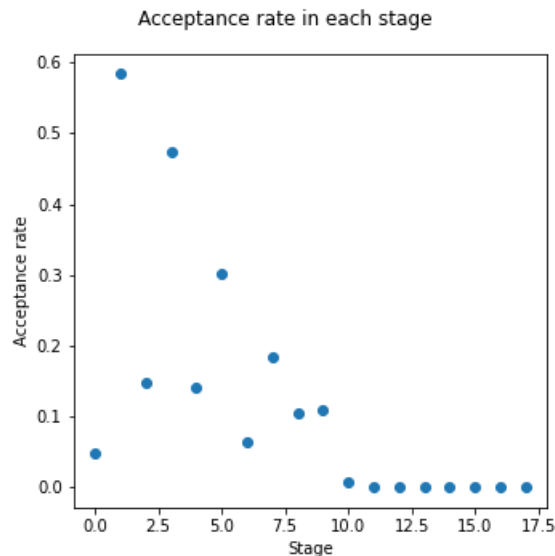


Figura 5.15: Tasas de aceptación en cada etapa de la inversión sintética considerando el *stress drop* como parámetro. En el eje x se indican las 18 etapas de β .

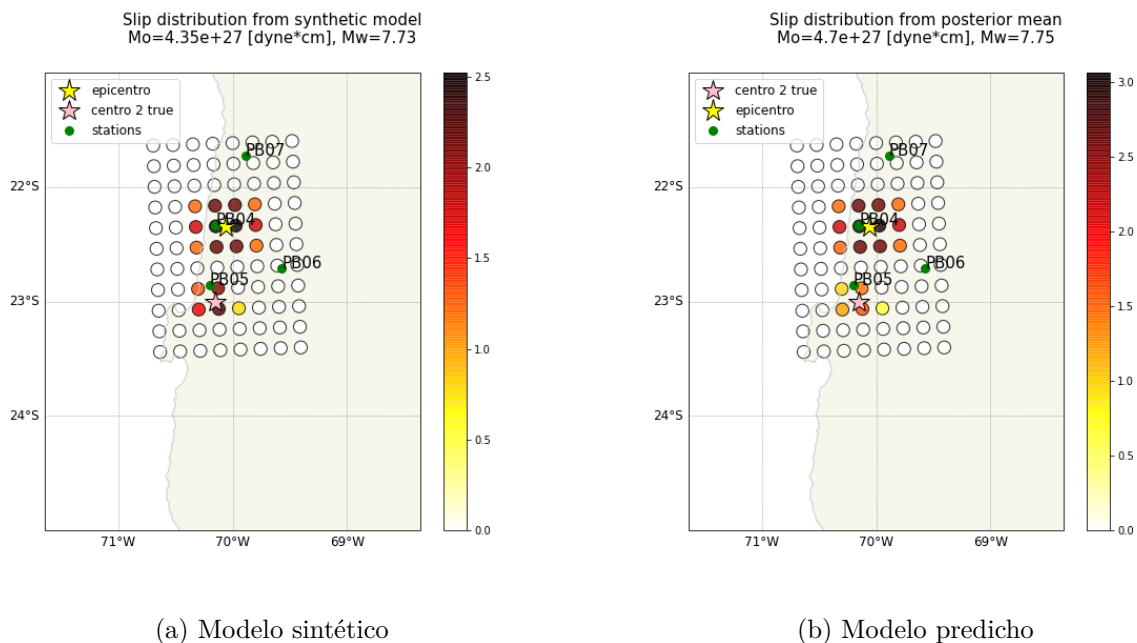


Figura 5.16: Modelo artificial de distribución de deslizamiento junto con la predicción obtenida del test de inversión sintético.

Posterior predictions from 1 samples

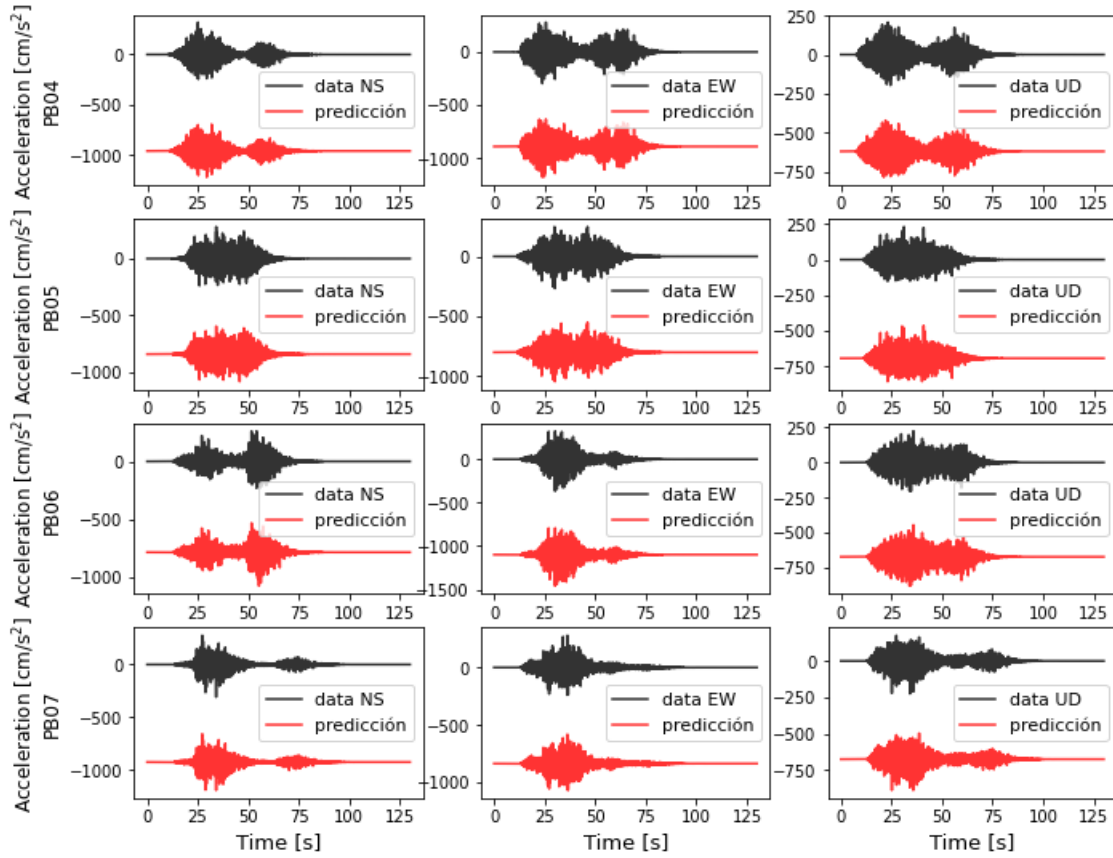


Figura 5.17: Registros de aceleración sintéticos versus predicciones generadas del modelo estimado.

Posteriormente, se comparan los peaks de aceleración o *Peak Ground Acceleration* (PGA) en cada estación y componente para los registros sintéticos y las predicciones en la Figura 5.18. En este caso el ajuste es casi perfecto con valores ligeramente alejados de cero en la componente Norte, al igual que en el test anterior.

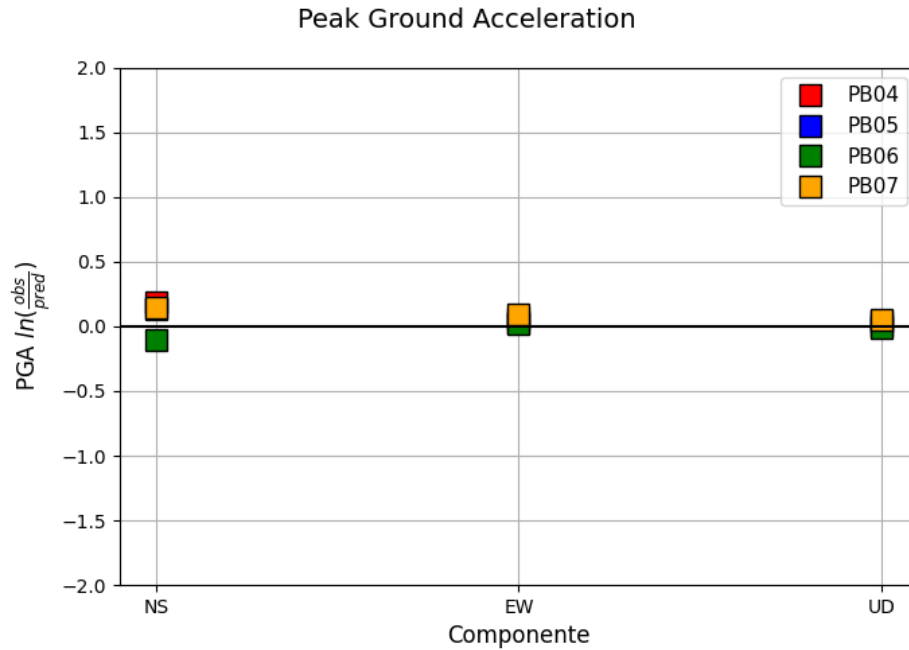


Figura 5.18: Comparación entre los *Peak Ground Acceleration* calculados para los registros sintéticos y las predicciones en cada estación y componente. El eje x del gráfico muestra las estaciones y los distintos tipos de marcadores indican las 3 componentes Norte-Sur, Este-Oeste y Vertical. Se calcula el ajuste como el logaritmo entre el PGA observado y el predicho.

Se calculan además los espectros de Fourier y los espectros de respuesta para cada uno de los registros de aceleración. Se presentan los espectros para la estación PB04 en la Figura 5.19 y para el resto de las estaciones en las Figuras 8.4, 8.5 y 8.6 en el capítulo 8 de Anexo. Se observa que los espectros de Fourier y los espectros de respuesta coinciden muy bien, con variaciones pequeñas y una leve subestimación.

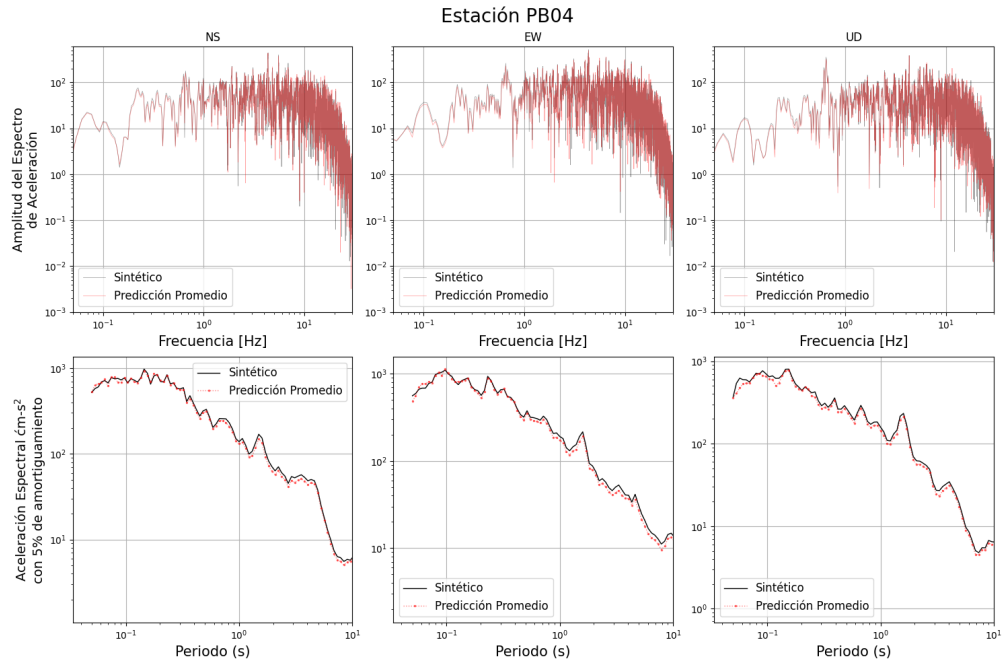


Figura 5.19: Espectros de Fourier y Espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5% para los registros de aceleración sintéticos y predichos en la estación PB04.

Luego, se calcula la bondad de ajuste o GOF mediante el modelo bias y el error estándar para los espectros de aceleración con 5% de amortiguamiento calculados de las series de tiempo de aceleración. Se grafica en la Figura 5.20 el modelo bias junto con su error estándar para cada componente. Se observa que para esta prueba sintética la estimación es muy buena en todas las componentes, con un bias cercano a cero. Se refleja la subestimación leve de los espectros de respuesta con un aumento del GOF en los períodos > 0.5 aproximadamente.

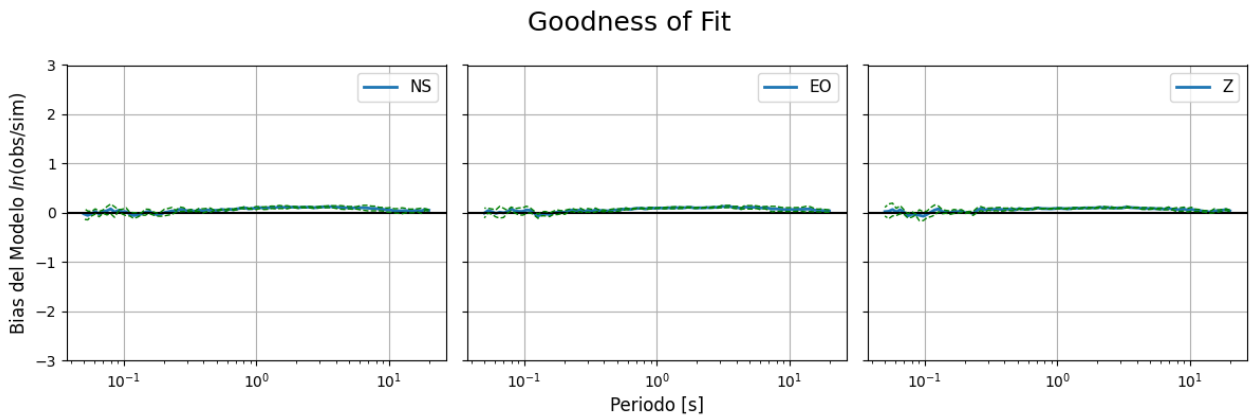


Figura 5.20: Bondad de ajuste (GOF) entre los espectros de respuesta de las predicciones y los registros sintéticos. Se grafica con una línea azul el modelo bias y con líneas segmentadas verdes la desviación estándar.

En resumen, a pesar de las dificultades de muestreo se logra recuperar la distribución de deslizamiento del modelo original, con la excepción algunos detalles de la ruptura como las amplitudes del deslizamiento al interior de cada aspereza. Se observa que al incluir el parámetro de *stress drop* en la inversión se obtiene un ajuste ligeramente peor pero aún bastante exacto, reflejado en valores levemente mayores en el GOF. Esto puesto que se obtiene una aproximación de la caída de esfuerzo menor al real. A pesar de lo anterior, no se advierten mayores consecuencias en las predicciones, sin diferencias evidentes a simple vista de las predicciones obtenidas considerando el parámetro de *stress drop* fijo.

Capítulo 6

Inversión del terremoto de Tocopilla Mw 7.7

Una vez validada la metodología y exploradas sus limitaciones y capacidades de resolución, se procede a realizar la inversión del proceso de ruptura del terremoto de Tocopilla de 2007, a partir de registros de aceleración de alta frecuencia de 4 estaciones en roca dura de la red IPOC.

Se recuerda que el objetivo es determinar la fdp posterior $P(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{D})$ para el conjunto de 8 parámetros $\boldsymbol{\theta}$ dadas las envolventes de los registros de aceleración $\bar{\mathbf{D}}$.

En esta etapa del trabajo se presentan los resultados de dos inversiones con diferencias en la cantidad de parámetros estimados, esto con el objetivo de potencialmente encontrar una solución que se ajuste mejor a los datos:

1. En primer lugar se invierte el conjunto de 7 parámetros espacio-temporales de la ruptura y el decaimiento espectral γ (8 parámetros en total), manteniendo el valor del *stress drop* fijo.
2. Para el segundo caso invierte el conjunto de 7 parámetros espacio-temporales de la ruptura, el decaimiento espectral γ y el *stress drop* $\Delta\sigma$ (9 parámetros en total).

Para estos problemas inversos se utilizan las distribuciones a priori indicadas en la Tabla 6.1.

Tabla 6.1: Distribuciones a priori para los parámetros del modelo de ruptura del terremoto de Tocopilla.

Parámetro	Distribución a priori
Radio 1	Uniforme: $0 \leq R_1 \leq 55$ km
Radio 2	Uniforme: $0 \leq R_2 \leq 40$ km
Slip máximo 1	Normal: $\mu = 2$, $\sigma = 0.5$ m; $0 \leq S_{max_1} \leq 9$ m
Slip máximo 2	Normal: $\mu = 2$, $\sigma = 0.5$ m; $0 \leq S_{max_2} \leq 9$ m
Longitud 2	Normal: $\mu = -70^\circ$, $\sigma = 0.3$; $-70.8^\circ \leq lon_2 \leq -69.5^\circ$
Latitud 2	Normal: $\mu = -23.05^\circ$, $\sigma = 0.3$; $-23.2^\circ \leq lat_2 \leq -22.5^\circ$
Velocidad de ruptura	Normal: $\mu = 2.65$, $\sigma = 1$ km/s; $0 \leq V_{rup} \leq 8$ km/s
Gamma	Uniforme: $1.3 \leq \gamma \leq 2.1$
Stress drop	Uniforme: $10 \leq \Delta\sigma \leq 200$ bar

Luego, para la matriz de covarianza \mathbf{C}_d se estima el ruido en cada estación y componente como se describe en la sección 2.1, mientras que para la matriz \mathbf{C}_p se utiliza un $\alpha = 0.1$.

Para esta inversión se procesan 10.000 cadenas donde el largo de cada cadena aumenta linealmente a medida que aumenta β , iniciando con un $N_{MCMC} = 20$ y aumentando en 4 en cada etapa.

A continuación se presentarán los resultados de cada una de las inversiones realizadas.

6.1. Resultados

6.1.1. Inversión de parámetros de fuente considerando *stress drop* fijo

Al igual que en las pruebas sintéticas, esta inversión presenta las mismas dificultades de muestreo, donde la tasa de aceptación a lo largo de las cadenas de Metropolis disminuye rápidamente en cada etapa de β , hasta volverse 0 en las últimas. Esto causa que el algoritmo termine prematuramente por falta de diversidad en las muestra y la última etapa consista en un único modelo repetido en todas las muestras. A causa de esto la solución no corresponde a una distribución de modelos posterior si no que está conformada por un único modelo.

Este modelo se presenta en la Figura 6.2, junto con los valores estimados para cada parámetro en la Tabla 6.2.

Tabla 6.2: Valores estimados para el modelo de ruptura del terremoto de Tocopilla, asumiendo una parametrización circular para las dos parches.

Parámetro	Valor estimado
Radio 1	53.4 km
Radio 2	36.4 km
Slip máximo 1	3.1 m
Slip máximo 2	1.6 m
Longitud 2	-70.34 °
Latitud 2	-23.05 °
Velocidad de ruptura	4.12 km/s
Gamma	1.61

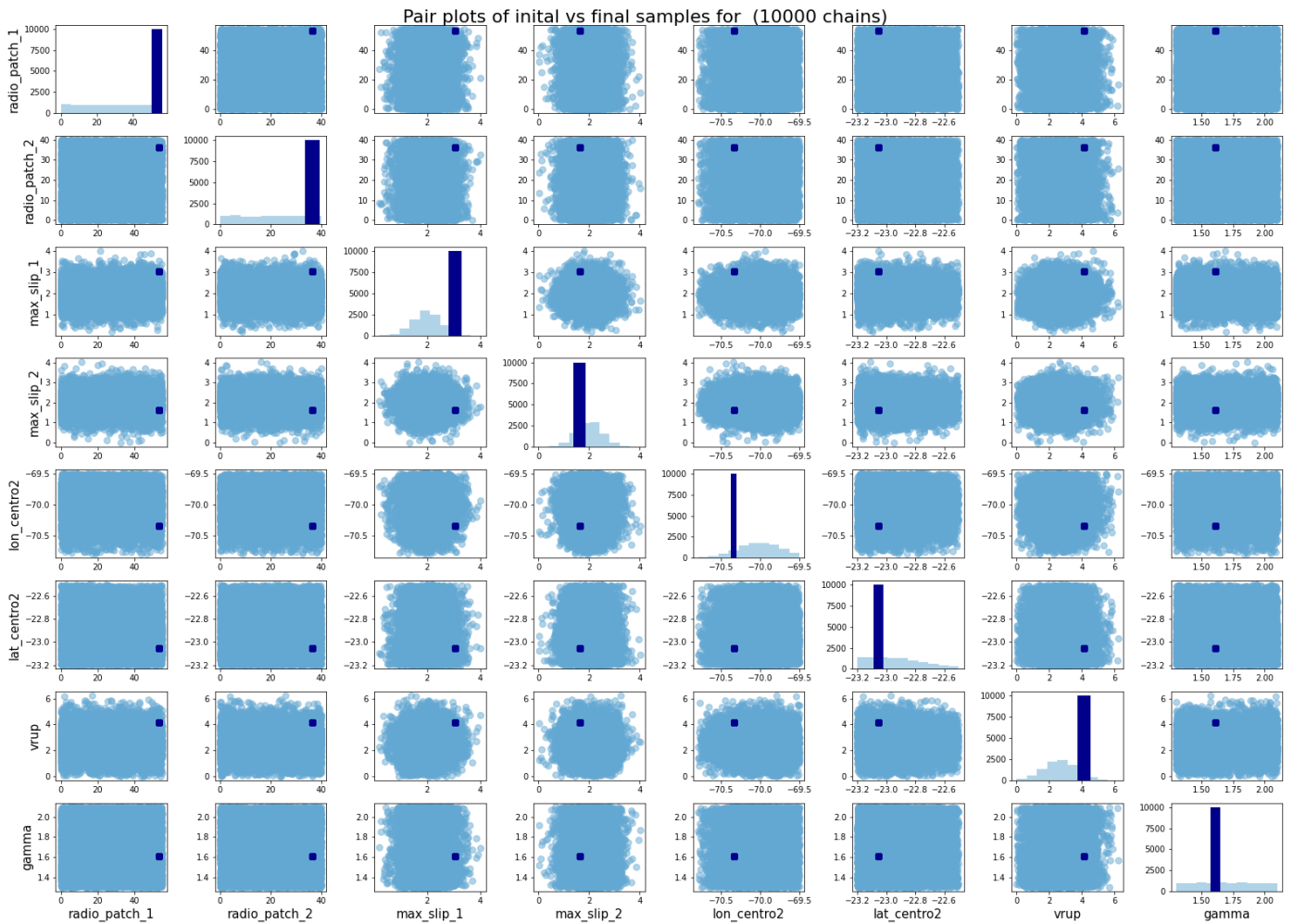


Figura 6.1: Muestras iniciales versus muestras finales para el test de inversión sintético de 8 parámetros.

El modelo estimado está compuesto por dos parches con dimensiones similares, con radios de aproximadamente 53 y 36 km respectivamente, y con deslizamientos máximos de 3.1 y 1.6

m para la primera y segunda aspereza. La primera aspereza está centrada en el hipocentro como está definido a priori, y la segunda aspereza se ubica en dirección sur-oeste de la primera, abajo de la península de Mejillones. La velocidad de ruptura estimada es de 4.12 km/s, la cual está en el límite superior de velocidades razonables que no superan la velocidad de corte, mientras que el γ estimado es de 1.61.

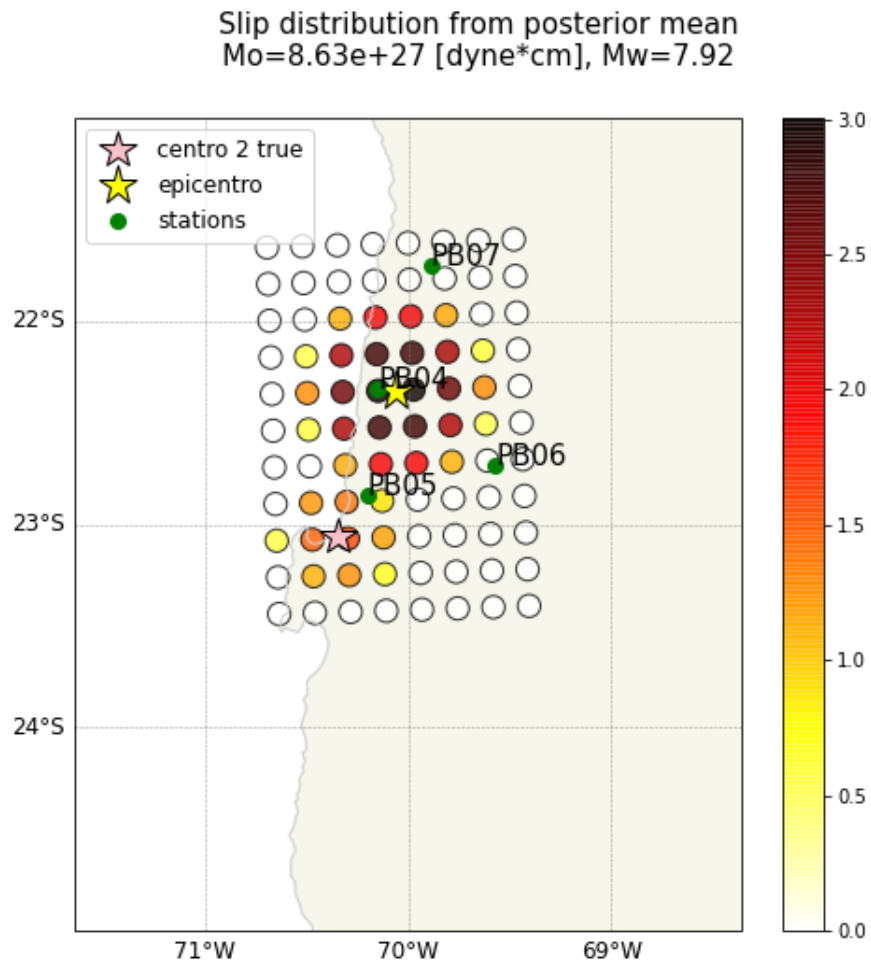


Figura 6.2: Modelo de distribución de deslizamiento estimado para el terremoto de Tocopilla de 2007. Se asume una parametrización circular para las dos parches. Se invierten los parámetros de la fuente considerando el *stress drop* fijo.

Se comparan en la Figura 6.3 los registros observados y las predicciones generadas a partir del modelo estimado. En general, se observa que las predicciones logran simular bien la forma de onda y los máximos de energía de alta frecuencia asociados a la ruptura de cada aspereza, a excepción de las simulaciones en la estación PB07, la cual presenta amplitudes más pequeñas siendo difícil identificar el peak asociado a la segunda aspereza.

Se observa además una ligera subestimación de las amplitudes en las simulaciones de

aceleraciones en la estación PB04 y PB07. Aún así, se logra predecir bien la duración del movimiento fuerte de los registros de las 4 estaciones.

Posterior predictions from 1 samples

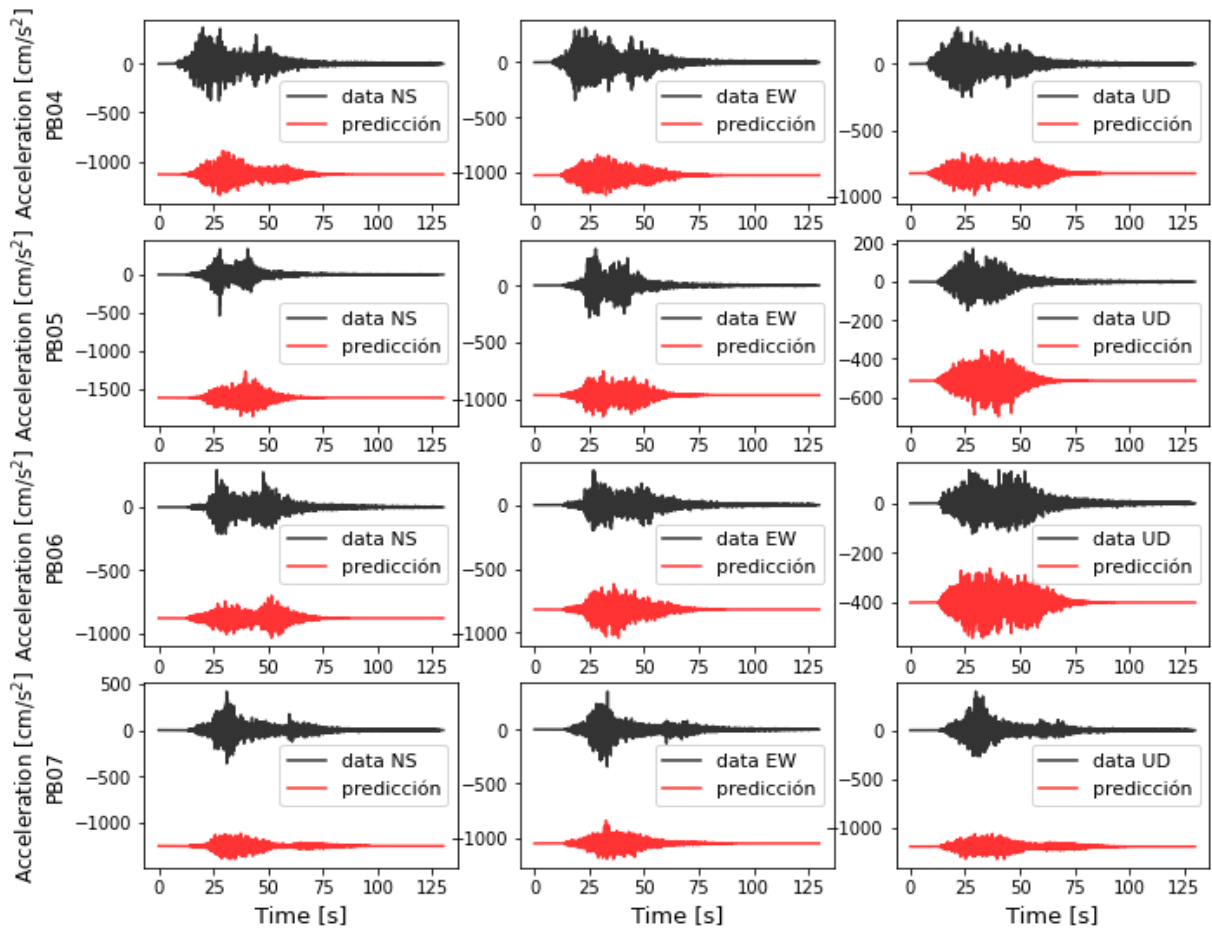


Figura 6.3: Registros de aceleración del terremoto de Tocopilla para las estaciones PB04, PB05, PB06 y PB07, junto con las predicciones obtenidas de la inversión del modelo de distribución de deslizamiento incluyendo el decaimiento espectral γ . Tanto los registros como las simulaciones se filtran en el rango de frecuencias 0.05-20 Hz.

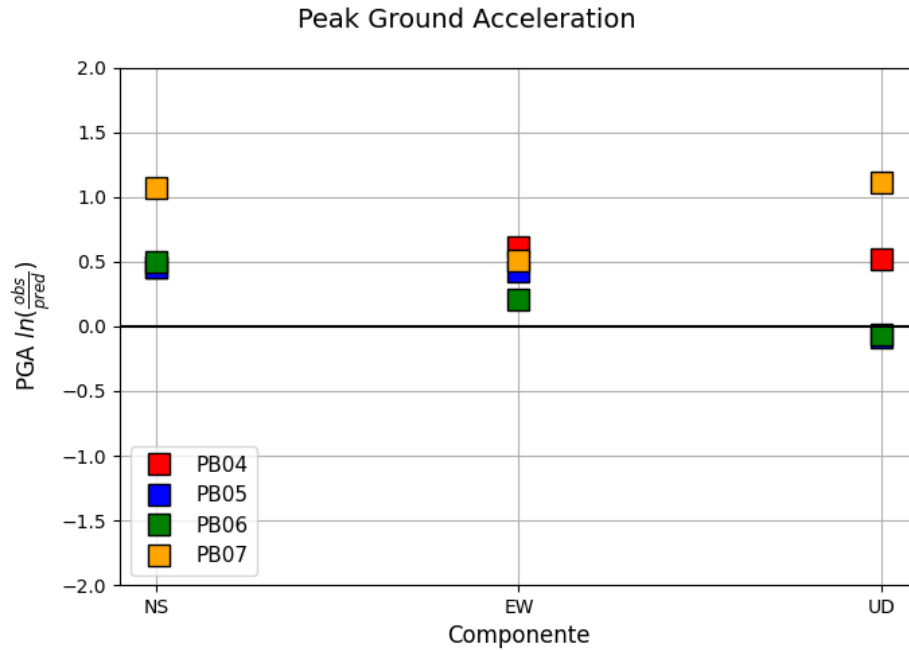


Figura 6.4: Comparación entre los *Peak Ground Acceleration* calculados para los registros observados y las predicciones en cada estación y componente. El eje x del gráfico muestra las estaciones y los distintos tipos de marcadores indican las 3 componentes Norte-Sur, Este-Oeste y Vertical. Se calcula el ajuste como el logarítmico entre el PGA observado y el predicho.

Luego, para analizar más en detalle la concordancia entre las predicciones y las observaciones se examinan los PGA en la Figura 6.4, los espectros de respuesta en las Figuras 6.5 y 6.6, y se calcula la bondad de ajuste entre los espectros de respuesta observados y simulados en la Figura 6.7.

Para los valores de PGA se observa que estos concuerdan mejor para la componente Este-Oeste, donde el indicador tiene un máximo de ~ 0.6 para la estación PB04. Luego, para las componentes Norte-Sur y Vertical se tiene un buen ajust en el PGA para todas las estaciones a excepción de la PB07, donde el indicar toma un valor > 1 .

Dicho lo anterior, se observa en general un buen ajuste del PGA (aproximadamente ≤ 0.5) en todos los registros a excepción de las componentes NS y Z en la estación PB07. Se observa además una tendencia a subestimar los peaks de aceleración.

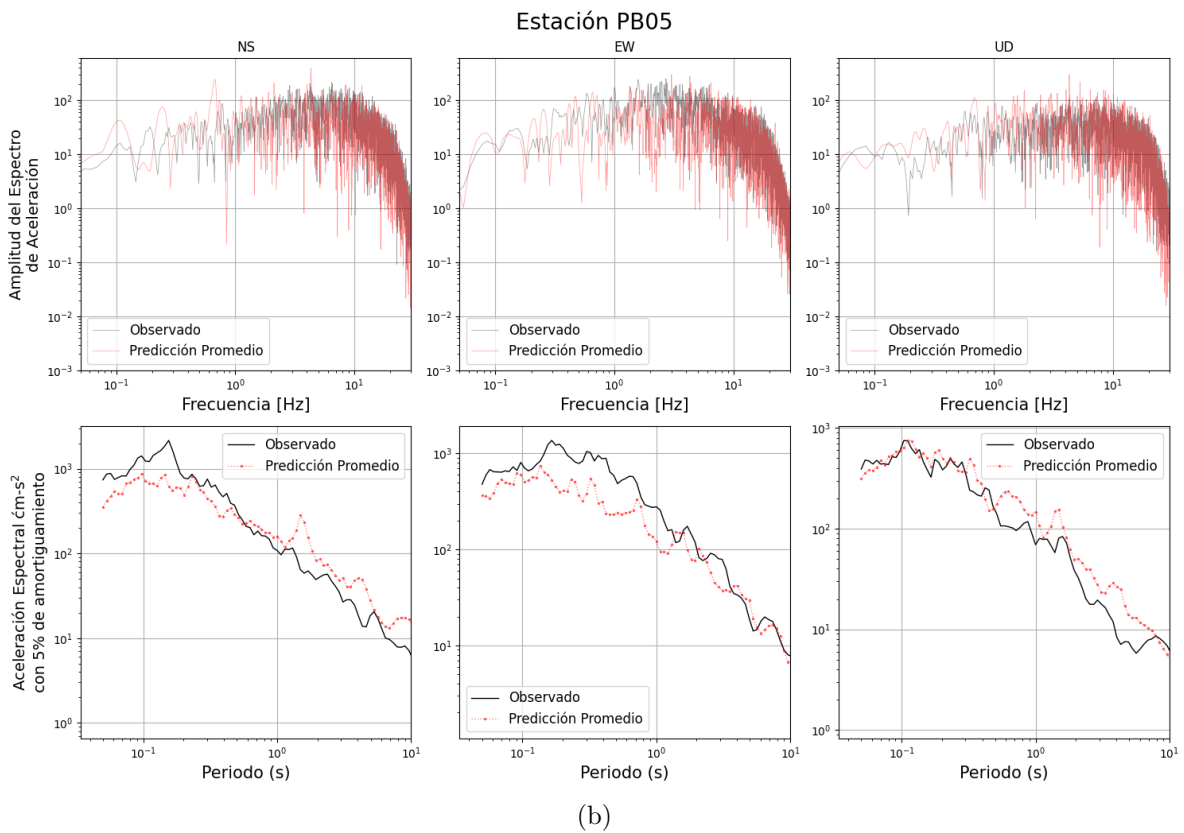
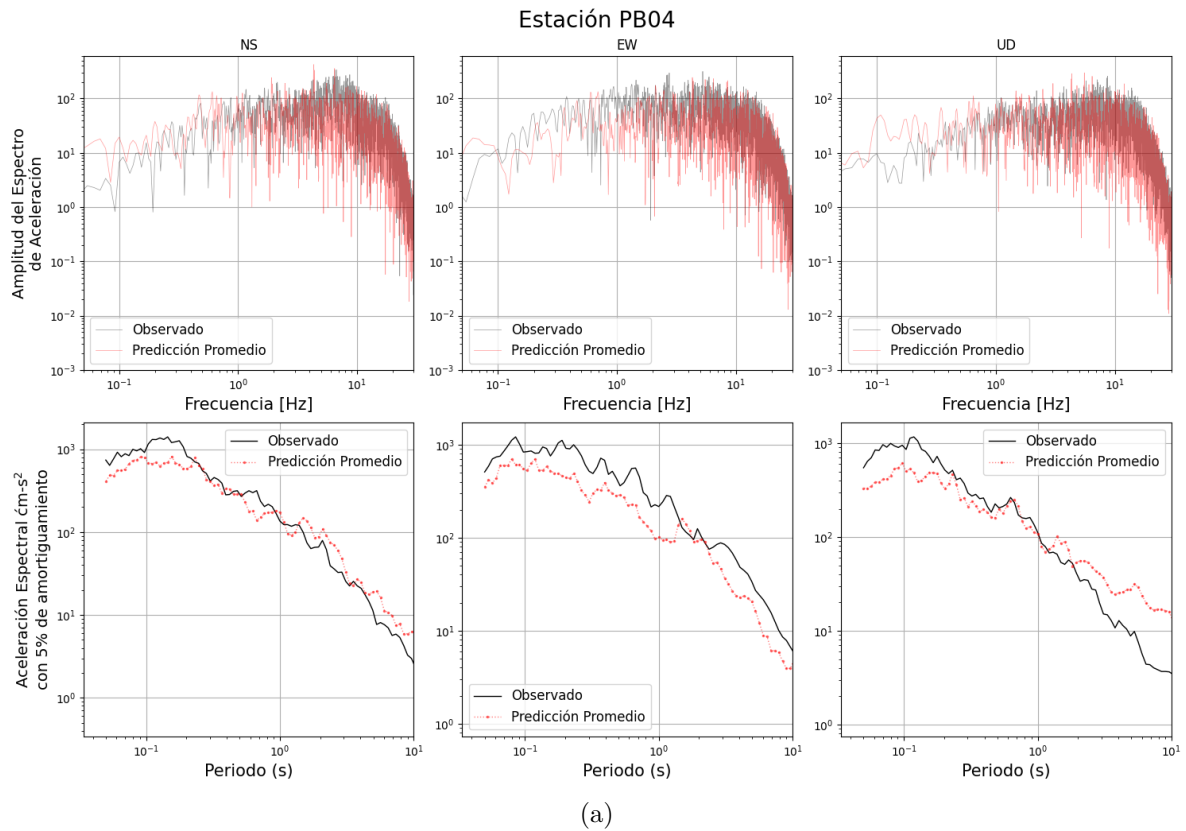


Figura 6.5: Espectros de Fourier y espectros de respuesta de aceleración para los registros observados y simulados para el terremoto de Tocopilla, para la estación (a) PB04, (b) PB05.

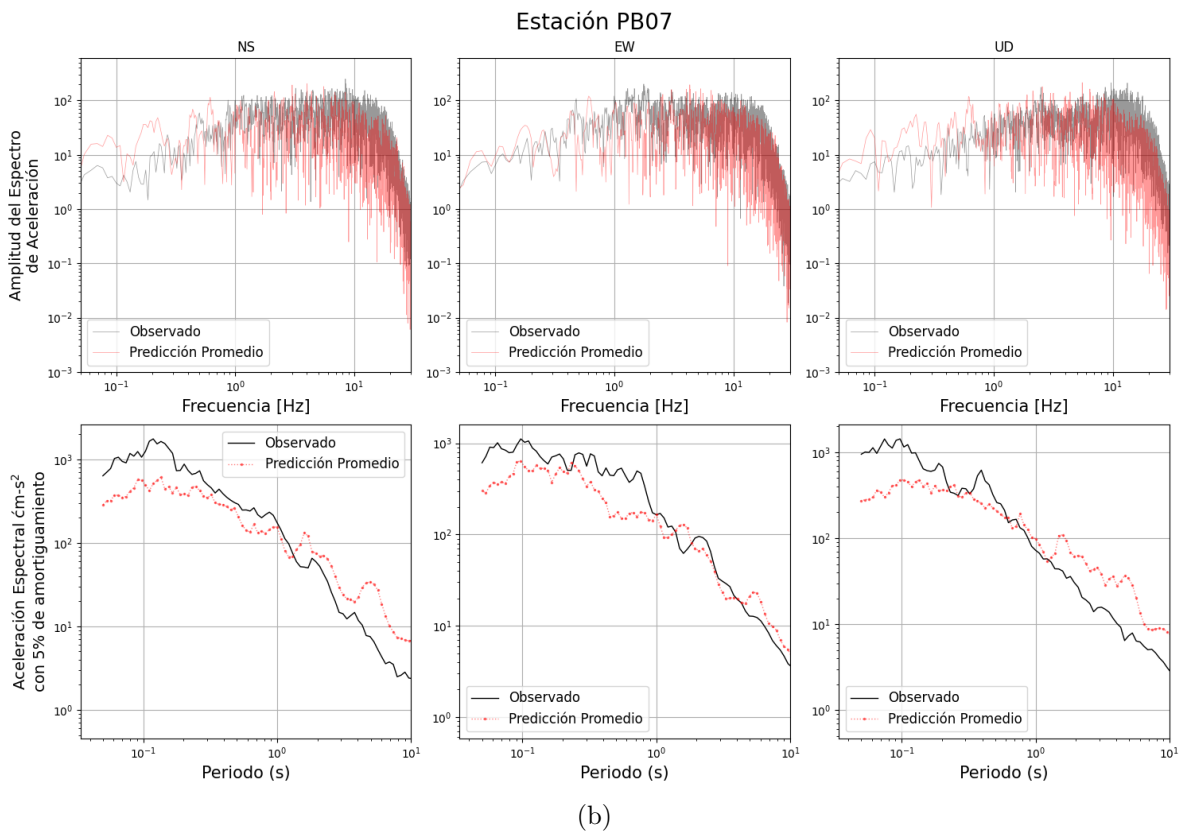
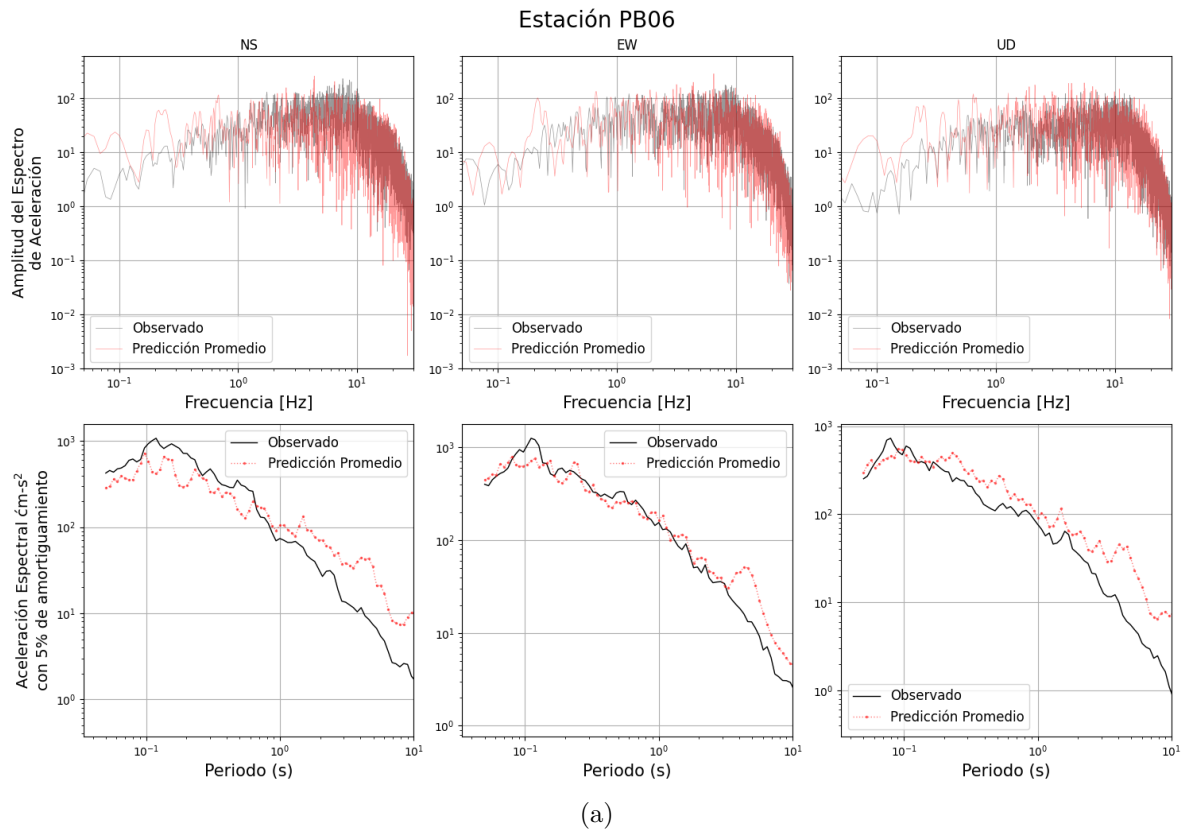


Figura 6.6: Espectros de Fourier y espectros de respuesta de aceleración para los registros observados y simulados para el terremoto de Tocopilla, para la estación (a) PB06 y (b) PB07.

Posteriormente, se verifican los espectros de respuesta de pseudo-aceleración, donde se observa un buen ajuste para las estaciones PB04, PB05 y PB06, mientras que para la estación PB07 se observa un buen ajuste para períodos en torno a 1 s. Las mayores diferencias se observan en los extremos de períodos bajos y/o altos.

Luego, examinando el GOF entre ambos espectros se observa que se tiene un buen ajuste para los períodos entre 0.2 y 2 segundos aproximadamente. Seguido de esto, se observa una tendencia a subestimar las aceleraciones para períodos < 1 s y una tendencia a sobrestimar las aceleraciones para períodos > 1 s. Además se tiene que para períodos largos > 2 s el ajuste empeora, con un bias < -1 , en particular en las componentes Norte-Sur y Vertical, aumentando también el error asociado.

Resumiendo, se observa un buen ajuste con algunas diferencias en las amplitudes entre los registros observados y simulados, con una tendencia general a subestimar, sobre todo en los períodos cortos (< 1 s). Se observa además una mejor predicción de las aceleraciones en las estaciones más cercanas, mientras que para la estación más lejana (PB07) se tiene una subestimación más significativa en el movimiento del suelo.

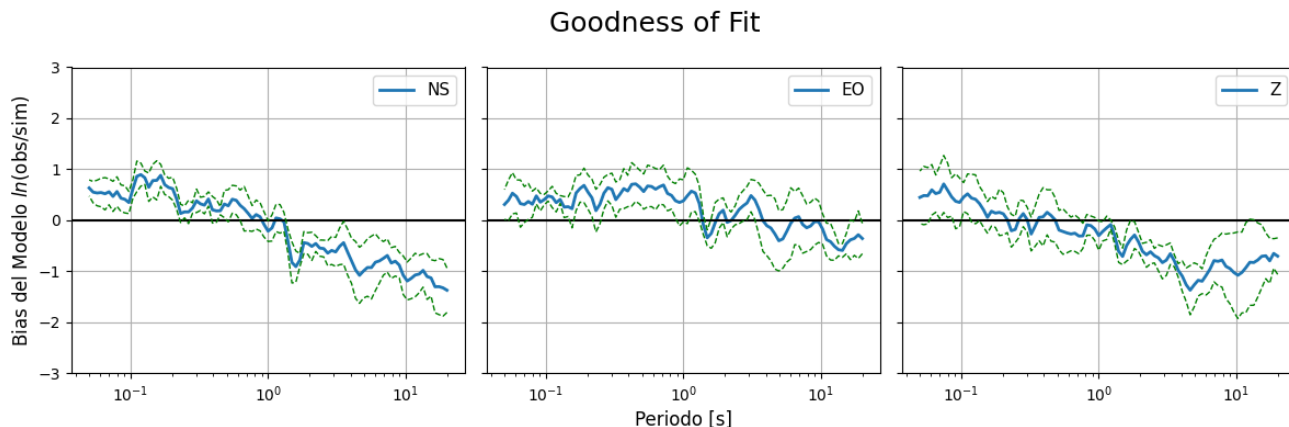


Figura 6.7: Bondad de ajuste (GOF) para los espectros de respuesta observados y predichos.

6.1.2. Inversión de parámetros de fuente incluyendo *stress drop*

A continuación, se procede a examinar los resultados de la inversión considerando el parámetro de *stress drop* $\Delta\sigma$ junto con los parámetros anteriores. Al igual que en la inversión anterior, la tasa de rechazo en las últimas etapas de esta inversión es sumamente alta, por lo que la última etapa consiste en un único modelo para todas las muestras.

El modelo estimado se muestra en la Figura 6.9, junto con las estimaciones para cada parámetro en la Tabla 6.3. Se observa que el tamaño estimado de las asperezas es cercano al obtenido en la inversión anterior, con algunas diferencias en los deslizamientos máximos, siendo S_{max_2} mayor por 1 m. La ubicación estimada del centroide de la segunda aspereza se encuentra también al sur-oeste del hipocentro, un poco más al norte que la ubicación

estimada en la primera inversión, por lo que la ruptura se extiende solo hasta el inicio de la península de Mejillones. Para la velocidad de ruptura se obtiene un valor menor de 3.41 km/s, al igual que el valor de γ el cual corresponde a 1.55. Por último el *stress drop* estimado corresponde a 30 bares, el cual es cercano al valor de 34 bares propuesto por Seno (2014).

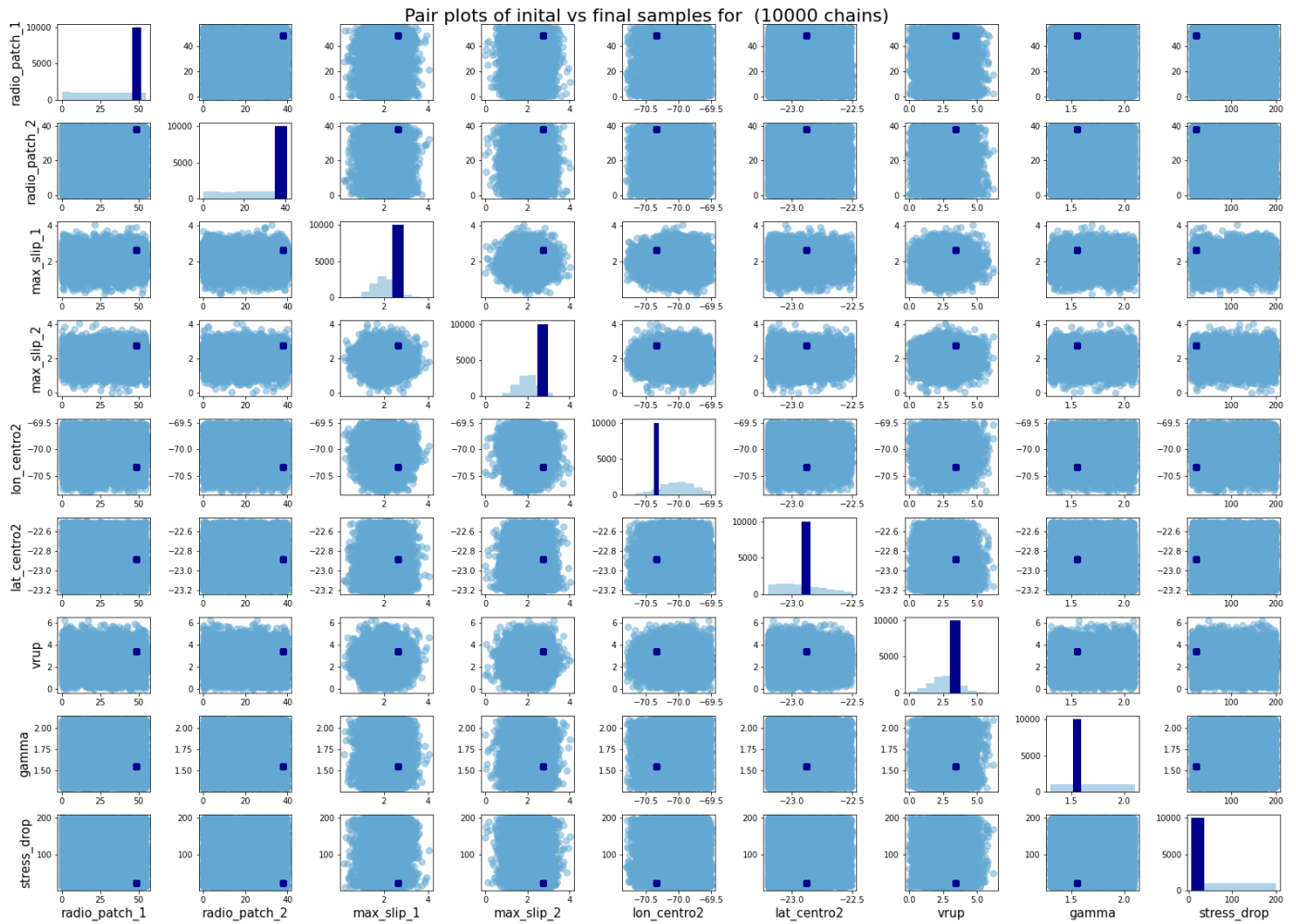


Figura 6.8: Muestras iniciales versus muestras finales para el test de inversión sintético de 9 parámetros.

Slip distribution from posterior mean
 $M_0=7.37e+27$ [dyne*cm], $M_w=7.88$

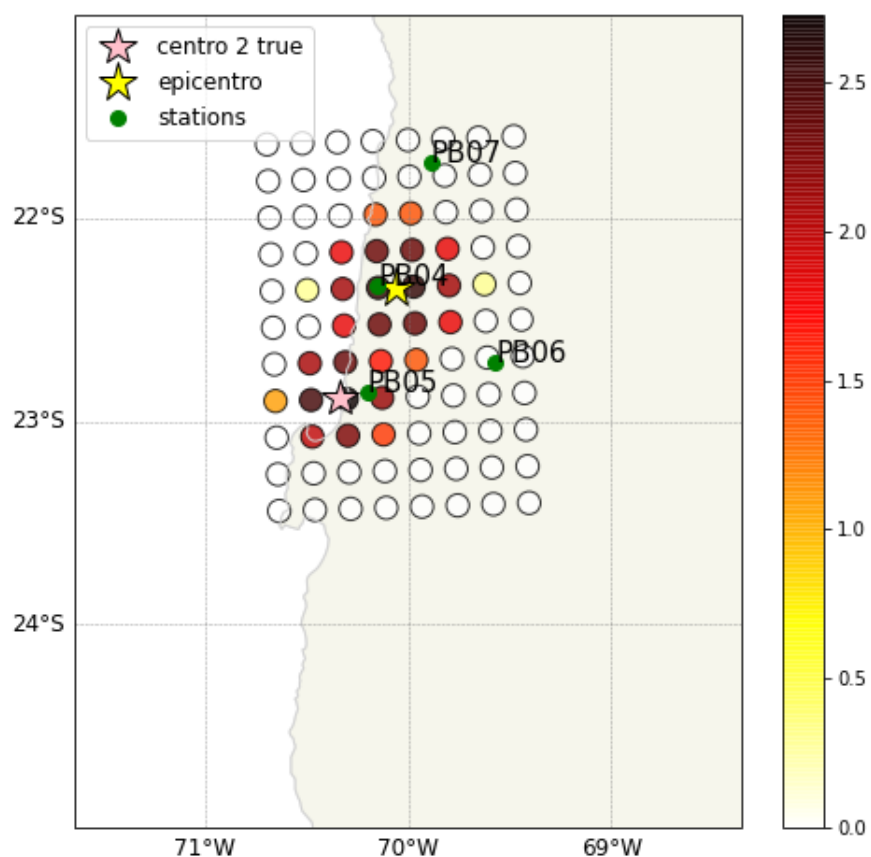


Figura 6.9: Modelo de distribución de deslizamiento estimado para el terremoto de Tocopilla de 2007. Se asume una parametrización circular para las dos parches. Se invierten los parámetros de fuente incluyendo el *stress drop* $\Delta\sigma$.

Luego, en la Figura 6.10 se tienen las observaciones junto con las simulaciones del modelo estimado. Se observa que la mayoría de las predicciones simulan bien la forma de onda con algunas diferencias en las amplitudes, con una tendencia a subestimarlas. En comparación con las predicciones obtenidas en la primera inversión, no se observan mayores diferencias en el ajuste.

Tabla 6.3: Valores estimados para el modelo de ruptura del terremoto de Tocopilla, para los parámetros de la fuente incluyendo el *stress drop*.

Parámetro	Valor estimado
Radio 1	49 km
Radio 2	38 km
Slip máximo 1	3 m
Slip máximo 2	2.6 m
Longitud 2	-70.34 °
Latitud 2	-22.88 °
Velocidad de ruptura	3.41 km/s
Gamma	1.55
Stress drop	30 bar

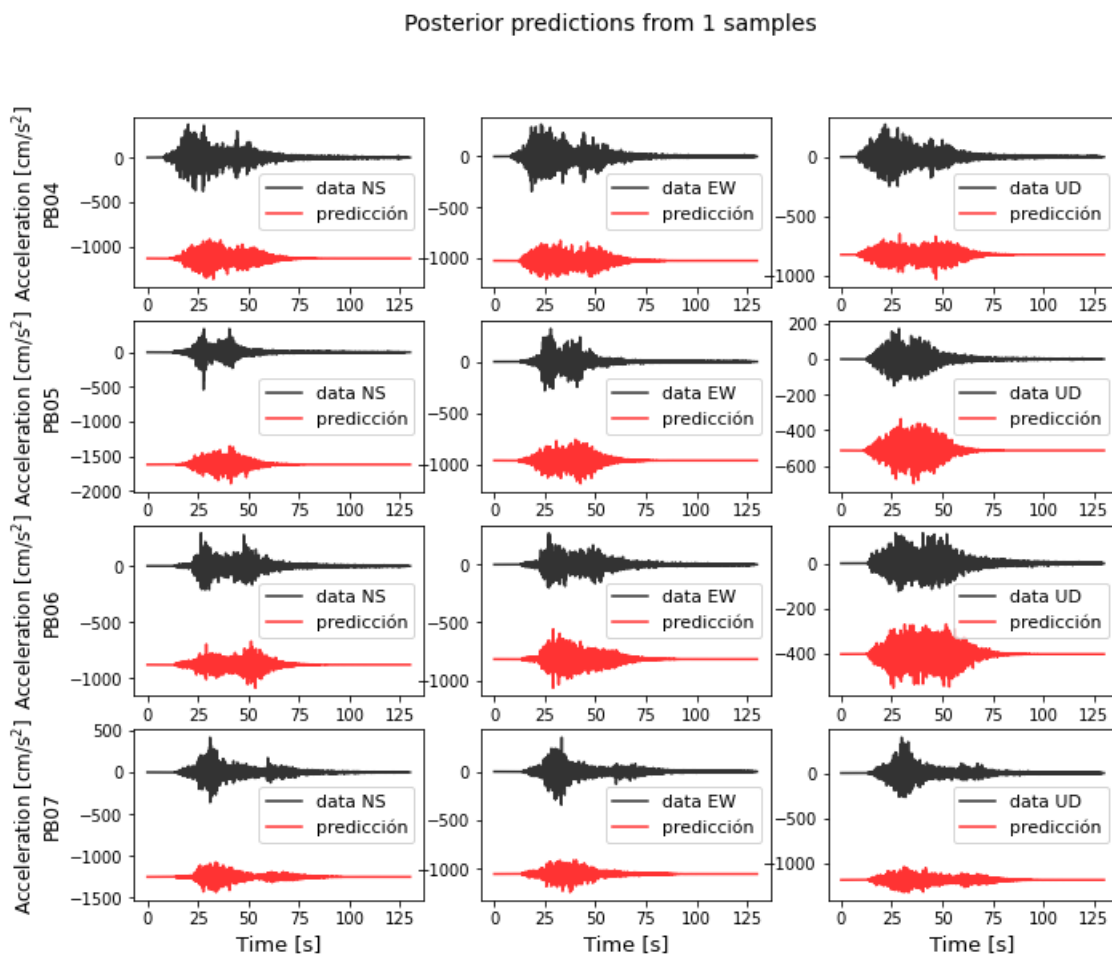


Figura 6.10: Registros de aceleración del terremoto de Tocopilla para las estaciones PB04, PB05, PB06 y PB07, junto con las predicciones obtenidas de la inversión del modelo de distribución de deslizamiento asumiendo una parametrización circular para las dos parches. Se invierten los parámetros de fuente incluyendo el *stress drop* $\Delta\sigma$. Tanto los registros como las simulaciones se filtran en el rango de frecuencias 0.05-20 Hz.

Luego, de acuerdo a los PGA en los registros de aceleración, se vuelve a observar una tendencia a subestimar este valor. Se observan algunas mejoras en el PGA estimado para la estación PB07, en las componentes Norte-Sur y Vertical. Para el resto de los valores se tienen diferencias pequeñas en relación a la inversión anterior.

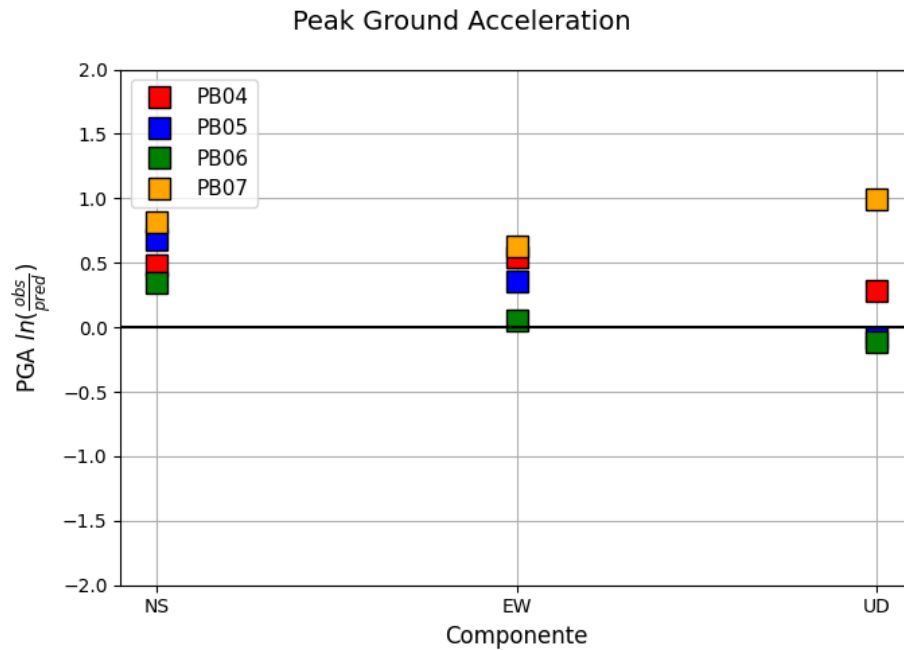


Figura 6.11: Comparación entre los *Peak Ground Acceleration* calculados para los registros observados y las predicciones en cada estación y componente. El eje x del gráfico muestra las estaciones y los distintos tipos de marcadores indican las 3 componentes Norte-Sur, Este-Oeste y Vertical. Se calcula el ajuste como el logaritmo entre el PGA observado y el predicho.

Por otro lado, se comparan los espectros de respuesta de pseudo-aceleración de las Figuras 6.12 y 6.13, donde se observan leves diferencias en algunos segmentos de períodos del espectro de respuesta. Esto se observa en el GOF como una leve mejora en el ajuste de los períodos entre 0.3 y 1 s. Sin embargo, el comportamiento general del bias es similar al observado en la inversión previa, con una tendencia a subestimar la aceleración de períodos < 1 s, y a sobrestimar los movimientos de suelo de períodos > 1 s.

Resumiendo los resultados anteriores, al incorporar el parámetro de caída de esfuerzo en la inversión se obtiene una predicción de las aceleraciones similar pero ligeramente mejor que la obtenida en la inversión considerando este parámetro fijo. Las diferencias principales se observan en las coordenadas estimadas para el centroide de la segunda aspereza, la cual se localiza aproximadamente 20 km más al norte que la ubicación encontrada en la inversión anterior. Como consecuencia, la velocidad de ruptura estimada en este caso es un poco menor, en particular, menor a la velocidad de corte en la fuente.

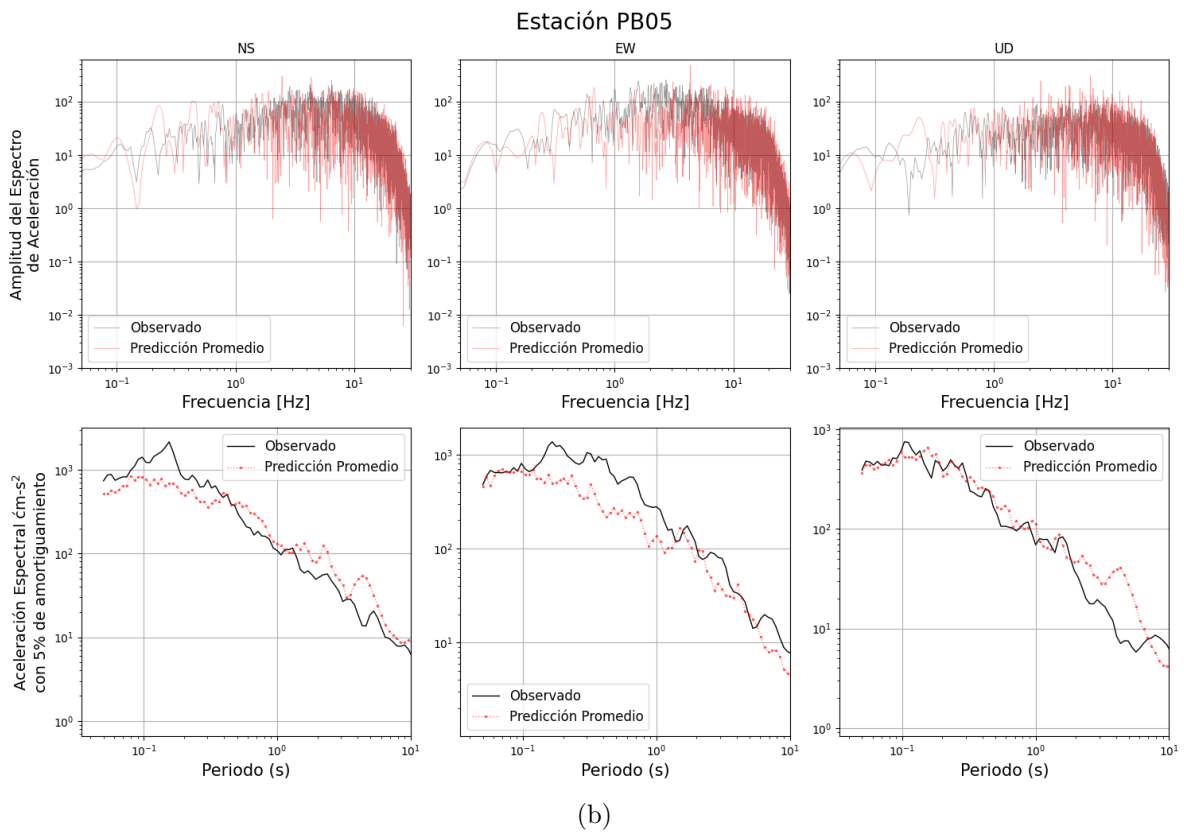
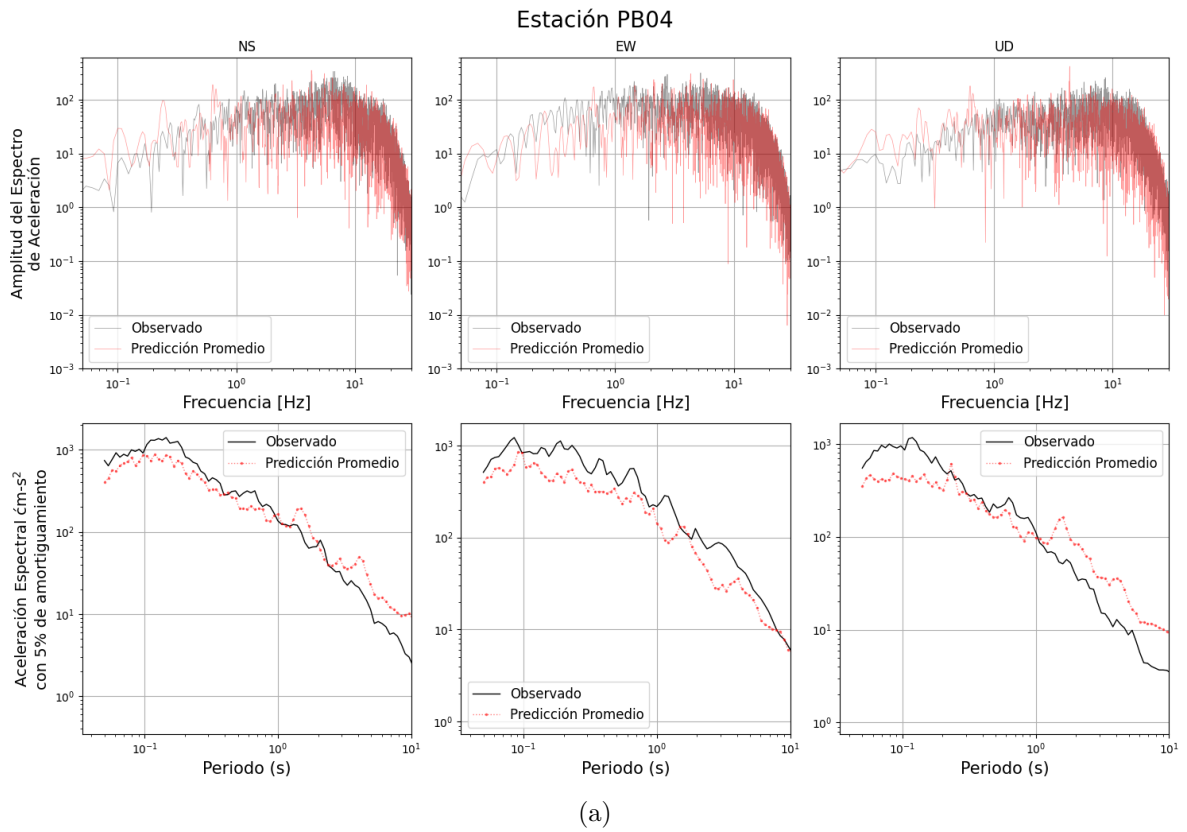


Figura 6.12: Espectros de Fourier y espectros de respuesta de aceleración para los registros observados y simulados para el terremoto de Tocopilla, para la estación (a) PB04, (b) PB05.

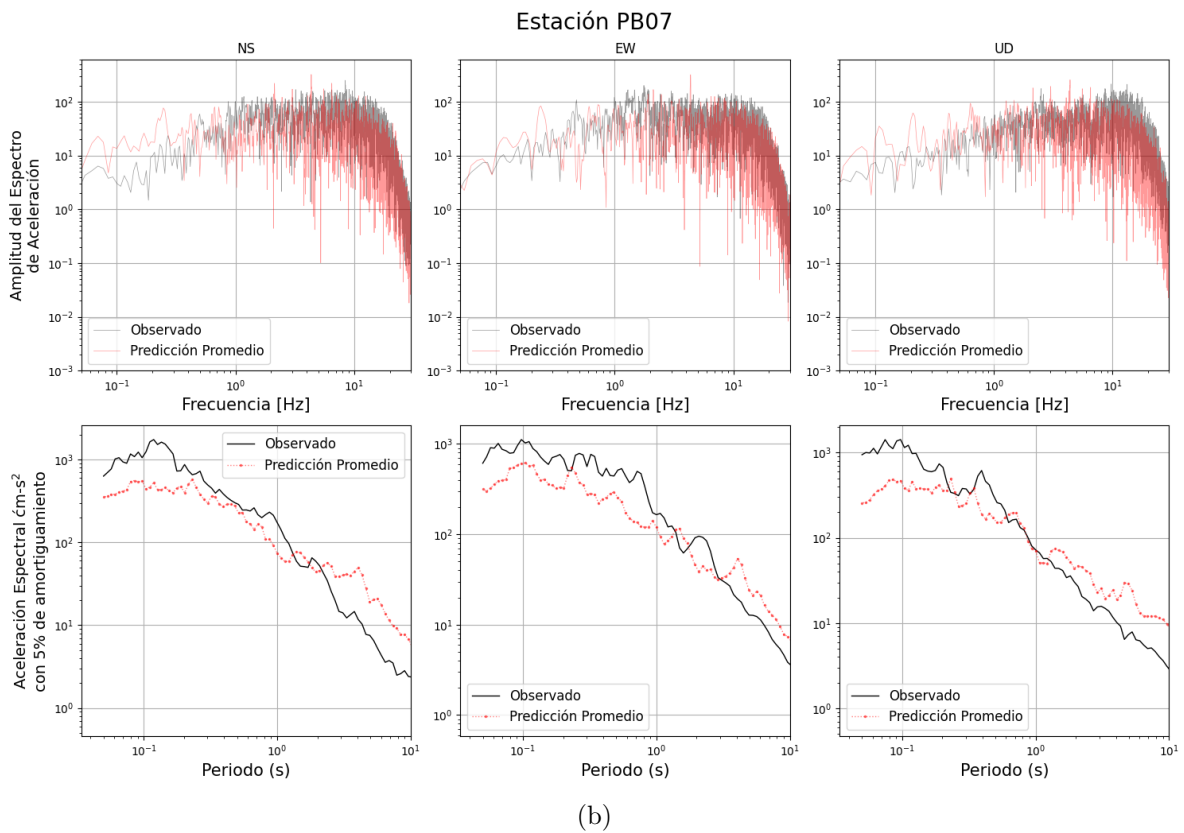
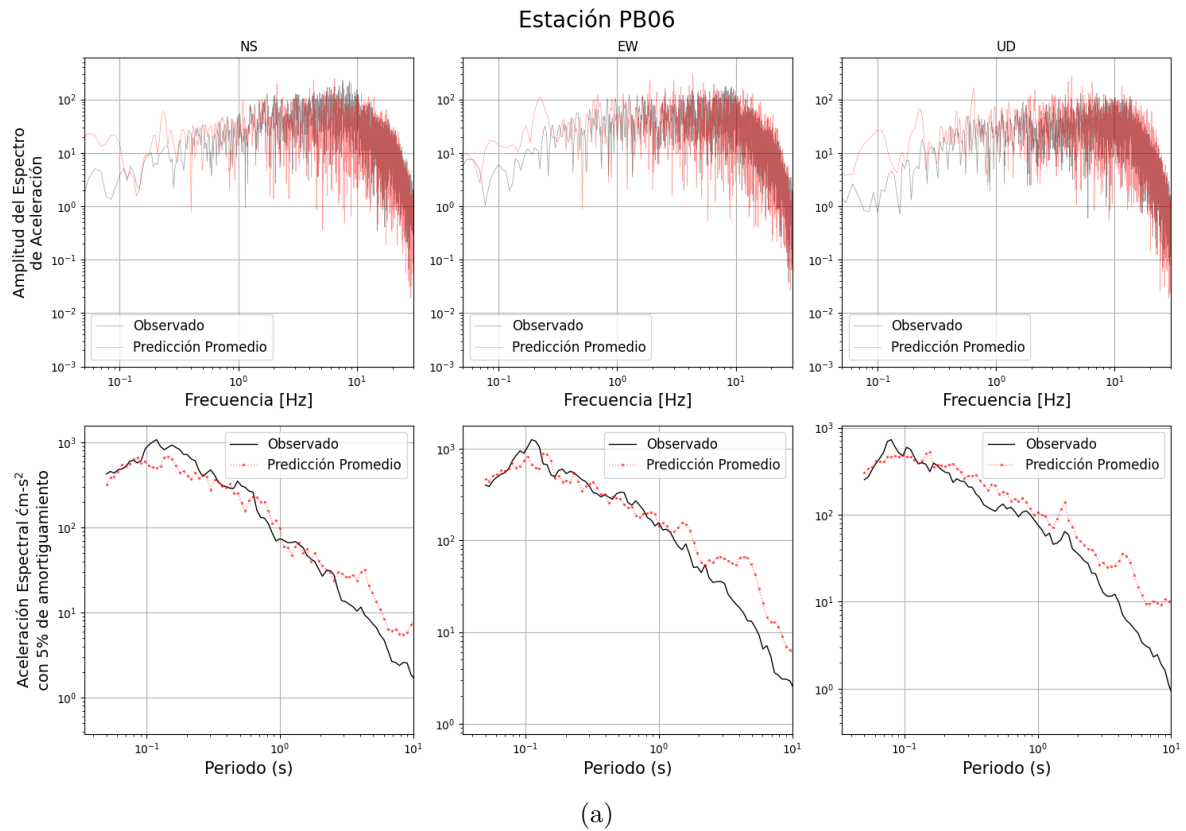


Figura 6.13: Espectros de Fourier y espectros de respuesta de aceleración para los registros observados y simulados para el terremoto de Tocopilla, para la estación (a) PB06 y (b) PB07.

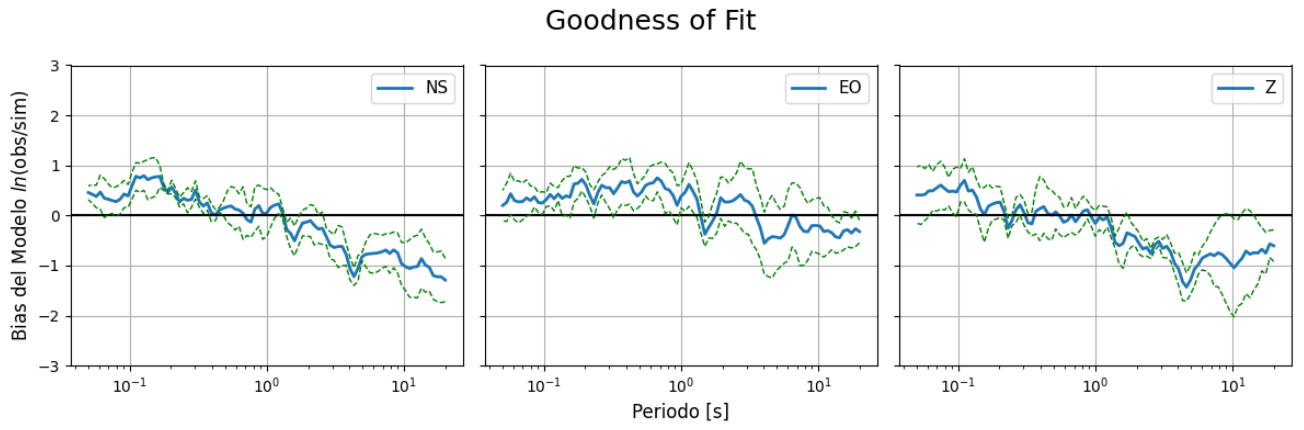


Figura 6.14: Bondad de ajuste (GOF) para los espectros de respuesta observados y predichos.

Capítulo 7

Discusión

A partir de los resultados obtenidos para el test de inversión sintético se advierte un muestreo ineficiente del espacio de parámetros, principalmente durante la etapa de perturbación del método TMCMC utilizado, donde las cadenas de Metropolis presentan una tasa de rechazo muy alta. Esto tiene como consecuencia que las muestras no sean alteradas luego de ser remuestreadas, por lo que se tienen muchos modelos repetidos en las muestras resultantes de cada etapa de β . Producto de esto, las muestras terminan convergiendo a un único valor por falta de perturbaciones.

Lo anterior es una consecuencia de no tener suficientes cadenas de Metropolis y de largos reducidos (se tienen largos $N_{MCMC} < 100$). En particular en etapas más avanzadas donde las muestras se encuentran concentradas en zonas de alta densidad de probabilidad, por lo que se vuelve más difícil encontrar un modelo mejor para reemplazar la muestra actual.

Dicho lo anterior, el principal obstáculo enfrentado en el desarrollo del trabajo es por un lado el costo computacional de la inversión, producto del tiempo de cómputo del modelo directo. Para este trabajo se eligió una discretización medianamente gruesa de 88 subfallas de $20 \times 20 \text{ km}^2$ cada una, ya que el tiempo de cómputo promedio del modelo directo para este plano de falla es de 1 s.

Por otro lado se tiene la complejidad de la función de densidad posterior que se busca muestrear dada la no linealidad del problema inverso. La suma de estos factores hace que se requiera una cantidad importante de procesadores para muestrear un número decente de cadenas y llevar a cabo la inversión de la mejor forma posible. Para la presente tesis se dispuso de 400 cores en 10 nodos para correr en paralelo las miles de cadenas. Lamentablemente, este es un número insuficiente de cadenas para obtener una distribución de probabilidades posterior completa y representativa.

Tomando en cuenta lo anterior, en este trabajo se decidió reducir el número de parámetros a un total de 8-9 con tal de aligerar el peso del alto costo computacional que conlleva esta metodología de inversión en esta cantidad de dimensiones. De tener acceso a más recursos sería deseable realizar esta inversión con un total de cientos de miles de cadenas con un largo del orden de 10^3 pasos, de forma de poder explorar el espacio a profundidad y tener un muestreo más detallado de la fdp posterior.

Adicionalmente, como posibles medidas para facilitar el muestreo de la distribución *a posteriori*, se propone por un lado aumentar el factor α en el cálculo de la matriz de covarianza C_p asociada al error de predicción del modelo directo. Por otro lado es posible reemplazar el método de muestreo de Metropolis por el método de muestreo de Gibbs, donde en lugar de mostrar la distribución conjunta de los parámetros, se muestrea la distribución condicional de cada uno de estos para construir la cadena de Markov en la etapa de perturbación de los modelos. Estas medidas pueden aumentar el ancho de los máximos de la fdp posterior y realizar un muestreo más eficiente del espacio de los parámetros, respectivamente.

A pesar de las dificultades mencionadas, se observa que el resultado obtenido para el test sintético corresponde al modelo artificial original, con pequeñas diferencias en los valores estimados de *slip* máximo y *stress drop*. Para el primero se observa que el parámetro no está bien constreñidos por la poca sensibilidad del modelo directo en relación a estos. Para el segundo se observa que el *trade off* que existe con el parámetro *gamma* hace que hayan múltiples combinaciones de valores para estos dos parámetros que pueden explicar los datos. No obstante, las predicciones obtenidas del modelo estimado coinciden perfectamente con los datos sintéticos. Aún cuando es posible estimar los parámetros dominantes del modelo de ruptura no es posible estimar la incerteza asociado a cada uno, a consecuencia de la dificultad en el muestreo.

Un parámetro incluido en esta estimación que no se encuentra presente en otros estudios es el parámetro γ . Se decidió agregar este parámetro en la inversión, ya que al tratarse de registros de movimiento fuerte en campo cercano se sabe que el decaimiento de altas frecuencias en el espectro de aceleración no necesariamente sigue una pendiente con $\gamma = 2$ (Madariaga et al., 2019), si no que puede tomar uno menor. Este parámetro afecta las amplitudes de los registros simulados, aumentando con un γ menor. Se observa que en las dos inversiones realizadas se estima un γ de 1.61 y 1.55 respectivamente.

Adicionalmente, se observan también algunos *trade-offs* entre pares de parámetros, tales como la velocidad de ruptura y la latitud del centro de la segunda aspereza, entre los radios y al velocidad de ruptura y entre el parámetro *gamma* y el *stress drop* mencionado recién. De ser capaz de muestrear una gran cantidad de cadenas y de largos superiores, se esperaría ver estas correlaciones en la fdp posterior.

Luego, de los resultados obtenidos para las dos inversiones de distribución de deslizamiento realizadas para el terremoto de Tocopilla, se advierten las mismas dificultades en el muestreo. En particular se percibe una tendencia general a subestimar las amplitudes de los registros, en especial en el rango de períodos menores a 1 s.

Por otro lado, se observa que al incorporar el parámetro de *stress drop* en la inversión se obtienen predicciones ligeramente mejores, además se obtiene una velocidad de ruptura dentro un rango más razonable. Al incluir una dimensión más la exploración se complejiza un poco más pero se pueden explorar más modelos.

Aun así, la parametrización y el modelo físico utilizado son aproximaciones de la realidad, por lo que hay efectos presentes que no se pueden modelar a través de estos. Entre estas aproximaciones se tienen las siguientes consideraciones que influyen en forma y amplitud de

las aceleraciones simuladas:

- Asperezas circulares: al limitar la geometría de los parches no es posible tener efectos de direccionalidad que podrían estar observándose en los registros del terremoto de Tocopilla.
- Patrón de radación promedio para todo el plano de falla: esto puede no estar simulando de forma realista las amplitudes de los registros en las distintas direcciones de propagación de las ondas.
- Una única velocidad de ruptura constante: esto influye en las llegadas de las emisiones de las ondas provenientes de la primera y segunda aspereza, así como la duración de la ruptura de cada una. Esta puede ser una posible razón de que se haya obtenido una velocidad de ruptura cercana a la velocidad de corte para la inversión considerando fijo el *stress drop*.

Es importante tomar en cuenta estas aproximaciones al momento de analizar las predicciones obtenidas para el terremoto de Tocopilla y el ajuste a las observaciones. Es posible que al complejizar la parametrización, considerando por ejemplo parches elípticos, una velocidad de ruptura para cada parche, etc) se obtengan simulaciones de aceleración más cercanas a las observadas. Sin embargo, esto aumentaría las dimensiones del problema y requeriría de más cadenas y recursos para lograr una buena exploración del espacio de los parámetros.

Por otro lado, se destaca que las coordenadas que se estimaron para la segunda aspereza, son similares en ambos casos con una diferencia de 0.2° en las latitudes estimadas. Se observa que esta aspereza se encuentra ubicada en dirección sur-oeste del hipocentro y debajo de la península de Mejillones, la cual se propone que se trata de una estructura responsable de la detención o nucleación de eventos (Victor et al. (2011); Delouis et al. (1997)).

Finalmente, comparando los modelos estimados en este trabajo con los modelos propuestos por Peyrat et al. (2010) se observan que las áreas estimadas para las asperezas son un poco mayores, lo cual lleva a sobrestimar el momento sísmico del terremoto, obteniendo magnitudes de momento entre 7.8 y 7.9. Por otro lado, se observan valores de *slip* máximos más cercanos a los estimados por Peyrat et al. (2010), sin embargo estos están influenciados por la distribución a priori definida inicialmente. Luego, la ubicación de la segunda aspereza estimada por Peyrat et al. se encuentra en una latitud cercana a la obtenida en la segunda inversión de este trabajo, pero en una longitud más Este. Estas diferencias son esperables al tener diferencias en la parametrización y una cantidad más reducida de variables a estimar.

De las dos inversiones realizadas, la distribución de *slip* obtenida en la segunda (considerando $\Delta\sigma$) es más cercana a la propuesta por Peyrat et al. (2010).

Capítulo 8

Conclusiones

En el desarrollo de esta tesis se observa que a partir de una metodología de inversión Bayesiana, junto con un modelo directo de simulación estocástica de acelerogramas, es posible estimar la distribución de deslizamiento de un terremoto como el evento de Tocopilla de 2007, a partir de las envolventes de los registros observados de aceleración en campo cercano en las altas frecuencias.

Se valida la metodología a través de dos tests sintéticos para la estimación de 8 y 9 parámetros respectivamente, considerados los mínimos necesarios para representar el modelo de ruptura, compuesto por dos parches circulares o asperezas donde se concentran los deslizamientos. De los parámetros incluidos en la inversión está el factor de decaimiento espectral γ del modelo de Brune, ya que para la región de campo cercano se ha visto que este factor toma un valor menor a 2 (Madariaga et al., 2019).

De los tests sintéticos se advierten limitaciones en la metodología, sobre todo en cuanto a la capacidad de estimar cada uno de los parámetros. Se observa que se logran estimar correctamente todos ellos a excepción de los valores máximos de *slip* al centro de las asperezas y la caída de esfuerzo. El primero, producto de la poca sensibilidad del modelo directo respecto a este parámetro, y el segundo producto de las múltiples combinaciones de pares de γ y $\Delta\sigma$ que no son posibles de ver en la fdp posterior, por la alta tasa de rechazo evidenciada en las últimas etapas del algoritmo de inversión.

Como resultado, se advierte la importancia de tener suficientes recursos computacionales para procesar una gran cantidad de cadenas en la inversión, y de un largo tal que la tasa de aceptación sea mayor a 0 en espacial para las últimas etapas del muestreo. Aún más en el caso de tener un modelo directo costoso como lo es la metodología estocástica utilizada en este trabajo para simular los acelerogramas. De lo contrario, el método de inversión es incapaz de explorar el espacio de modelos de forma completa y termina prematuramente obteniendo como resultado un único modelo, correspondiente a uno de los modelos de alta probabilidad que existen en el espacio.

Por último, se aplica la metodología a los datos de aceleración del terremoto de Tocopilla Mw 7.7 del 2007, donde a partir de las envolventes de los registros se encuentran dos modelos probables para dos casos distintos de parametrización. La primera considerando fijo el *stress*

drop en 34 bares y el segundo incluyéndolo como parámetro a estimar en la inversión. En promedio se estima una distribución de deslizamiento con dos asperezas circulares con radios entre 40-50 km, donde la primera está fijada con su centro en el hipocentro y la segunda se localiza en dirección sur-oeste debajo de la península de Mejillones. Se estima además un γ menor a 2, cercano a 1.55-1.6. Los modelos de ruptura encontrados generan respuestas de aceleración que se ajustan bien a las observaciones, con amplitudes levemente menores para estaciones y componentes particulares. Se observa una tendencia general a subestimar las aceleraciones de los registros, donde el rango de períodos donde se tiene un mejor ajuste corresponde a 0.2 - 2 segundos.

De ambas inversiones se tiene que la distribución de *slip* obtenida incluyendo el parámetro de *stress drop*, estima mejor la magnitud del terremoto (Mw 7.88) y es más cercana a la propuesta por otros estudios de inversión de fuente, a partir de registros de baja frecuencia (Peyrat et al., 2010).

A partir de lo anterior se concluye que de contar con los recursos necesarios y una parametrización simple como el uso de parches circulares para representar la ruptura de un evento sísmico es posible aplicar esta metodología para obtener soluciones de la distribución de deslizamiento que expliquen los movimientos fuertes del suelo, sin necesidad de filtrarlos a un rango de frecuencias bajo como es usual.

Bibliografía

- Aguirre, P., Vásquez, J., de la Llera, J. C., González, J., y González, G. (2018). Earthquake damage assessment for deterministic scenarios in iquique, chile. *Natural Hazards*, 92(3), 1433–1461.
- Aki, K. (1967). Scaling law of seismic spectrum. *Journal of geophysical research*, 72(4), 1217–1231.
- Aki, K., y Richards, P. G. (2002). *Quantitative seismology*.
- Astroza, M., Omerovic, J., Astroza, R., Music, J., Saragoni, R., Alvarez, I., ... Rabello, O. (2008). Intensity and damage assessment of the 2007 tocopilla earthquake, chile. *Earthquake Engineering and Research Institute, Published online at <http://www.eeri.org/site/content/view/156/35>*.
- Beresnev, I. A., y Atkinson, G. M. (1997). Modeling finite-fault radiation from the ω n spectrum. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 87(1), 67–84.
- Boore, D. M. (1983). Stochastic simulation of high-frequency ground motions based on seismological models of the radiated spectra. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 73(6A), 1865–1894.
- Boore, D. M. (2003). Simulation of ground motion using the stochastic method. *Pure and applied geophysics*, 160(3), 635–676.
- Brune, J. N. (1970). Tectonic stress and the spectra of seismic shear waves from earthquakes. *Journal of geophysical research*, 75(26), 4997–5009.
- Ching, J., y Chen, Y.-C. (2007). Transitional markov chain monte carlo method for bayesian model updating, model class selection, and model averaging. *Journal of engineering mechanics*, 133(7), 816–832.
- Comte, D., y Pardo, M. (1991). Reappraisal of great historical earthquakes in the northern chile and southern peru seismic gaps. *Natural hazards*, 4(1), 23–44.
- Contreras-Reyes, E., Jara, J., Grevemeyer, I., Ruiz, S., y Carrizo, D. (2012). Abrupt change in the dip of the subducting plate beneath north chile. *Nature Geoscience*, 5(5), 342–345.
- Delouis, B., Monfret, T., Dorbath, L., Pardo, M., Rivera, L., Comte, D., ... others (1997). The mw= 8.0 antofagasta (northern chile) earthquake of 30 july 1995: A precursor to the end of the large 1877 gap. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 87(2), 427–445.
- Delouis, B., Pardo, M., Legrand, D., y Monfret, T. (2009). The m w 7.7 tocopilla earthquake of 14 november 2007 at the southern edge of the northern chile seismic gap: rupture in the deep part of the coupled plate interface. *Bulletin of the Seismological Society of*

America, 99(1), 87–94.

- Duputel, Z., Agram, P. S., Simons, M., Minson, S. E., y Beck, J. L. (2014). Accounting for prediction uncertainty when inferring subsurface fault slip. *Geophysical Journal International*, 197(1), 464–482.
- Duputel, Z., Jiang, J., Jolivet, R., Simons, M., Rivera, L., Ampuero, J.-P., ... others (2015). The iquique earthquake sequence of april 2014: Bayesian modeling accounting for prediction uncertainty. *Geophysical Research Letters*, 42(19), 7949–7957.
- Evans, R. (1984). Effects of the free surface on shear wavetrains. *Geophysical Journal International*, 76(1), 165–172.
- Graves, R. W., y Pitarka, A. (2010). Broadband ground-motion simulation using a hybrid approach. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 100(5A), 2095–2123.
- Greve, F. (1960). Extracto de la historia de la sismología en chile. En *Anales de la facultad de ciencias físicas y matemáticas* (Vol. 17, pp. ág–13).
- Hanks, T. C., y McGuire, R. K. (1981). The character of high-frequency strong ground motion. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 71(6), 2071–2095.
- Hanks, T. C., y Wyss, M. (1972). The use of body-wave spectra in the determination of seismic-source parameters. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 62(2), 561–589.
- Hastings, W. K. (s.f.). Monte carlo sampling methods using markov chains and their applications.
- Hayes, G. P., Herman, M. W., Barnhart, W. D., Furlong, K. P., Riquelme, S., Benz, H. M., ... Samsonov, S. (2014). Continuing megathrust earthquake potential in chile after the 2014 iquique earthquake. *Nature*, 512(7514), 295–298.
- Husen, S., Kissling, E., Flueh, E., y Asch, G. (1999). Accurate hypocentre determination in the seismogenic zone of the subducting nazca plate in northern chile using a combined on-/offshore network. *Geophysical Journal International*, 138(3), 687–701.
- Jiang, J., Baird, G., y Blair, D. (1998). Polarization and amplitude attributes of reflected plane and spherical waves. *Geophysical Journal International*, 132(3), 577–583.
- Joshi, A., y cols. (2014). Modeling of strong motion generation areas of the 2011 tohoku, japan earthquake using modified semi-empirical technique. *Natural hazards*, 71(1), 587–609.
- Kausel, E. (1986). Los terremotos de agosto de 1868 y mayo de 1877 que afectaron el sur del Perú y norte de chile. *Boletín de la Academia Chilena de Ciencias*, 3(1), 8–12.
- Lancieri, M., Madariaga, R., y Bonilla, F. (2012). Spectral scaling of the aftershocks of the tocopilla 2007 earthquake in northern chile. *Geophysical Journal International*, 189(1), 469–480.
- Lay, T., Yue, H., Brodsky, E. E., y An, C. (2014). The 1 april 2014 iquique, chile, mw 8.1 earthquake rupture sequence. *Geophysical Research Letters*, 41(11), 3818–3825.
- Lomnitz, C. (1970). Major earthquakes and tsunamis in chile during the period 1535 to 1955. *Geologische Rundschau*, 59(3), 938–960.

- Madariaga, R., Ruiz, S., Rivera, E., Leyton, F., y Baez, J. (2019). Near-field spectra of large earthquakes 2 3. *Pure and Applied Geophysics*, 176(3), 983–1001.
- Martino, L., Elvira, V., y Louzada, F. (2017). Effective sample size for importance sampling based on discrepancy measures. *Signal Processing*, 131, 386–401.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H., y Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *The journal of chemical physics*, 21(6), 1087–1092.
- Minson, S. (2010). *A bayesian approach to earthquake source studies* (PhD thesis). California Institute of Technology.
- Minson, S., Simons, M., y Beck, J. (2013). Bayesian inversion for finite fault earthquake source models i—theory and algorithm. *Geophysical Journal International*, 194(3), 1701–1726.
- Motazedian, D., y Atkinson, G. M. (2005). Stochastic finite-fault modeling based on a dynamic corner frequency. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 95(3), 995–1010.
- Norabuena, E., Leffler-Griffin, L., Mao, A., Dixon, T., Stein, S., Sacks, I. S., . . . Ellis, M. (1998). Space geodetic observations of nazca-south america convergence across the central andes. *Science*, 279(5349), 358–362.
- Ônishi, Y., y Horike, M. (2004, 12). The extended stochastic simulation method for close-fault earthquake motion prediction and comments for its application to the hybrid method. *Journal of Structural and Construction Engineering (Transactions of AIJ)*, 69, 37-44. doi: 10.3130/aijs.69.37_5
- Otarola, C., y Ruiz, S. (2016). Stochastic generation of accelerograms for subduction earthquakes. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 106(6), 2511–2520.
- Peyrat, S., Madariaga, R., Buforn, E., Campos, J., Asch, G., y Vilotte, J. (2010). Kinematic rupture process of the 2007 tocopilla earthquake and its main aftershocks from teleseismic and strong-motion data. *Geophysical Journal International*, 182(3), 1411–1430.
- Ramancha, M. K., Astroza, R., Madarshahian, R., y Conte, J. P. (2022). Bayesian updating and identifiability assessment of nonlinear finite element models. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 167, 108517.
- Rodolfo Saragoni, G., y Hart, G. C. (1973). Simulation of artificial earthquakes. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 2(3), 249–267.
- Ruegg, J., Campos, J., Armijo, R., Barrientos, S., Briole, P., Thiele, R., . . . others (1996). The mw= 8.1 antofagasta (north chile) earthquake of july 30, 1995: first results from teleseismic and geodetic data. *Geophysical Research Letters*, 23(9), 917–920.
- Ruiz, S. (2012). *Kinematic and dynamic inversions of subduction earthquakes using strong motion and cgps data* (PhD thesis). University of Chile, Chile and Institut de Physique du Globe de Paris, France.
- Ruiz, S., y Madariaga, R. (2018). Historical and recent large megathrust earthquakes in chile. *Tectonophysics*, 733, 37–56.
- Ruiz, S., Metois, M., Fuenzalida, A., Ruiz, J., Leyton, F., Grandin, R., . . . Campos, J. (2014).

Intense foreshocks and a slow slip event preceded the 2014 Iquique m w 8.1 earthquake. *Science*, 345(6201), 1165–1169.

- Ruiz, S., Ojeda, J., Pastén, C., Otarola, C., y Silva, R. (2018). Stochastic strong motion simulation in borehole and on surface for the mw 9.0 Tohoku-Oki 2011 megathrust earthquake considering p, sv and sh amplification transfer functions. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 108(5A), 2333–2346.
- Schurr, B., Asch, G., Rosenau, M., Wang, R., Oncken, O., Barrientos, S., ... Vilotte, J.-P. (2012). The 2007 Mw 7.7 Tocopilla northern Chile earthquake sequence: Implications for along-strike and downdip rupture segmentation and megathrust frictional behavior. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 117(B5).
- Seno, T. (2014). Stress drop as a criterion to differentiate subduction zones where Mw 9 earthquakes can occur. *Tectonophysics*, 621, 198–210.
- Victor, P., Sobiesiak, M., Glodny, J., Nielsen, S., y Oncken, O. (2011). Long-term persistence of subduction earthquake segment boundaries: Evidence from Mejillones Peninsula, northern Chile. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 116(B2).
- Yagi, Y., y Fukahata, Y. (2011). Introduction of uncertainty of Green's function into waveform inversion for seismic source processes. *Geophysical Journal International*, 186(2), 711–720.

ANEXOS

Anexo A: Tests sintéticos

A.1. Inversión sintética con *stress drop* fijo (8 parámetros)

Espectros de Fourier y espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5 % para los registros predichos del test sintético, para las estaciones PB05, PB06 y PB07

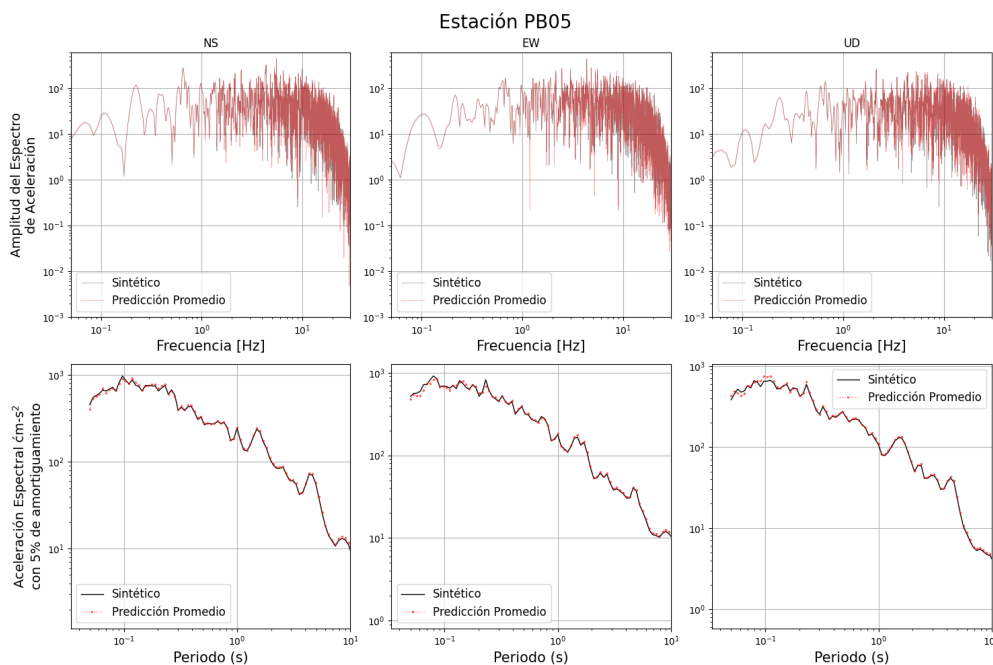


Figura 8.1: Espectros de Fourier y Espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5 % para los registros de aceleración sintéticos y predichos en la estación PB05.

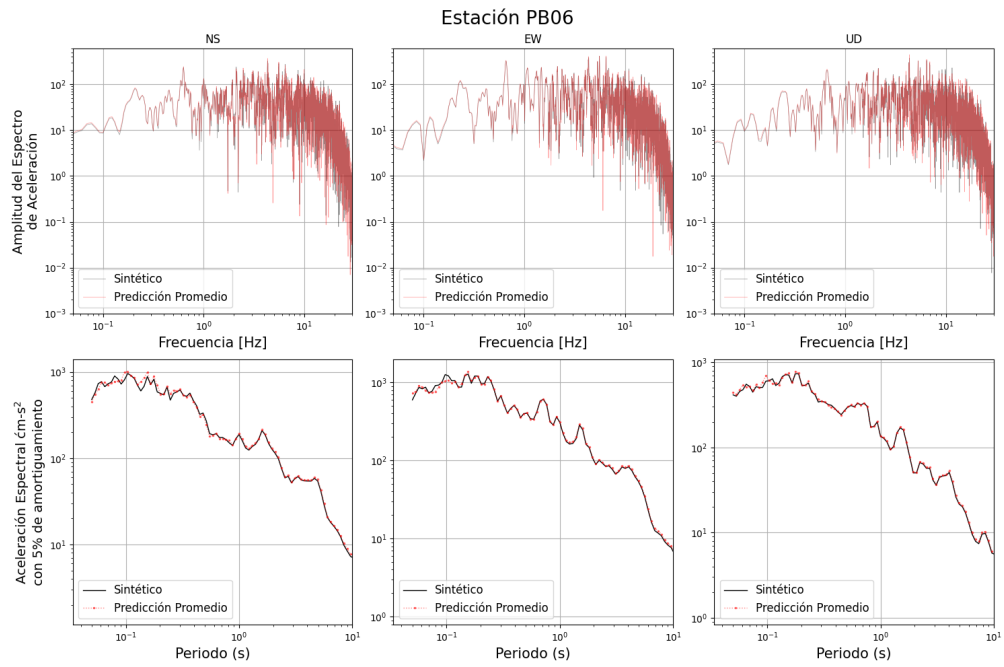


Figura 8.2: Espectros de Fourier y Espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5% para los registros de aceleración sintéticos y predichos en la estación PB06.

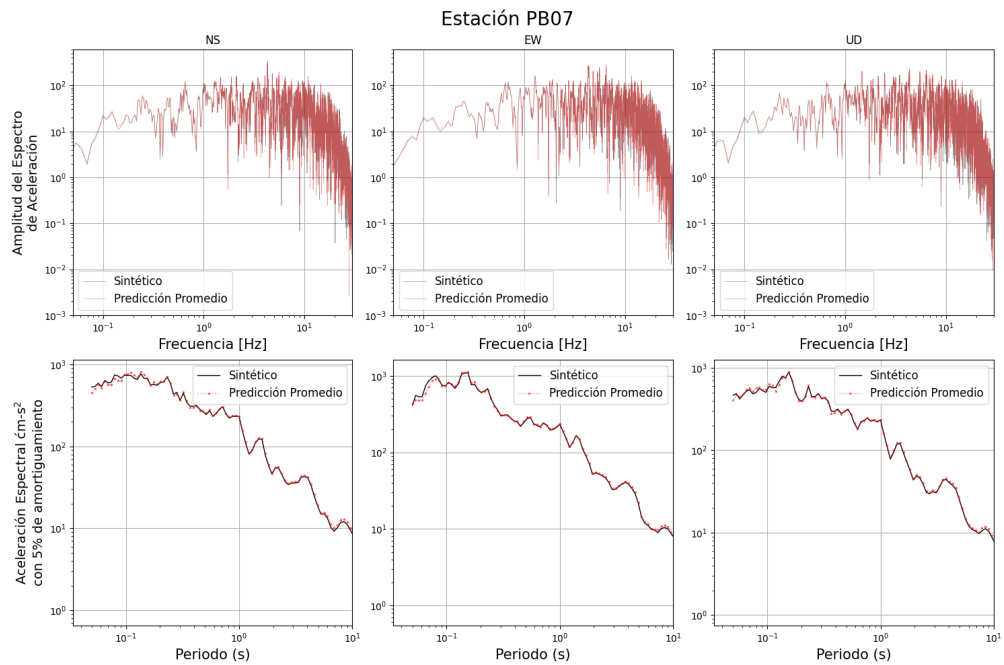


Figura 8.3: Espectros de Fourier y Espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5% para los registros de aceleración sintéticos y predichos en la estación PB07.

A.2. Inversión sintética con *stress drop* libre (9 parámetros)

Espectros de Fourier y espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5% para los registros predichos del test sintético, para las estaciones PB05, PB06 y PB07.

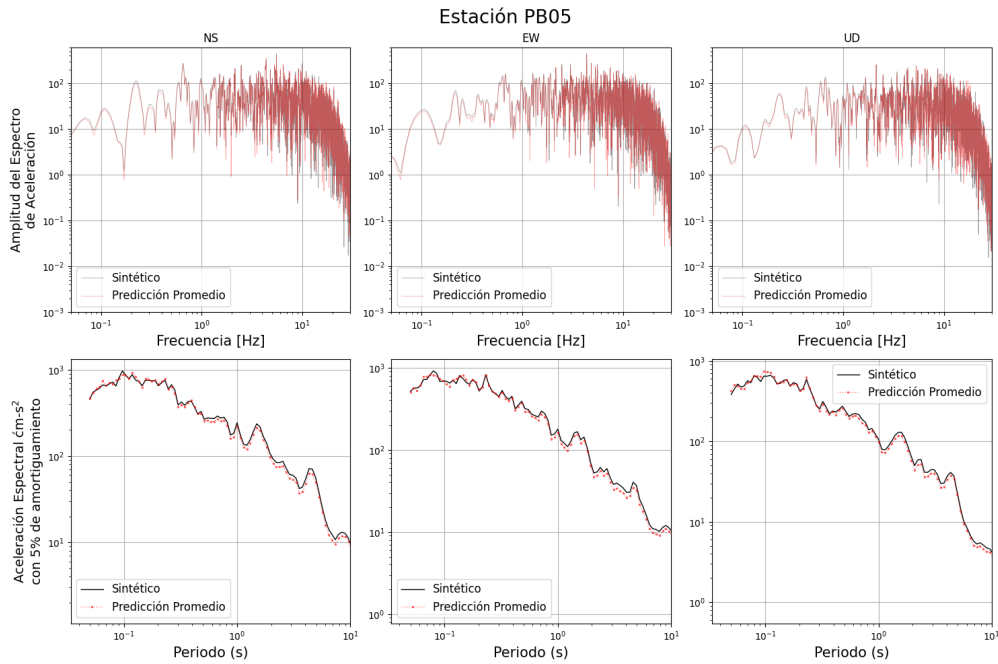


Figura 8.4: Espectros de Fourier y Espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5% para los registros de aceleración sintéticos y predichos en la estación PB05.

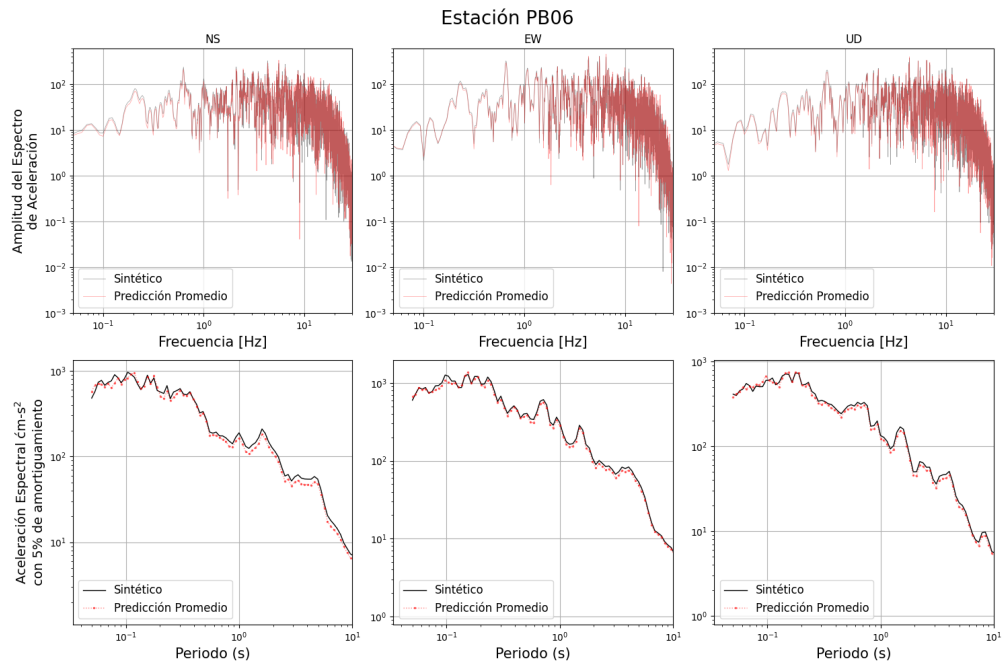


Figura 8.5: Espectros de Fourier y Espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5% para los registros de aceleración sintéticos y predichos en la estación PB06.

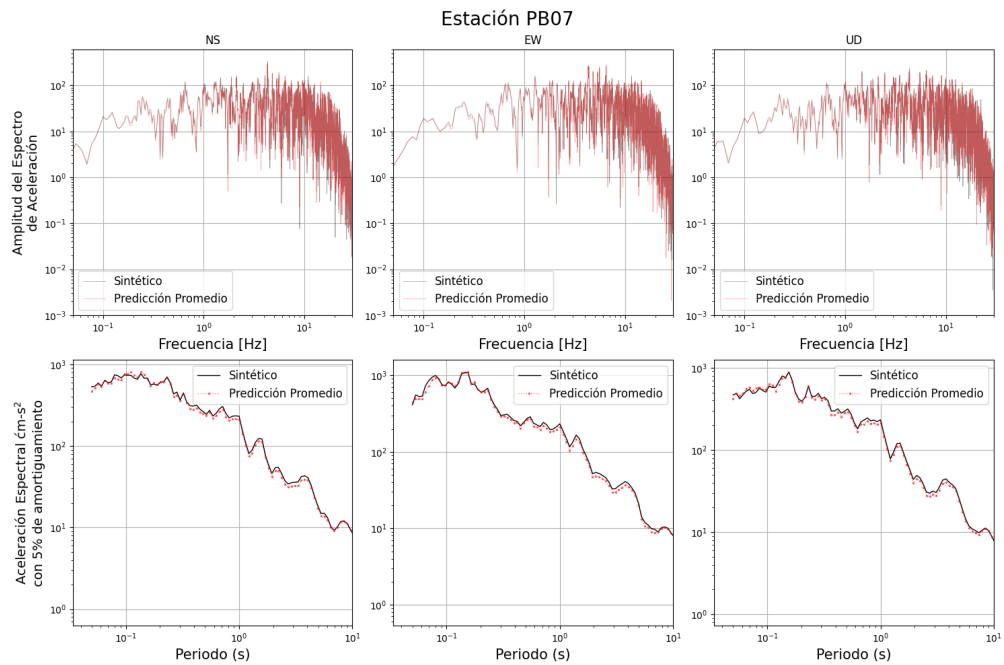


Figura 8.6: Espectros de Fourier y Espectros de respuesta de aceleración con un amortiguamiento del 5% para los registros de aceleración sintéticos y predichos en la estación PB07.

Anexo B: Test de sensibilidad

Se realizan las siguientes pruebas de sensibilidad con el objetivo de verificar la poca influencia de los parámetros de desplazamientos máximos en la respuesta de aceleración simulada a través de la metodología estocástica de Otarola y Ruiz (2016).

Se utiliza como punto de comparación el modelo artificial de ruptura definido para el test sintético, con *slip* máximos iguales a 6 y 4 m para la aspereza norte y sur respectivamente. A partir de este se varían los valores para S_{max_1} y S_{max_2} dentro de un rango de 1 - 9 m. Se prueban pares de *slip* máximos (S_{max_1} y S_{max_2}) de la siguiente forma:

$$S_{max_1} = \{1, 1.5, 2.0, 2.5, \dots, 9\}$$

$$S_{max_2} = \{9, 8.5, 8.0, 7.5, \dots, 1\}$$

donde el valor para la primera aspereza aumenta mientras que el de la segunda disminuye, con tal que mantener la magnitud del evento aproximadamente constante.

A partir de estos valores se generan las respuestas de aceleración manteniendo el resto de los parámetros constantes para las estaciones PB04 y PB05 (Figuras 8.7, 8.8, 8.9 y 8.10)

Luego, se comparan los espectros de Fourier de las aceleraciones y los espectros de respuesta de pseudo-aceleración con un amortiguamiento del 5 % para la estación PB04 (Figuras 8.11, 8.12, 8.13 y 8.14).

De la comparación de los registros de aceleración se observa que en general la diferencia que se observa entre las respuestas es sutil y se encuentra en la amplitud de la señal. A menor S_{max_1} menor es la amplitud a lo largo de todo el registro de aceleración (Figura 8.7), mientras que si S_{max_1} aumenta, independiente del valor de S_{max_2} , la amplitud del acelerograma completo también aumenta (Figura 8.10).

Estas diferencias se hacen más notorias al comparar los espectros de Fourier y los espectros de respuesta de pseudo-aceleración, donde se observa para los valores de $S_{max_1} < 6$ m una subestimación muy leve en los espectros de respuesta al igual que en el espectro de Fourier en particular en las frecuencias bajas (Figura 8.11).

Esta discrepancia se vuelve indistinguible para valores de S_{max_1} cercanos a 6 m (Figura 8.13). Y por último se tiene una sobrestimación muy sutil de los espectros para valores de $S_{max_1} > 7$ m, que se puede observar en el extremo de frecuencias bajas y períodos largos (Figura 8.14).

A pesar de las diferencias observadas, sobre todo en el rango intermedio de *slips* máximos, estas son muy leves y se encuentran dentro del rango aceptado de error para las predicciones del modelo.

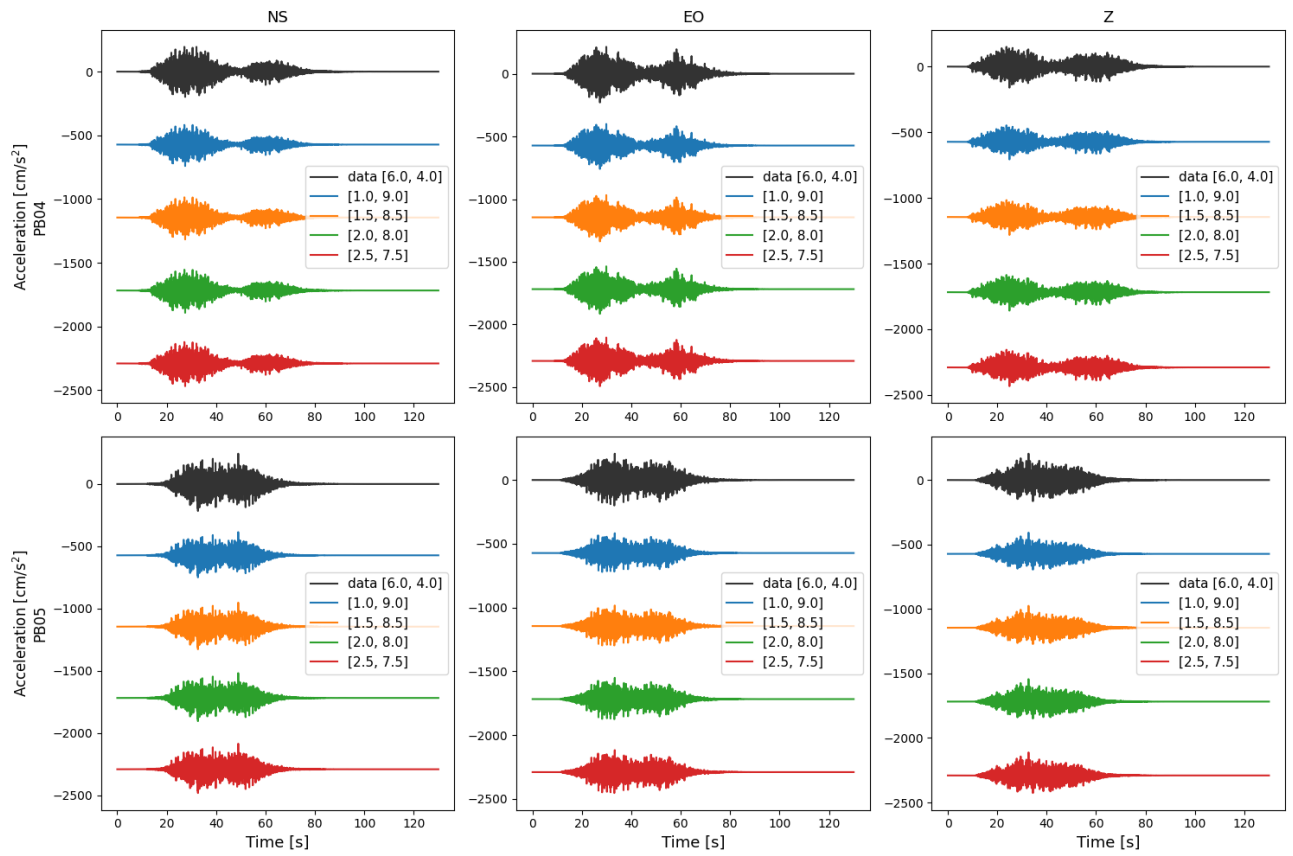


Figura 8.7: Comparación de respuestas de aceleración simuladas de modelos sintéticos para distintos valores de *slips* máximos para las asperezas norte y sur respectivamente indicadas en la leyenda.

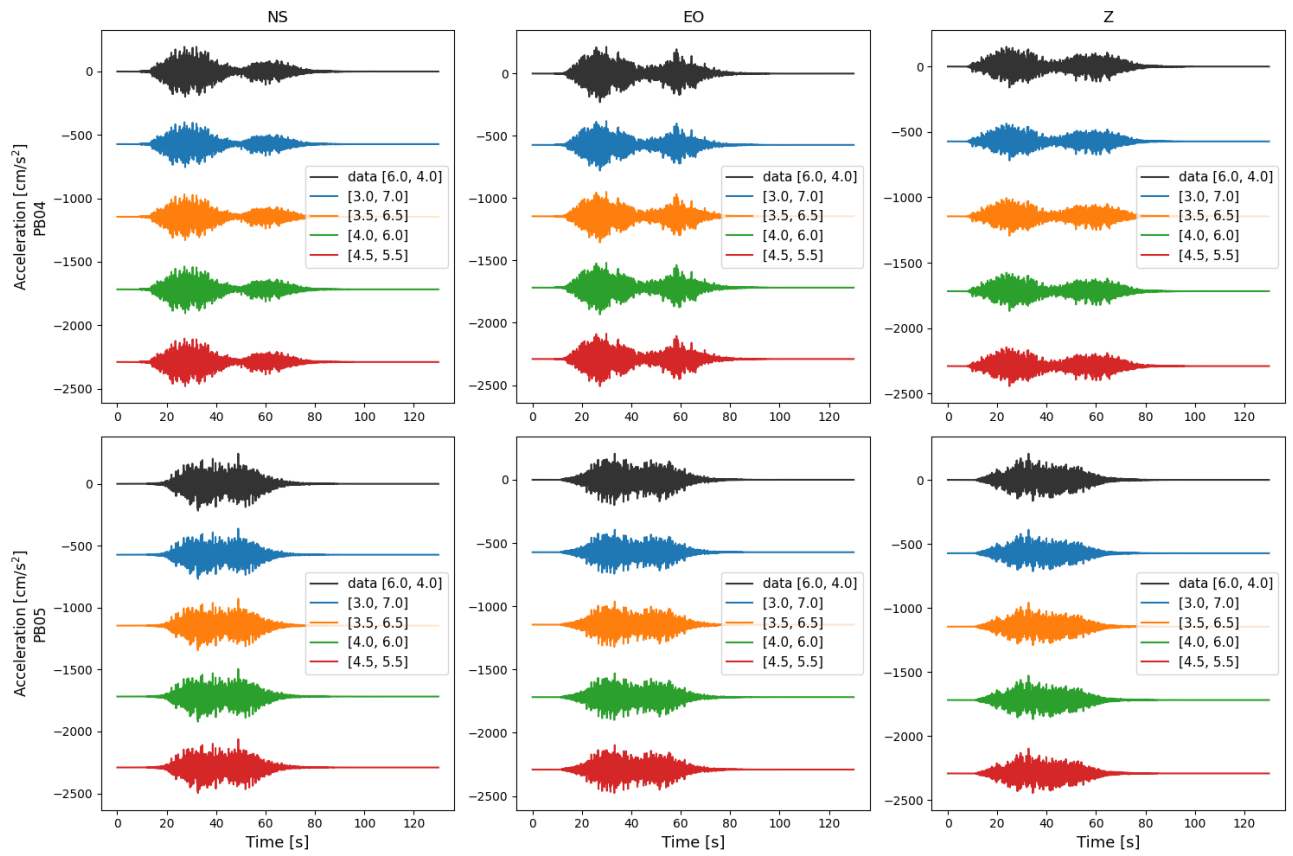


Figura 8.8: Comparación de respuestas de aceleración simuladas de modelos sintéticos para distintos valores de *slips* máximos para las asperezas norte y sur respectivamente indicadas en la leyenda.

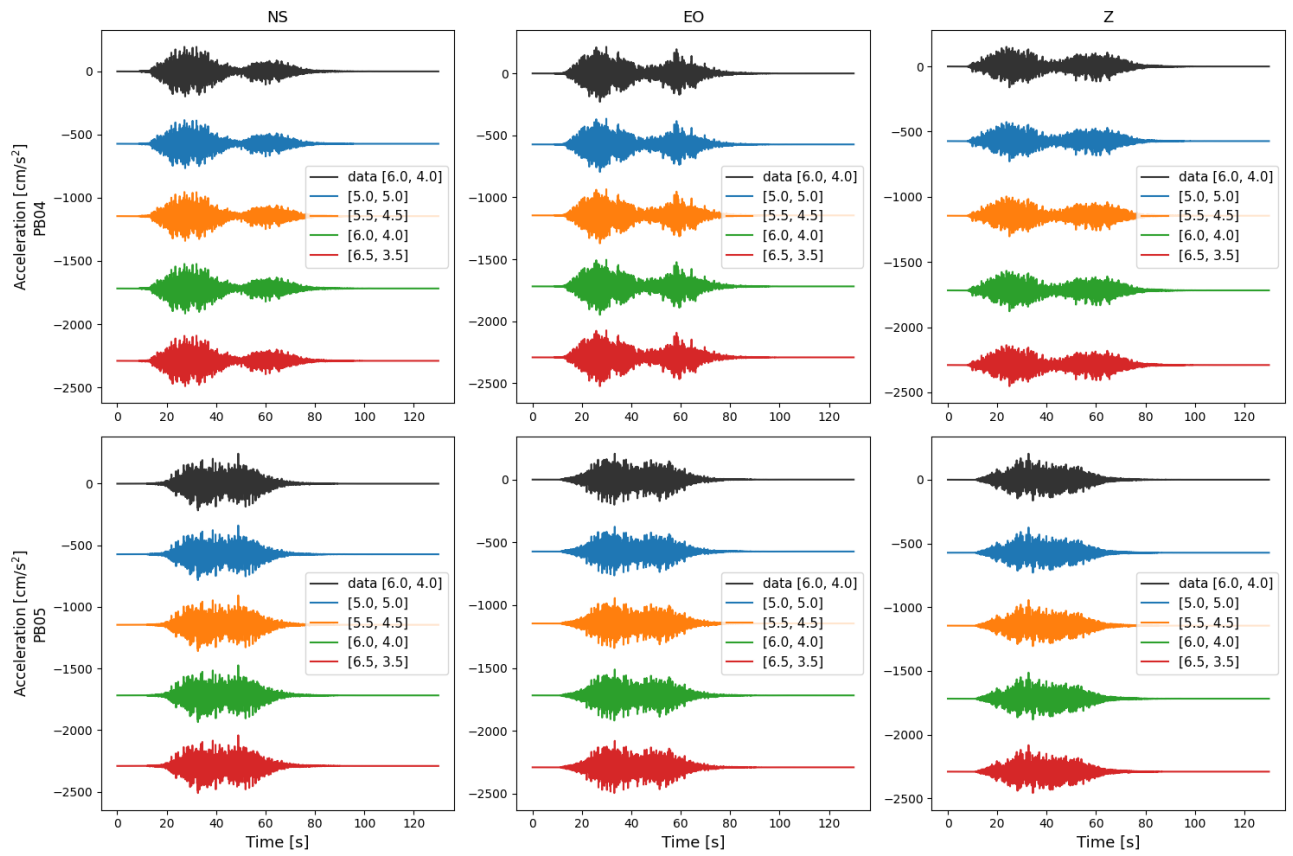


Figura 8.9: Comparación de respuestas de aceleración simuladas de modelos sintéticos para distintos valores de *slips* máximos para las asperezas norte y sur respectivamente indicadas en la leyenda.

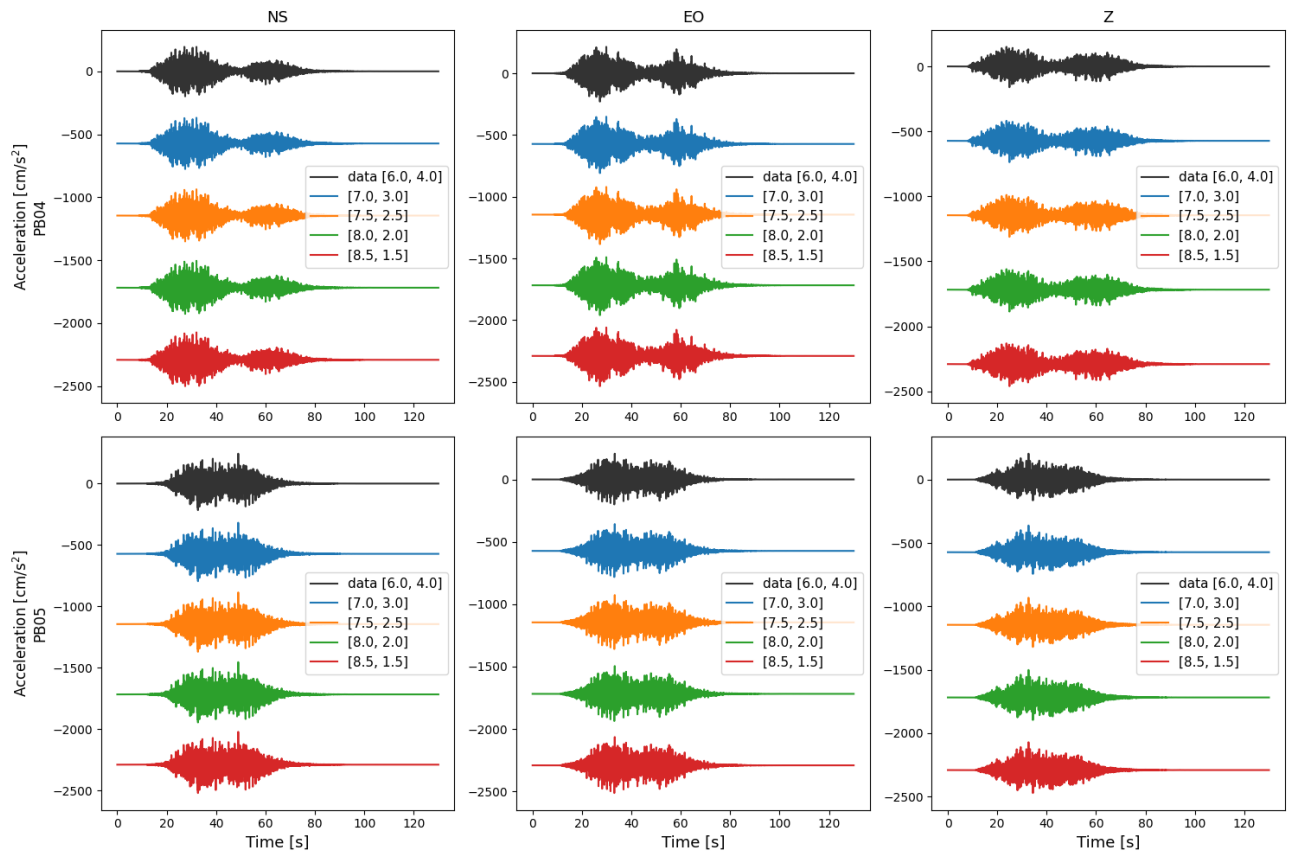


Figura 8.10: Comparación de respuestas de aceleración simuladas de modelos sintéticos para distintos valores de *slips* máximos para las asperezas norte y sur respectivamente, indicadas en la leyenda.

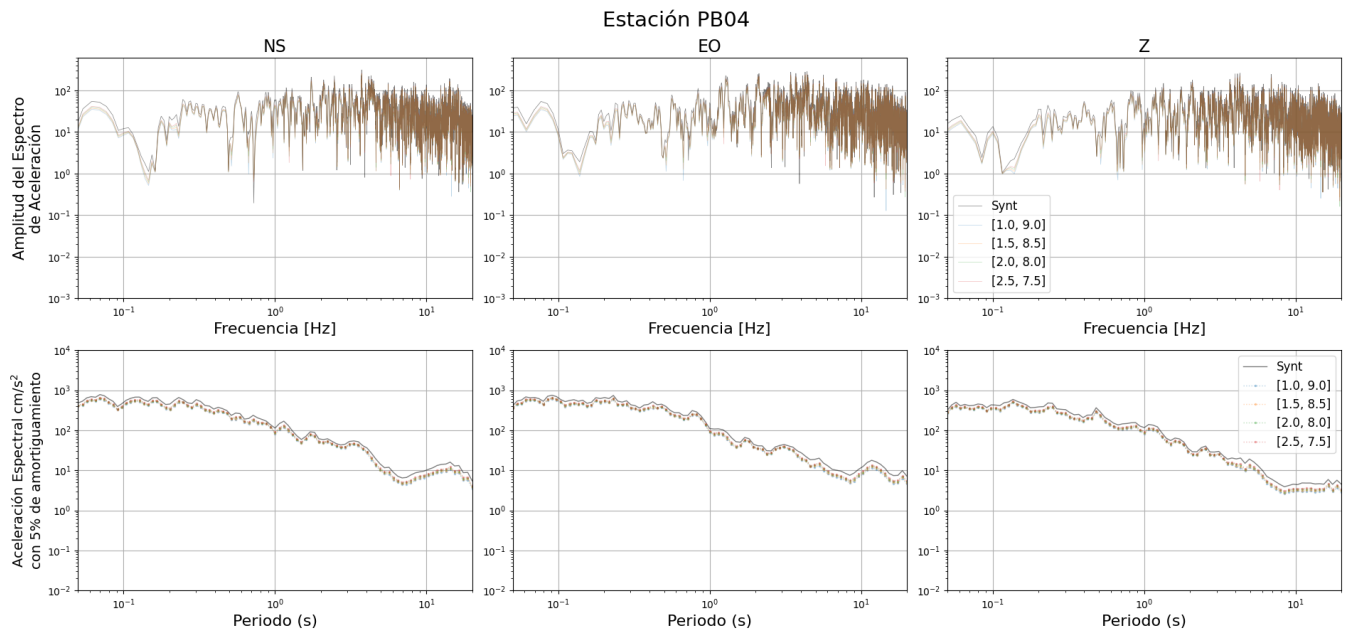


Figura 8.11: Comparación de espectros de Fourier y de respuesta de pseudo-aceleración para los registros de aceleración simulados de modelos sintéticos para distintos valores de *slips* máximos para las asperezas norte y sur respectivamente, indicadas en la leyenda.

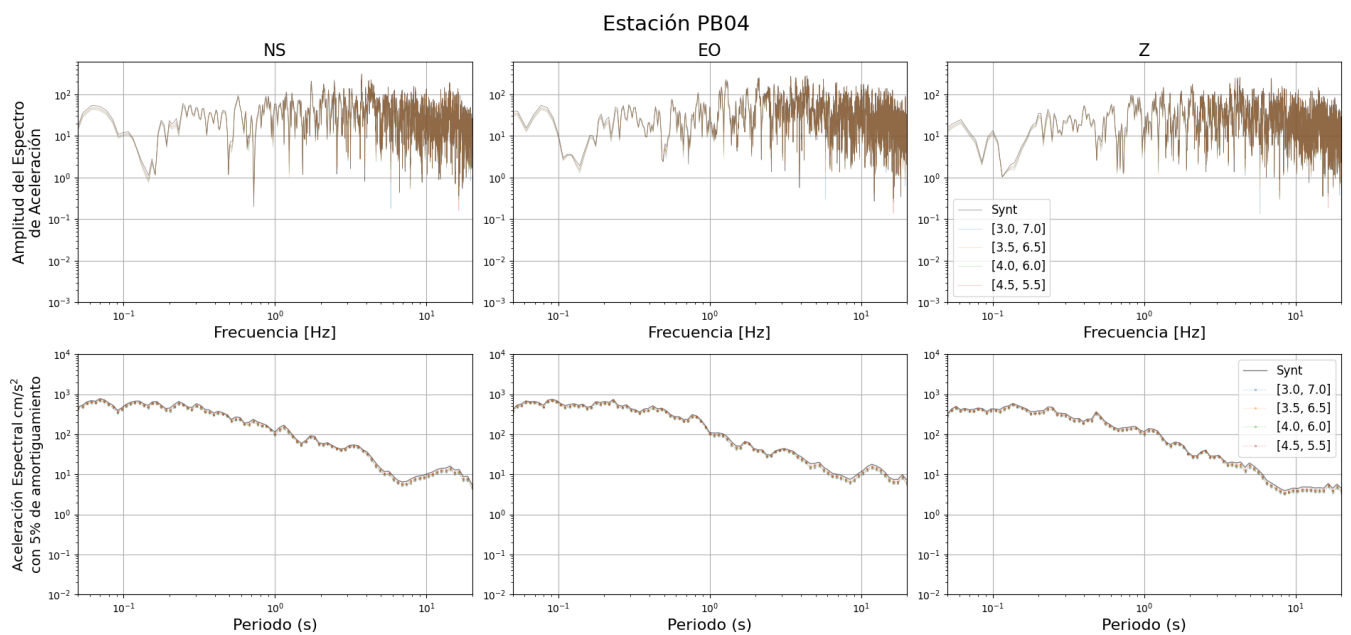


Figura 8.12: Comparación de espectros de Fourier y de respuesta de pseudo-aceleración para los registros de aceleración simulados de modelos sintéticos para distintos valores de *slips* máximos para las asperezas norte y sur respectivamente, indicadas en la leyenda.

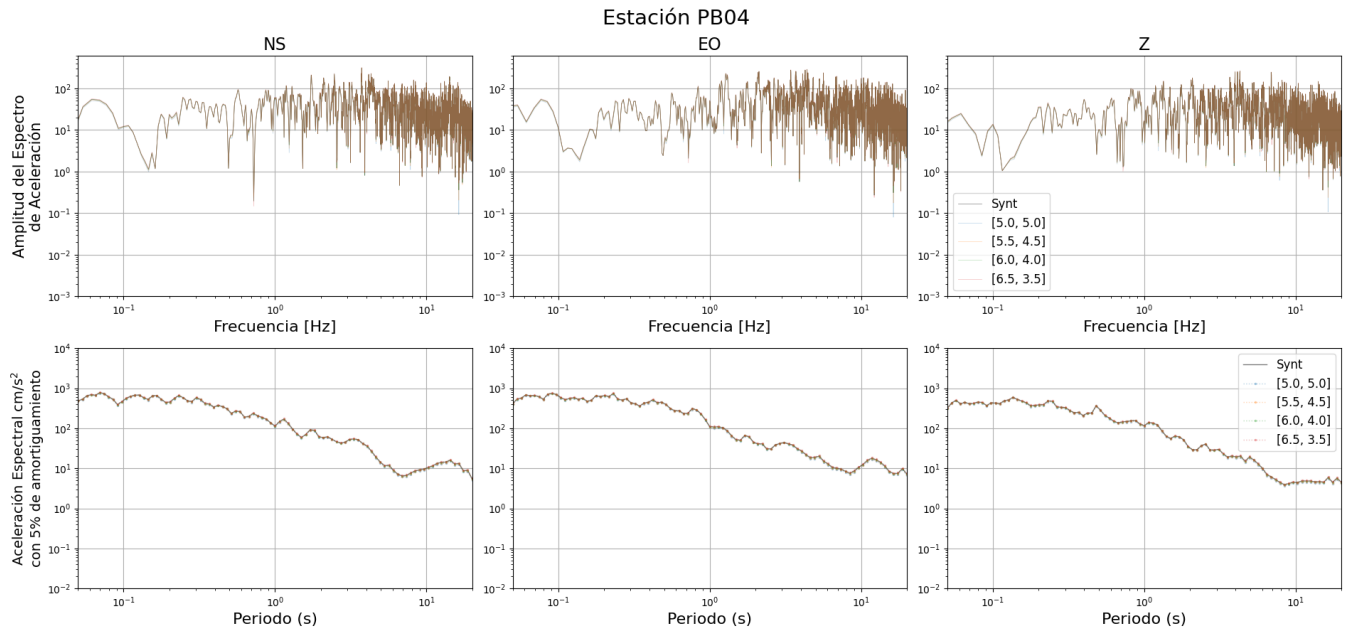


Figura 8.13: Comparación de espectros de Fourier y de respuesta de pseudo-aceleración para los registros de aceleración simulados de modelos sintéticos para distintos valores de *slips* máximos para las asperezas norte y sur respectivamente, indicadas en la leyenda.

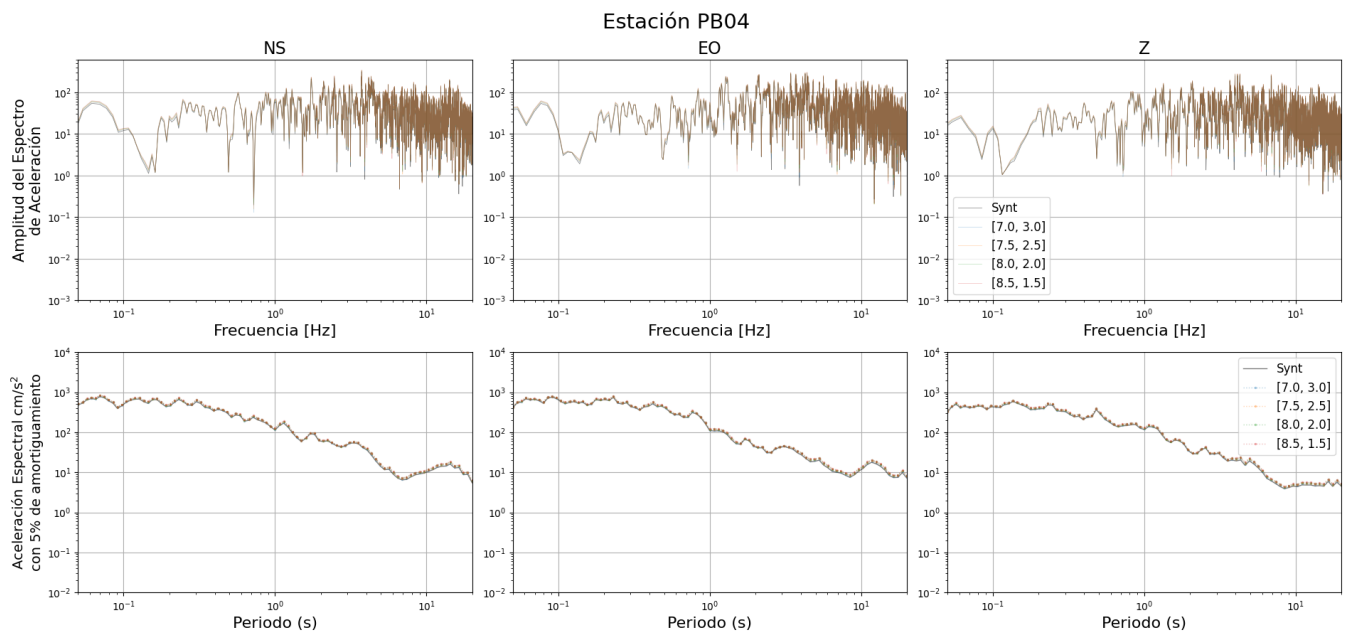


Figura 8.14: Comparación de espectros de Fourier y de respuesta de pseudo-aceleración para los registros de aceleración simulados de modelos sintéticos para distintos valores de *slips* máximos para las asperezas norte y sur respectivamente, indicadas en la leyenda.