

UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE OBRAS CIVILES

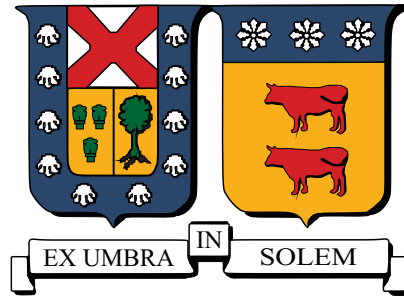
**CALIBRACIÓN Y VALIDACIÓN DE METODOLOGÍA
PARA INCORPORAR VARIABILIDAD A ESCENARIOS
DE DESLIZAMIENTO COSÍSMICO EN CONTEXTO DE
ALERTA TEMPRANA**

AMANDA GABRIELA CABRERA ESPEJO

Ingeniera Civil

Magíster en Ciencias de la Ingeniería Civil

Enero de 2021



UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE OBRAS CIVILES

**CALIBRACIÓN Y VALIDACIÓN DE METODOLOGÍA
PARA INCORPORAR VARIABILIDAD A ESCENARIOS
DE DESLIZAMIENTO COSÍSMICO EN CONTEXTO DE
ALERTA TEMPRANA**

Memoria de Título y Tesis de Grado presentada por
AMANDA GABRIELA CABRERA ESPEJO

Como requisito parcial para optar al título de
Ingeniera Civil
y al grado de
Magíster en Ciencias de la Ingeniería Civil

Profesor Guía
Dr. Patricio Andrés Catalán Mondaca

Enero de 2021

TÍTULO DE LA TESIS

CALIBRACIÓN Y VALIDACIÓN DE METODOLOGÍA PARA INCORPORAR VARIABILIDAD A ESCENARIOS DE DESLIZAMIENTO COSMÍMICO EN CONTEXTO DE ALERTA TEMPRANA

AUTOR

AMANDA GABRIELA CABRERA ESPEJO

TRABAJO DE TESIS, presentado en cumplimiento parcial de los requisitos para el título de Ingeniero Civil y el grado de Magíster en Ciencias de la Ingeniería Civil de la Universidad Técnica Federico Santa María.

Dr. Patricio Catalán Mondaca _____

Dr. Roberto Benavente Bravo _____

Dr. Raúl Flores Audibert _____

Valparaíso, Chile, Enero de 2021.

AGRADECIMIENTOS

Primero que todo agradecer a mi mamá y papá, Patricia y Guillermo, por ser un pilar fundamental en mi vida y llenarla de amor incondicional, por su constante apoyo y confianza en todo lo que me he propuesto, sin ellos nada de lo que he logrado hubiese sido posible. También agradecer a mi hermana Sofía, a quien amo con el alma y de quien estoy sumamente orgullosa. A mis primas, Javiera y Mariana, por su constante apoyo y cariño. Y a todos aquellos que son parte de mi familia y de mi alma.

También quiero agradecer a mi segunda familia, Diego, Nicolás y Vanessa, con quienes hemos desarrollado cariño y complicidad, logrando construir un hermoso hogar en medio del caos que ha sido el fin del mundo. Agradecer a Hans, quien durante este último tiempo se ha convertido en mi compañero, alegrándome en mis mejores días y conteniéndome en los días no tan buenos, gracias por todo el amor que me has entregado.

Quisiera agradecer también a Pancho Soto, mi partner en lo que fue todo este proceso del máster, mi constante apañe en risas y frustraciones. A mis compañeros y amigos, José Ignacio, Toto, Daniel, Sergio, Nibaldo y a todos aquellos que fueron parte de mi vida universitaria. A mis amigos de la vida, Catalina, Nicolás y Sophia, porque aunque tomemos caminos distintos, el amor que nos tenemos sigue intacto y fortaleciéndose cada día. También a las poderosísimas mujeres que he conocido en AMIN, especialmente a Haschly, Vane, Debora, Daniela, Gabi y a todas las integrantes de este hermoso equipo, conocerlas ha llenado mi corazoncito.

Agradezco a mi profesor guía y mentor, el profesor Patricio Catalán, por confiar en mí y en mis capacidades, muchas gracias por enseñarme y por su apoyo. Gracias también a los profesores Roberto Benavente y Raúl Flores por revisar y aportar a que este trabajo fuese lo mejor posibl. Y a todos aquellos profesores que me enseñaron y compartieron su conocimiento.

Finalmente, agradecer al Centro Nacional de Investigación para la Gestión Integrada de Desastres Naturales CIGIDEN, por financiar el desarrollo de este trabajo.

RESUMEN

Siendo la estimación de zonas de inundación uno de los objetivos principales de los sistemas de alerta temprana de tsunamis, a la fecha aún sigue siendo un proceso altamente complejo debido a las dificultades para determinar las características de la ruptura sísmica que genera la onda de tsunami de manera oportuna. En la actualidad, la distribución de la ruptura se obtiene mediante la inversión de datos geofísicos, siendo este un procedimiento que trae consigo una incertidumbre intrínseca, lo cual no permite determinar con absoluta certeza los parámetros que caracterizan el deslizamiento cosísmico en un terremoto. No obstante, en este trabajo se demuestra que es posible incorporar una estimación de la incertidumbre a la distribución de deslizamiento en la zona de ruptura y, consecuentemente, se podría incorporar variabilidad a la propagación e inundación debido al tsunami, para así ofrecer un pronóstico que refleje de mejor manera dicha incertidumbre. En base a lo anterior, el presente trabajo busca determinar el rango apropiado de incertidumbre que se puede agregar a los escenarios de deslizamiento cosísmico en un contexto de alerta temprana. Para esto se utiliza una modificación de la metodología presentada en el trabajo de *Goda et al.* (2014), en que la generación de escenarios estocásticos está basada en la representación espectral de la heterogeneidad del deslizamiento y en donde la variabilidad es incorporada mediante una fase aleatoria. El *Método de Variación de Fase* es una propuesta simple para generar escenarios estocásticos, en donde el nivel de aleatoriedad es controlado por un único parámetro libre α . Mediante la calibración de este parámetro se busca utilizar este método para generar escenarios estocásticos de manera rápida que permitan entregar información relevante en una alerta temprana de tsunami.

Para este fin se considera como deformación inicial la obtenida a partir de 19 modelos de ruptura sísmica generados para el evento del 2010 ocurrido en Maule (*Cienfuegos et al.*, 2018), en donde se realizó una comparación de la inundación obtenida por los modelos con la inundación de referencia en las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano. Para poder determinar el valor del parámetro que genera escenarios que mejor se ajustan a la inundación e incertidumbre de referencia, se utiliza el método de máxima verosimilitud (*Simmons et al.*, 2017), mientras que para la modelación de la propagación de tsunami y zonas de inundación se utiliza el software HySea.

Posteriormente, se procede a realizar una validación utilizando la metodología ya calibrada para el evento de Illapel en 2015. De lo cual se concluye que para valores pequeños de α se

obtiene un mejor ajuste con la inundación esperada, sin embargo, se pierde variabilidad en los resultados. Es por lo anterior, que se plantea que la selección de α sea un valor ligeramente mayor y cercano a $\frac{\pi}{6}$, para de esta forma asegurar un ajuste óptimo con la inundación de referencia y que, además, los resultados reflejen la incertidumbre epistémica asociada al procedimiento.

Por otro lado, se determina si efectivamente la metodología es aplicable en un contexto de alerta temprana, para lo cual se utiliza la información de un sólo modelo de inversión para generar mapas de inundación y de nivel de incertidumbre, logrando obtener resultados que se ajustan de buena manera a los escenarios de referencia, lo que indicaría en un principio que es posible obtener información relevante y rápida respecto a la inundación e incertidumbre del evento, lo anterior sería de utilidad para respaldar la decisión de evacuación de manera rápida mediante el *Método de Variación de Fase*.

Finalmente, se analiza la sensibilidad que tiene la deformación cosísmica en la costa al parámetro α para Talcahuano, obteniendo que, en el evento de Maule en 2010, existe una dependencia de la deformación vertical con la elección del valor del parámetro, mientras que Constitución pareciera ser insensible. Sin embargo, se obtiene que dicha sensibilidad tiene un importante impacto en la posible inundación debido a tsunami, ya que significaría un cambio en la topografía y el área a inundar, por lo que es relevante considerarla al momento de realizar mapas predictivos. También se evalúa la decisión de alerta y posible evacuación que se realizaría para el evento de Maule en 2010 utilizando la metodología propuesta, obteniendo que para todas las localidades en estudio hubiese sido necesario evacuar a zona segura con una cota mayor a 30 [m], según la recomendación entregada por *ONEMI* (2018).

Palabras clave: *Tsunami, alerta temprana, escenarios estocásticos, deslizamiento cosísmico, incertidumbre epistémica, mapas de inundación, Maule, Illapel, HySea.*

ABSTRACT

As the estimation of inundation zones is one of the main objectives of tsunami early warning systems, nowadays it is still a highly variable process due to the difficulties to determine the characteristics of the seismic rupture that generates the tsunami wave promptly. At present, the distribution of the rupture is obtained through the inversion of geophysical data, this being a procedure that brings with it an intrinsic uncertainty, which does not allow to determine with absolute certainty the parameters that characterize the coseismic slip in an earthquake. However, in this work, it is demonstrated that it is possible to incorporate an estimate of the uncertainty to the slip distribution in the rupture zone and, consequently, variability could be incorporated to the propagation and flooding due to the tsunami, to offer a forecast that better portrays that uncertainty. Based on the above, the present work seeks to determine the appropriate range of uncertainty that can be added to the coseismic slip scenarios in an early warning context. For this, a modification of the methodology presented in the work of (*Goda et al.*, 2014) is used, in which the generation of stochastic scenarios is based on the spectral representation of the heterogeneity of the slip and where the variability is incorporated through a random phase. The *Phase Variation Method* is a simple proposal to generate stochastic scenarios, where the level of randomness is controlled by a single free parameter α . By calibrating this parameter, the aim is to use this method to quickly generate stochastic scenarios that allow the delivery of relevant information in a tsunami early warning.

For this purpose, the initial deformation is considered to be that obtained from 19 inversion models generated for the 2010 event that took place in Maule (*Cienfuegos et al.*, 2018), where a comparison of the flood obtained by the models with the reference flood in the towns of San Antonio, Constitución and Talcahuano was carried out. The maximum likelihood method (*Simmons et al.*, 2017) is used to determine the parameter that best adjusts to the observed inundation, while the HySea (*Macías*, 2019) software is used to model the propagation of tsunami and flood zones.

Subsequently, validation is carried out using the methodology already calibrated for the Illapel event in 2015. From which it is concluded that for small values of α better fit with the expected flood is obtained, however, variability in the results is lost. This is why it is proposed that the selection of α be a value slightly higher and close to $\frac{\pi}{6}$, to ensure an optimal fit with the reference flood and that, also, the results reflect the epistemic uncertainty associated with the procedure.

On the other hand, it is determined whether the methodology is effectively applicable in an early warning context, for which the information from a single investment model is used to generate flood maps and the level of uncertainty, achieving results that are adjusted according to a good way to the reference scenarios, which would initially indicate that it is possible to obtain relevant and rapid information regarding the flood and event uncertainty, the above would be useful to support the evacuation decision quickly through the *Phase Variation Method*.

Finally, the sensitivity of the coseismic deformation on the coast to the α parameter for Talcahuano is analyzed, obtaining that, in the Maule event in 2010, there is a dependence of the vertical deformation with the choice of the parameter value, while Constitución appears to be insensitive. However, it is obtained that said sensitivity has an important impact on the possible flooding due to tsunami since it would mean a change in the topography and the area to be flooded, so it is relevant to consider it when making predictive maps. The alert decision and possible evacuation to be carried out for the Maule event in 2010 is also evaluated using the proposed methodology, obtaining that for all the locations under study it would have been necessary to evacuate to a safe area with a height greater than 30 [m], according to the recommendation provided by *ONEMI* (2018).

Keywords: *Tsunami, early warning, stochastic scenarios, coseismic slip, epistemic uncertainty, flood maps, Maule, Illapel, HySea.*

GLOSARIO

a_x	Largo de correlación a lo largo del strike.
a_y	Largo de correlación a lo largo del dip.
BSS	<i>Brier Skill Score.</i>
D	Deslizamiento cosísmico.
D_F	FFT del deslizamiento esperado.
DPE	Densidad de potencia espectral.
FAC	Función de AutoCorrelación.
FFT	<i>Fast Fourier Transform.</i>
FTRT	<i>Faster than real time.</i>
g	Aceleración de gravedad.
GLUE	<i>Generalised Likelihood Uncertainty Estimation.</i>
$h(x, t)$	Espesor de la capa en el punto x y tiempo t .
h_0	Profundidad en aguas afuera.
h_c	Profundidad en aguas someras.
H	Coefficiente de Hurst.
$H(x)$	Profundidad en el punto x medido desde el nivel medio del mar.
H_0	Amplitud máxima de tsunami aguas afuera.
H_c	Amplitud máxima de tsunami en aguas someras y calculada con la Ley de Green.
$HySea$	<i>Hyperbolic Systems and Efficient Algorithms.</i>
$I_{90\%}$	Nivel de incertidumbre en la inundación por tsunamis.
ICDF	<i>Inverse Cumulative Distribution Function.</i>
IFFT	<i>Inverse Fast Fourier Transform.</i>
k	Número de onda.
k_x	Número de onda horizontal.
k_y	Número de onda vertical.
L	Largo de la falla.
L_{BSS}	Puntaje de ajuste normalizado.
M_n	Coefficiente de rugosidad de Manning.
M_0	Momento sísmico.
$M_0^{estocástico}$	Momento sísmico del deslizamiento estocástico.
$M_0^{estocástico}$	Momento sísmico original del deslizamiento.
M_w	Magnitud de momento sísmico.

MSE	<i>Mean squared error.</i>
NLSWE	<i>Non-Linear Shallow Water Equations.</i>
$P_{50\%}$	Percentil 50.
r	Distancia.
rms	<i>Root Mean Square.</i>
Run-up	Altura máxima que alcanza un tsunami tierra adentro respecto al nivel medio del mar.
S	Área de la falla.
S_x	Parametrización de efecto de la fricción en la dirección x .
S_y	Parametrización de efecto de la fricción en la dirección y .
$u(x, t)$	Velocidad promediada en la altura en la dirección x .
UTM	<i>Universal Transversal Mercator.</i>
$v(y, t)$	Velocidad promediada en la altura en la dirección y .
W	Ancho de la falla.
x	Valores de deslizamiento no normales en la ecuación de Box-Cox.
y	Valores de deslizamiento transformados a normales en la ecuación de Box-Cox.
α	Parámetro que controla la variabilidad en la distribución de deslizamiento estocástico.
β	Rotación a la distribución de deslizamiento en sentido antihorario ($0^\circ - 360^\circ$).
ϵ_{conj}	Error conjunto.
ϵ_{rms}^s	Error rms en la dirección along-strike.
ϵ_{rms}^d	Error rms en la dirección down-dip.
$\eta(x, i)$	Elevación de la superficie del agua.
η_0	Inundación real.
η_m	Inundación entregada por los modelos.
δ	<i>Dip.</i> Ángulo de buzamiento de la falla ($0^\circ - 90^\circ$).
ϕ	Fase aleatoria.
$\bar{\phi}$	Fase media.
κ	Factor de escalamiento del momento sísmico.
σ_ϕ	Desviación estándar de la fase.
θ	<i>Strike.</i> Rumbo de la falla medido desde el Norte en sentido horario ($0^\circ - 360^\circ$).
μ	Módulo de cizalle.
λ	Rake. Ángulo de movimiento de la ruptura ($0^\circ - 360^\circ$).

CONTENIDOS

AGRADECIMIENTOS	I
RESUMEN	III
ABSTRACT	V
GLOSARIO	VII
CONTENIDO	IX
ÍNDICE DE FIGURAS	XIII
ÍNDICE DE FIGURAS	XVII
ÍNDICE DE TABLAS	XVII
ÍNDICE DE TABLAS	XVIII
INTRODUCCIÓN	1
OBJETIVOS	3
1. ESTADO DEL ARTE	5
1.1. Complejidad de la ruptura sísmica	5
1.2. Incertidumbre en Modelos de Falla Finita	6
1.3. Modelos Estocásticos	7
1.4. Metodología de Variación de Fase	9
1.4.1. Restricción para los deslizamientos estocásticos	9

1.4.2. Método estocástico basado en el análisis espectral del deslizamiento esperado	11
1.5. Resumen	14
2. METODOLOGÍA	15
2.1. Restricción para deslizamientos estocásticos	15
2.1.1. Evento de Maule de 2010	16
2.2. Aplicación Metodología de Variación de Fase	19
2.2.1. Análisis preliminar de datos	19
2.2.2. Análisis Espectral	21
2.3. Ajuste del Parámetro Libre	24
2.3.1. Calibración y Validación del Parámetro Libre	25
2.3.2. Evento de Illapel de 2015	26
2.4. Modelado de Tsunami	28
2.4.1. Ecuaciones Gobernantes	28
2.4.2. Modelo de Falla Elástico	29
2.4.2.1. Configuración de los parámetros	31
3. RESULTADOS Y ANÁLISIS	35
3.1. Calibración de Metodología	35
3.1.1. Inundación Mediana y Variabilidad	36
3.1.1.1. San Antonio	37
3.1.1.2. Constitución	39
3.1.1.3. Talcahuano	39
3.1.2. Ajuste de datos modelados con datos reales	41
3.2. Validación de Metodología	45

3.2.1.	Validación con datos de terreno	46
3.2.2.	Validación para el evento de Illapel	48
3.2.2.1.	Aplicación de Metodología de Variación de Fase	49
3.2.2.2.	Validación	51
4.	DISCUSIÓN DE RESULTADOS	55
4.1.	Alcance de la Metodología de Variación de Fase	55
4.2.	Aplicación de metodología en contexto de alerta temprana	58
4.2.1.	Aplicación de Metodología de Variación de Fase	59
4.2.2.	Cálculo de inundación y nivel de incertidumbre en alerta temprana	61
4.3.	Comportamiento de la deformación vertical	67
4.4.	Decisión de evacuación según resultados	69
4.4.1.	Relación entre resultados del modelo y datos con asomeramiento	70
4.4.2.	Decisión de Evacuación	73
	CONCLUSIONES	79
A.	Datos de inundación y run-up (<i>Fritz et al., 2011</i>)	81
A.1.	Datos de Inundación - San Antonio	82
A.2.	Datos de Inundación y Run-up - Constitución	82
A.3.	Datos de Inundación y Run-up - Talcahuano	84
	REFERENCIAS	91

ÍNDICE DE FIGURAS

2.1. a) Mediana de la distribución de deslizamiento cosísmico obtenida a partir de los 19 modelos de inversión presentados en <i>Cienfuegos et al.</i> (2018). b) Deformación vertical del fondo marino para el evento de Maule (2010) obtenida a partir de la mediana de los 19 modelos ($P_{50\%}$).	17
2.2. Inundación de referencia para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano obtenida a partir de los 19 modelos ($P_{50\%}$).	18
2.3. Nivel de variabilidad en la inundación para las localidades de San Antonio, Talcahuano y Constitución $I_{90\%}$, obtenido a partir de los resultados entregados por los 19 modelos de inversión estudiados.	19
2.4. Deslizamiento cosísmico (calculado como la mediana de los 19 modelos de inversión) para el evento de Maule (2010) rotado, interpolado y con tapering.	20
2.5. Espectro normalizado 2-dimensional del deslizamiento cosísmico para el evento de Maule en 2010.	21
2.6. En rojo se muestran los puntos en donde se realizaron las mediciones en terreno para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano (<i>Fritz et al.</i> , 2011).	26
2.7. Deformación vertical del fondo marino para el evento de Illapel (2015) obtenida como la mediana de los 8 modelos de inversión ($P_{50\%}$)	27
2.8. a) Inundación mediana para la ciudad de Coquimbo obtenida a partir de los 8 modelos de inversión. b) Nivel de variabilidad en la inundación para la ciudad de Coquimbo, considerando los 8 modelos de inversión.	28
2.9. Modelo del plano de falla y de los parámetros que lo caracterizan. Fuente: Manual COMCOT (<i>Wang</i> , 2009)	30
2.10. Topografía y batimetría para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano (de arriba hacia abajo) con resolución de 10 metros.	32
2.11. Topografía y batimetría para la bahía de Coquimbo, con resolución de 10 metros	32

3.1. Deformación vertical mediana ($P_{50\%}$) de los 50 escenarios estocásticos considerando valores de $\alpha =$ a) π , b) $\frac{\pi}{5}$, c) $\frac{\pi}{10}$	36
3.2. Diferencia en la inundación mediana $P_{50\%}$ (panel izquierdo) y nivel de incertidumbre $I_{90\%}$ (panel derecho) con los mapas de referencia para la localidad de San Antonio considerando los valores a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{10}$. . .	37
3.3. Diferencia en la inundación mediana $P_{50\%}$ (panel izquierdo) y nivel de incertidumbre $I_{90\%}$ (panel derecho) con los mapas de referencia para la localidad de Constitución considerando los valores a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{10}$. . .	38
3.4. Diferencia en la inundación mediana $P_{50\%}$ (panel izquierdo) y nivel de incertidumbre $I_{90\%}$ (panel derecho) con los mapas de referencia para la localidad de Talcahuano considerando los valores a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{10}$	40
3.5. Topografía y batimetría deformada para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano debido a la deformación cosísmica provocada por el terremoto, considerando valores altos de α	41
3.6. Gráficos de caja del ajuste L_{BSS} para cada uno de los modelos generados para cada valor de α (50 escenarios para cada caso de α), en donde se muestra la distribución que tienen los puntajes de ajuste para cada uno de los modelos considerando distintos valores de α	42
3.7. Ajuste L_{BSS} de los modelos con la inundación real (panel izquierdo). Ajuste L_{BSS} de los modelos con el nivel de incertidumbre (panel derecho). El color azul indica los puntajes para San Antonio, el naranja para Constitución y el amarillo para Talcahuano. La línea punteada roja indica la posición en donde $\alpha = \pi/6$	43
3.8. Gráfico de cajas para los puntajes de ajuste L_{BSS} , considerando cada uno de los modelos generados utilizando los distintos valores de α , cálculo realizado para San Antonio (panel izquierdo), Constitución (panel central) y Talcahuano (panel derecho).	47
3.9. Ajuste L_{BSS} de los modelos con los datos mostrados por <i>Fritz et al.</i> (2011). Los puntos azules corresponden a los puntajes para San Antonio, los puntos naranjos corresponden a los puntajes para Constitución, mientras que los amarillos corresponden a Talcahuano. La línea punteada roja indica la posición en donde $\alpha = \pi/6$	48

3.10. Deslizamiento cosísmico (calculado como la mediana de los ocho modelos de inversión) para el evento de Illapel (2015) interpolado y con <i>tapering</i>	49
3.11. Espectro normalizado 2-dimensional de la distribución mediana del deslizamiento cosísmico para el evento de Illapel (2015), interpolado y con <i>tapering</i>	50
3.12. Deformación vertical del fondo marino debido al sismo simulado, considerando valores de α iguales a: a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{6}$	51
3.13. Diferencia en la inundación mediana $P_{50\%}$ (panel izquierdo) y nivel de incertidumbre $I_{90\%}$ (panel derecho) con los mapas de referencia para la localidad de Coquimbo considerando valores a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{6}$	52
3.14. Gráfico de cajas del ajuste L_{BSS} para cada uno de los modelos (panel izquierdo). Ajuste L_{BSS} de los modelos con la inundación real (panel derecho).	53
4.1. Distribución de deslizamiento cosísmico interpolado, rotado y con <i>tapering</i> , obtenido a partir del modelo de inversión presentado por <i>Benavente and Cummins</i> (2013) para el evento de Maule (2010).	58
4.2. Espectro normalizado 2-dimensional del deslizamiento cosísmico obtenido a partir del modelo de inversión presentado por <i>Benavente and Cummins</i> (2013) para el evento de Maule (2010).	59
4.3. Deformación vertical del fondo marino debido al sismo simulado, en donde se consideran valores de α iguales a: a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{6}$	61
4.4. Diferencia en la inundación mediana $P_{50\%}$ (panel izquierdo) y nivel de incertidumbre $I_{90\%}$ (panel derecho) con los mapas de referencia para la localidad de San Antonio considerando valores a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{6}$	62
4.5. Diferencia en la inundación mediana $P_{50\%}$ (panel izquierdo) y nivel de incertidumbre $I_{90\%}$ (panel derecho) con los mapas de referencia para la localidad de Constitución considerando valores a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{6}$	63
4.6. Diferencia en la inundación mediana $P_{50\%}$ (panel izquierdo) y nivel de incertidumbre $I_{90\%}$ (panel derecho) con los mapas de referencia para la localidad de Talcahuano considerando valores a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{6}$	64
4.7. Gráficos de caja del ajuste L_{BSS} para cada uno de los modelos considerando valores de $\alpha = \frac{\pi}{6}$, $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y $\alpha = \pi$	65

4.8. Ajuste L_{BSS} del set de escenarios con la inundación de referencia (panel izquierdo) y con el nivel de incertidumbre (panel derecho). El color azul indica los puntajes para San Antonio, el naranja para Constitución y el amarillo para Talcahuano. La línea punteada roja indica la posición en donde $\alpha = \frac{\pi}{6}$	65
4.9. Puntos de donde se midió el uplift mediante campaña de terreno en la ciudad de Constitución (panel izquierdo) y para Talcahuano (panel derecho) (<i>Fritz et al.</i> , 2011; <i>Quezada et al.</i> , 2010).	67
4.10. Distribución de probabilidad de la deformación vertical para las localidades de Constitución (panel izquierdo) y Talcahuano (panel central y derecho), considerando todos los casos de α modelados, en donde los azules más oscuros indican valores altos de α , mientras que los azules más claros corresponden a valores más pequeños. La línea roja corresponde a la deformación vertical observada.	68
4.11. Puntos en donde se obtiene la amplitud máxima de tsunami y en donde hay 10 [m] de profundidad.	72
4.12. Distribución de probabilidad de densidad de la altura máxima de la onda (z_{max}) en aguas someras, para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano. La línea negra punteada representa la mediana para cada distribución.	72
4.13. Puntos de control en donde se mide altura de inundación para análisis de decisión de evacuación considerando el evento sísmico de Maule en 2010. Se muestran las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano.	74
4.14. Distribución de probabilidad de densidad de la altura máxima de la onda de tsunami (z_{max}) en la costa, para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano. La línea negra punteada representa la mediana para cada distribución.	75
4.15. Puntos en donde se mide altura de inundación para análisis de decisión de evacuación considerando el evento sísmico de Illapel en 2015. Se muestra la localidad de Coquimbo.	76
4.16. Distribución de probabilidad de densidad de la altura máxima de la onda de tsunami (z_{max}) en la costa para Coquimbo. La línea negra punteada representa la mediana para cada distribución.	76

ÍNDICE DE TABLAS

1.1. FAC y DPE comúnmente utilizadas (<i>Mai and Beroza, 2002</i>).	11
2.1. Valores óptimos para los parámetros H , a_x y a_y	22
2.2. Parámetros para el modelo de falla elástico.	30
2.3. Resolución de las grillas anidadas.	31
3.1. Para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano, se muestran los puntajes de ajuste L_{BSS} de los modelos con la inundación de referencia (tabla superior) y los puntajes de ajuste L_{BSS} de los modelos con el nivel de incertidumbre (tabla inferior).	44
3.2. Para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano, se muestran los puntaje de ajuste L_{BSS} de los modelos con la inundación de referencia. . .	48
3.3. Valores óptimos para los parámetros H , a_x y a_y	50
3.4. Puntaje de ajuste L_{BSS} de los modelos con la inundación de referencia para la localidad de Coquimbo.	53
4.1. Valores óptimos para los parámetros H , a_x y a_y	60
4.2. Para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano, se muestran los puntaje de ajuste L_{BSS} de los modelos con la inundación de referencia (tabla superior) y el nivel de incertidumbre de referencia (tabla inferior). . . .	66
4.3. Valor de levantamiento del terreno en los puntos medidos en las ciudades de Constitución (punto azul) y de Talcahuano (puntos rojo y verde) luego del terremoto y tsunami del 27 de febrero en 2010 (<i>Fritz et al., 2011; Quezada et al., 2010</i>).	68
4.4. Puntos aguas afuera utilizados para San Antonio, en donde se muestras sus coordenadas (latitud y longitud), la profundidad del fondo marino en el punto, la amplitud máxima obtenida y la amplitud máxima en la costa calculada mediante la ecuación de Green.	71

4.5. Puntos aguas afuera utilizados para Constitución, en donde se muestras sus coordenadas (latitud y longitud), la profundidad del fondo marino en el punto, la amplitud máxima obtenida y la amplitud máxima en la costa calculada mediante la ecuación de Green.	71
4.6. Puntos aguas afuera utilizados para Talcahuano, en donde se muestras sus coordenadas (latitud y longitud), la profundidad del fondo marino en el punto, la amplitud máxima obtenida y la amplitud máxima en la costa calculada mediante la ecuación de Green.	71
4.7. Puntos en aguas someras con profundidad de 10 [m], en donde se obtiene la altura máxima de tsunami.	73
4.8. Criterios para evacuación por tsunami definidos para Chile según el <i>Plan Específico de Emergencia por Tsunami</i> presentado por la ONEMI.	73
4.9. Coordenadas de puntos de control seleccionados para San Antonio, Constitución y Talcahuano.	75
4.10. Inundación máxima probable en la costa para San Antonio, Constitución y Talcahuano, considerando el escenario generado a partir de la MVF con $\alpha = \frac{\pi}{6}$	75
4.11. Coordenadas de puntos de control seleccionados para Coquimbo, con la respectiva inundación máxima obtenida a partir de los modelos sintéticos de deslizamiento.	77
A.1. Inundación para la ciudad de San Antonio (<i>Fritz et al.</i> , 2011)	82
A.2. Inundación y run-up para la ciudad de Constitución (<i>Fritz et al.</i> , 2011)	84
A.3. Inundación y run-up para la ciudad de Talcahuano (<i>Fritz et al.</i> , 2011)	84

INTRODUCCIÓN

A pesar de ser esporádico, un tsunami es un evento de gran magnitud que puede tener como consecuencia importantes daños y pérdidas materiales, económicas y sociales. Es por lo anterior que es de gran relevancia el poder desarrollar modelos que permitan determinar la amenaza producto de un evento de tsunami, especialmente la zona de inundación en ciudades costeras. Esto permitiría estimar de mejor manera el riesgo y, eventualmente, conducir a la protección y mitigación de este tipo de desastres de origen natural, con el principal objetivo de reducir los daños en la mayor medida posible.

Es sabido que la distribución espacial del deslizamiento cosísmico que se produce en un evento sísmico es un factor decisivo al momento de estimar un consecuente tsunami (*Geist, 2002*). Sin embargo, en la actualidad no es posible determinar a priori cómo se ha producido dicha distribución espacial luego de ocurrido el terremoto, por lo que existe una gran incertidumbre al momento de estimar la propagación y zonas de inundación en alerta temprana, aún cuando exista una solución a través de métodos de inversión (*Cienfuegos et al., 2018*). Normalmente, dicha incertidumbre epistémica asociada al proceso de inversión no es incorporada a la distribución inicial entregada por los modelos de falla finita, lo cual entregaría un único escenario de inundación sin considerar la variabilidad intrínseca al proceso. Es por lo anterior, que se ha identificado la relevancia de incorporar variabilidad a la distribución inicial de deslizamiento, con la finalidad de obtener escenarios estocásticos que reflejen la incertidumbre epistémica en un contexto de alerta temprana, de esta manera se podría traspasar dicha incertidumbre a la propagación de tsunami, obteniendo información que ofrezca un pronóstico que mejor refleje la amenaza y, eventualmente, conduzca a la protección y mitigación de eventos de tsunami.

Para la generación de escenarios estocásticos se han desarrollado metodologías (e.g. *Mai and Beroza (2002)*; *Lavallée and Archuleta (2003)*; *Goda et al. (2014, 2015)*) que permiten incorporar incertidumbre a la distribución de deslizamiento y, de esta manera, se puede explorar la variabilidad de un tsunami debido a posibles escenarios de ruptura. Estas metodologías están enfocadas en la estimación de peligro de tsunami a largo plazo y no en alerta temprana, por lo tanto, es relevante contar con métodos validados para la estimación de escenarios sísmicos en un corto plazo.

Ortega (2017) propuso un método sencillo de base estadística para obtener un set de escenarios sintéticos de deslizamiento cosísmico a partir de un único escenario esperado y cuenta con un parámetro libre α que, a través de una variación de la fase espectral, mide la variabilidad

esperada a un set de escenarios estocásticos con respecto a una distribución de desplazamiento de referencia, en donde valores altos del parámetro permitiría la generación de escenarios que difieren en gran medida al de referencia, mientras que para valores pequeños del parámetro los escenarios sintéticos son similares al escenarios inicial. Es importante destacar que este parámetro es, en principio, arbitrario, por lo que en primera instancia no existe un procedimiento claro para definir el valor de éste. Sin embargo, algunos de los recientes eventos en Chile proveen de datos que permitirían validar la elección de dicho parámetro con una base objetiva.

Considerando lo anterior, es que se busca validar la elección de este parámetro libre, y con ello el *Método de Variación de Fase*, para poder generar mapas probabilísticos de inundación de forma rápida luego de ocurrir un sismo y tener la base para establecer protocolos de evacuación adecuados en alerta temprana.

El principal objetivo del presente trabajo es determinar si es posible utilizar la *Metodología de Variación de Fase* para incorporar variabilidad a un potencial modelo rápido de ruptura sísmica que no reporte incertidumbre. Esto ayudaría a determinar la decisión de evacuación al momento de ocurrir un evento sísmico con poder tsunamigénico. Para esto, se ha considerado que la incertidumbre epistémica está directamente relacionada al desconocimiento de la zona de ruptura y, de esta manera, un mismo modelo de inversión podría presentar el mismo sesgo para distintos eventos, por lo que sería posible determinar un único valor para el parámetro libre que fuese universal. Considerando lo anterior, se debe calibrar la metodología en donde se busca que el parámetro α sea capaz de reproducir la inundación media observada en *Cienfuegos et al.* (2018), además de la incertidumbre epistémica evidenciada en el mismo trabajo. Para esto se genera un set de escenarios de deslizamiento estocástico para el evento de Maule ocurrido el 10 de febrero del 2010, utilizando la *Metodología de Variación de Fase* y considerando distintos valores de α , para luego extraer las variables hidrodinámicas características en las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano, y determinar cuál valor se ajusta más a la inundación observada y, también, al nivel de incertidumbre. Posteriormente, y asumiendo que el valor de α sería universal, se verifica el supuesto utilizando el parámetro ya calibrado en simulaciones de tsunami para el evento de Illapel ocurrido el 16 de septiembre del 2015.

OBJETIVOS

Objetivo General

- Calibrar y validar la *Metodología de Variación de Fase* para generar escenarios estocásticos en un contexto de alerta temprana, buscando que los resultados entregados se ajusten a las inundaciones observadas y a la variabilidad de estas, incorporando la incertidumbre epistémica asociada al procedimiento.

Objetivos Específicos

- Generar un set de escenarios de deslizamiento estocástico a partir de la información de 19 modelos de inversión para el evento del 27 de febrero en Maule de 2010, utilizando distintos valores de α .
- Modelar de tsunami para cada uno de los escenarios generados anteriormente y para cada valor de α , extrayendo variables hidrodinámicas que permitan caracterizar el evento.
- Determinar y generar mapas de inundación mediana y de nivel de incertidumbre para el evento de Maule en 2010, en las localidades de San Antonio, Talcahuano y Constitución, utilizando datos de modelos de inversión presentados en *Cienfuegos et al. (2018)*. Definiendo estos mapas como los resultados que se buscan reproducir.
- Mediante puntaje de ajuste, determinar el valor de α óptimo que mejor reproduzca la inundación mediana esperada y, también, que refleje la incertidumbre epistémica asociada.
- Verificar validez de la metodología calibrada aplicándola para el evento de Illapel de 2015, generando escenarios estocásticos utilizando el valor de α óptimo y verificando que se reproduzca la inundación mediana y la variabilidad.

Capítulo 1

ESTADO DEL ARTE

A continuación, se presentan las investigaciones actuales que se han llevado a cabo respecto a la generación de escenarios predictivos de tsunamis. En la sección 1.1 se comenta sobre la relevancia de la ruptura sísmica en la propagación de tsunamis. Mientras que en la sección 1.2 se presenta la incertidumbre que existe en la modelación de dicha ruptura en un proceso sísmico. Posteriormente, en la sección 1.3, se presentan distintas metodologías que se utilizan para la generación de escenarios de deslizamiento estocásticos. Finalmente, en la sección 1.4 se detallará respecto a la *Metodología de Variación de Fase*, la cual es utilizada para la generación de escenarios sintéticos en el presente trabajo.

1.1. Complejidad de la ruptura sísmica

La ruptura sísmica es el deslizamiento repentino entre placas tectónicas, provocando un terremoto. Los sismos generados por fallas de subducción son una de las fuentes más comunes de tsunamis destructivos, en donde la gran deformación vertical del fondo marino provocada por la ruptura es traspasada como inestabilidades gravitacionales en el océano, generando la onda de tsunami (*Geist*, 2002). Usualmente, la estimación de peligro de tsunami está basada en modelos generados a partir de sismos con una distribución de deslizamiento uniforme (*Davies et al.*, 2015). Sin embargo, en la realidad dicha distribución es compleja y posee variaciones espaciales que pueden afectar considerablemente la propagación de tsunami en el campo cercano (*Geist*, 2002, 2012). Generalmente, el momento sísmico es un buen indicador para la estimación de amplitud de onda de tsunami en el campo lejano (*Abe*, 1979). Sin embargo, en *Geist* (2002) se concluye que cerca de la fuente sísmica hay una variación sustancial de la amplitud del tsunami local con respecto a la magnitud de momento, en donde la heterogeneidad espacial del deslizamiento cosísmico de la falla controla la propagación e inundación de tsunami. Esta variabilidad es causada por la complejidad de la ruptura en combinación con otros parámetros relacionados con la fuente, como lo son la batimetría, el módulo de corte

cercano al fondo marino y la geometría del plano de falla. En la Figura 2.9 se presenta una representación idealizada de la interfaz entre dos placas tectónicas en subducción, en donde se produce un movimiento violento o dislocación durante el terremoto.

Considerando lo anterior, la caracterización del proceso de ruptura durante terremotos subductivos es una fase crítica para determinar condiciones iniciales de tsunami, tanto para el análisis de peligro a largo plazo como durante las primeras etapas de un evento real. Con respecto a esto último, la inicialización de los sistemas operativos de alerta temprana de tsunamis se basa principalmente en estimaciones de la ubicación, magnitud y mecanismos focales de los terremotos. Estos sistemas han sido fundamentales para prevenir víctimas, particularmente en el campo lejano, mientras que para los tsunamis locales, los resultados de los sistemas de alerta temprana han sido menos concluyentes (*Cienfuegos et al.*, 2018), esto debido a incertidumbres reportadas en los modelos de inversión de falla finita (*Bernard and Titov*, 2015).

1.2. Incertidumbre en Modelos de Falla Finita

Como se mencionó anteriormente, un importante problema que existe al momento de caracterizar la ruptura de una falla sísmica es el grado de heterogeneidad de las asperezas (*Somerville et al.*, 1999), lo cual se traduce en una variación espacial del deslizamiento cosísmico que puede afectar considerablemente la energía de alta frecuencia que liberará el terremoto (*Madariaga*, 1976, 1983), además, de las características de la ola de tsunami (*Geist*, 2002).

Poder entender las características del deslizamiento cosísmico ocasionado por un terremoto es de gran relevancia para determinar la propagación e inundación de un posible tsunami en el corto plazo. Los modelos de inversión de falla finita buscan poder caracterizar dicha ruptura, en donde estos se basan en un muestreo espacial incompleto y en mediciones ruidosas del campo de desplazamiento en la superficie de la tierra, entregando comunmente un único modelo óptimo que mejor se ajuste a los datos observados (*Benavente et al.*, 2019) y en donde, generalmente, no se reporta la incertidumbre intrínseca asociada al desconocimiento de la fuente. Por otro lado, en *Cienfuegos et al.* (2018), se exponen distintos modelos de falla finita que buscan caracterizar la ruptura sísmica del evento de Maule en 2010, verificando que entre modelos existe una importante variabilidad en la intensidad de tsunami. En base a lo anterior y suponiendo que en alerta temprana es posible generar un modelo de falla finita de manera rápida: ¿Se puede confiar totalmente en estos resultados sin considerar la variabilidad? *Cienfuegos et al.* (2018) muestra que esto no sería apropiado, por lo que habría

que considerar incertidumbre en la ruptura sísmica. Sin embargo, en la actualidad no existe algún sistema de alerta temprana de tsunami que incorpore esta variabilidad, la cual, además, es difícil de calcular de manera rápida en un modelo de falla finita.

Los sistemas de alerta temprana han mostrado que entregan buenos resultados en lo que es estimación de inundación (*Gusman and Tanioka, 2014, 2015; Gusman et al., 2014*). Sin embargo, se ha observado dependencia de la altura de tsunami a la fuente de datos utilizados en los modelos de inversión (*Gusman et al., 2014*). Es por lo anterior que la variabilidad presente en la fuente de datos se ha convertido en un aspecto relevante en lo que respecta a la predicción temprana de inundación por tsunami.

En *Cienfuegos et al. (2018)* se presenta evidencia que confirma que hay un alto nivel de incertidumbre epistémica en la caracterización de la fuente sísmica mediante modelos de inversión, lo cual se refleja en la alta variabilidad que existe en la intensidad de tsunami al comparar distintos modelos de falla finita, siendo esta incertidumbre crítica en un sistema de alerta temprana. Estos resultados sugieren que las características de tsunami obtenidas a partir de un sólo modelo pueden no ser confiables debido a dicha incertidumbre, pero al utilizar todo el conocimiento y técnicas de inversión de ruptura sísmica disponibles, se podría obtener una mejor idea de la intensidad de un posible tsunami y de su incertidumbre. Para demostrar lo anterior, se seleccionó como caso de estudio el evento sísmico ocurrido el 27 de febrero del 2010 en Maule, Chile; en donde se registró un sismo de magnitud M_w 8.8, además del impacto de tsunami en varias ciudades costeras, incluyendo San Antonio, Constitución y Talcahuano, que además son las localidades analizadas en dicho estudio. Los resultados obtenidos reflejan un alto nivel de incertidumbre epistémica en la caracterización de la fuente sísmica y, consecuentemente, en el tsunami resultante. Sin embargo, se obtiene que la mediana ($P_{50\%}$) de las inundaciones de todos los modelos de inversión considerados entregó resultados similares a los observados. Debido a esto, se concluye que utilizar la información entregada por varios modelos de inversión, permitiría un mejor pronóstico de la inundación y de la variabilidad asociada al procedimiento de predicción de tsunami.

1.3. Modelos Estocásticos

Los modelos estocásticos son herramientas matemáticas para generar escenarios aleatorios con una base puramente probabilística, y en sismología son utilizados para generar distribuciones complejas de deslizamiento sintéticas $D(x,y)$, en donde estudios muestran que este tipo de modelos proporcionan un adecuado enfoque para parametrizar la complejidad del

deslizamiento de un sismo (*Somerville et al.*, 1999; *Mai and Beroza*, 2002; *Lavallée et al.*, 2006), de esta manera se podría considerar la incertidumbre epistémica que existe en la estimación de escenarios de falla al considerar una cierta cantidad de escenarios posibles. *Geist and Dmowska* (1999); *Geist* (2002, 2012) muestran que para terremotos con una ubicación, geometría y momento sísmico idéntico, la heterogeneidad de deslizamiento en el plano de falla tiene directo impacto en las ondas de tsunami y su amplitud máxima en la costa.

Profundizando en lo anterior, diversos estudios caracterizan el deslizamiento espacial ($D(x, y)$) como una densidad de potencia espectral en el dominio del número de onda ($S(k_x, k_y)$), en donde los parámetros del campo aleatorio se relacionan con variables como la magnitud de momento M_w y la geometría de la falla (*Mai and Beroza*, 2002; *Lavallée and Archuleta*, 2003). El uso de un modelo de densidad espectral permite la generación de escenarios que preserven esta condición, y así poder simular el movimiento del suelo con una realización estocástica de la distribución de deslizamiento. Estos modelos dependientes del número de onda radial $k = \sqrt{k_x^2 + k_y^2}$ pueden ser agrupados en una familia de modelos sintéticos de falla finita k^2 , en donde la potencia del deslizamiento decae inversamente con el cuadrado del número de onda. Para crear una distribución de deslizamiento sintética se requiere de un espectro de amplitud y de un espectro de fase, siendo este último el responsable de generar la heterogeneidad espacial. Este, por lo general, se produce a partir de la fase de una imagen que contiene muestras aleatorias independientes e idénticamente distribuidas, en donde la mayoría de los estudios generan esta matriz aleatoria utilizando una distribución uniforme o generando directamente una fase equivalente (*Mai and Beroza*, 2002; *Goda et al.*, 2014, 2015; *Ruiz et al.*, 2015). Estos métodos de generación del espectro de fase no utilizan ningún tipo de restricción para la ubicación espacial de las asperezas, distribuyéndolas aleatoriamente y generando deslizamientos de falla finita puramente estocásticos, lo cual es provechoso para estimar peligro de tsunami a largo plazo, pero no así en alerta temprana, en donde se debe considerar un deslizamiento de referencia.

Recientemente, el método desarrollado por *Goda et al.* (2014, 2015, 2016) explora la sensibilidad de los perfiles de tsunami a la heterogeneidad del deslizamiento, en donde se desarrollan nuevas relaciones de escala de los principales parámetros de la fuente sísmica y propone una metodología en la cual estas relaciones pueden ser implementadas en la simulación estocástica de tsunamis. Una conclusión importante que se obtiene de estos estudios, es que el efecto de los parámetros de la fuente y su incertidumbre tienen gran influencia en la evaluación de peligro de tsunami. Por otro lado, existen diversas metodologías que permiten generar distribuciones aleatorias de deslizamiento, por ejemplo, basadas en la subdivisión del plano de falla en varias subfallas y definiendo una matriz de covarianza que relacione el deslizamiento

de cada una de estas subfallas con el de cualquier otra. Se ha introducido la utilización de una expansión Karhunen-Loève (KL) para simular el proceso estocástico de la fuente sísmica (*LeVeque et al.*, 2016; *Melgar et al.*, 2016b), siendo esta metodología similar a la representación espectral basada en series de Fourier.

Finalmente, en *Pulido et al.* (2015) se presenta una metodología para estimar la distribución espacial del deslizamiento cosísmico ($D(x, y)$) de futuros terremotos basado en un modelo de distribución del acoplamiento intersísmico en zonas de subducción. El modelo de deslizamiento obtenido representa las características a gran escala de las asperezas interplaca, lo cual es apropiado para la simulación de ondas largas y modelación de tsunamis, mientras que para poder simular las altas frecuencias se agregan heterogeneidades de pequeña escala al modelo original. Además, se incorporan distribuciones de deslizamiento de longitudes de onda corta obtenidas de una función de densidad espectral de potencia de Von Kármán. Sin embargo, es importante destacar que esta metodología sólo incorpora pequeñas variaciones al modelo de acoplamiento intersísmico, en donde la distribución de deslizamiento resultante está altamente condicionada por la original. También, cabe destacar que la utilización de un modelo de acoplamiento sísmico presenta una gran incertidumbre, ya que sólo se tiene información actual de un proceso que lleva cientos de años y, además, carece de resolución en la fosa sísmica, zona con mayor potencial tsunamigénico. Considerando esto, es muy complejo usar este tipo de información en un contexto de alerta temprana, en donde se requiere de un terremoto base para generar la predicción de propagación e inundación por tsunami de manera rápida, aunque es posible que esto sea un área de investigación activa en el futuro.

1.4. Metodología de Variación de Fase

El presente trabajo busca poder calibrar y validar la *Metodología de Variación de Fase* propuesta en la investigación de *Ortega* (2017) para utilizarla en alerta temprana. A continuación, se describe dicha metodología en donde se exponen las restricciones de deslizamiento que se consideraron, además, de la generación de los modelos estocásticos.

1.4.1. Restricción para los deslizamientos estocásticos

En el trabajo desarrollado por *Ortega* (2017), se introduce una metodología sencilla y de fácil aplicación basada en el trabajo presentado por *Goda et al.* (2014, 2015, 2016), denominada *Metodología de Variación de Fase*. La cual tiene por objetivo la generación de escenarios

de deslizamiento estocásticos, los cuales a su vez están restringidos a una distribución de deslizamiento de referencia. Esta particularidad de la metodología es obtenida gracias al parámetro libre α , el cual controla el rango de variabilidad que se entrega a los escenarios aleatorios. Sin embargo, dicho parámetro es arbitrario, por lo que no se puede determinar su valor en una primera instancia.

La relevancia de este trabajo recae en el hecho de que los modelos de acoplamiento intersísmico no siempre incorporan incertidumbre en los resultados, mientras que los modelos puramente estocásticos pueden generar escenarios irreales que no se condicen con las características del plano de falla. Es por esto, que *Ortega* (2017) propone la utilización de un modelo de acoplamiento intersísmico del norte de Chile, específicamente el presentado por *Melgar et al.* (2016b), como información de entrada para el análisis espectral mostrado por *Goda et al.* (2014).

La utilización del acoplamiento intersísmico permite determinar la ubicación de asperezas que tienen mayor probabilidad de deslizar al momento de ocurrir un terremoto. Este déficit de deslizamiento se multiplica por la velocidad de convergencia de las placas, que corresponde a 66 [mm/año] aproximadamente (*Kendrick et al.*, 2003), y por la cantidad de años en los que no ha ocurrido un gran sismo con potencial tsunamigénico. Lo anterior permitiría obtener una distribución del deslizamiento que se utilizaría como información de entrada para la metodología.

Para la determinación de la energía liberada debido al próximo terremoto, se utiliza la magnitud de momento sísmico propuesta por *Kanamori and Anderson* (1975), la cual viene dada por:

$$M_0 = \mu DS \quad (1.1)$$

donde μ es el módulo de cizalle, el cual se asume como $3 \cdot 10^{10}$ [Pa] (*Kanamori and Brodsky*, 2004), D es el deslizamiento que tiene cada subfalla en (*Metois et al.*, 2013) y S es el área de cada subfalla. Para obtener el momento sísmico de la ruptura, se aplica la ecuación (1.1) a cada una de las subfallas y se suman todas las contribuciones, luego, se obtiene la magnitud de momento sísmico según la relación M_w y M_0 mostrada en la ecuación (1.2) y propuesta por *Kanamori* (1977):

$$M_w = \frac{2}{3} (\cdot \log_{10}(M_0) - 9.1) \quad (1.2)$$

Donde M_0 corresponde al momento sísmico en $[N \cdot m]$ obtenido a partir de la ecuación (1.1).

1.4.2. Método estocástico basado en el análisis espectral del deslizamiento esperado

La *Metodología de Variación de Fase* está basada en el trabajo desarrollado por *Goda et al.* (2014), el cual es una modificación del trabajo de *Mai and Beroza* (2002). El objetivo de esta metodología es utilizar los parámetros derivados del análisis espectral realizado al deslizamiento esperado para generar campos aleatorios que buscan representar el deslizamiento real con propiedades estadísticas equivalentes a las esperadas. Los modelos de campo aleatorio que describen distribuciones espaciales no homogéneas están caracterizadas en el espacio por su Función de AutoCorrelación (FAC), $C(r)$, o en el dominio de Fourier por su Densidad de Potencia Espectral (DPE), $P(k)$, en donde r es distancia y k número de onda (*Mai and Beroza*, 2002). Las FAC y DPE más utilizadas se muestran en la Tabla 1.1:

FAC/DPE	$C(r)$	$P(k)$
Gaussiana	e^{-r^2}	$\frac{a_x a_y}{2} e^{-\frac{1}{4}k^2}$
Exponencial	e^{-r}	$\frac{a_x a_y}{(1+k^2)^{\frac{3}{2}}}$
Von Kármán	$\frac{G_H(r)}{G_H(0)}$	$\frac{a_x a_y}{(1+k^2)^{H+1}}$

Tabla 1.1: FAC y DPE comúnmente utilizadas (*Mai and Beroza*, 2002).

La metodología propuesta se trabaja en el plano espectral, por lo que para el desarrollo del algoritmo se utiliza la Densidad de Potencia Espectral, $P(k)$, en donde k_x y k_y son los números de onda horizontal y vertical, respectivamente. Las escalas características están dadas por los largos de correlación a lo largo del rumbo (along-strike) y a lo largo del ángulo de buzamiento (down-dip), a_x y a_y , respectivamente, y $k = \sqrt{a_x^2 k_x^2 + a_y^2 k_y^2}$. Cabe destacar que los largos de correlación, a_x y a_y , controlan el nivel absoluto del espectro de potencia para pequeños números de onda. El valor de H , que corresponde el exponente de Hurst en las expresiones correspondientes a la función de Von Kármán, determina el decaimiento espectral para grandes números de onda (*Mai and Beroza*, 2002). Luego, es posible ajustar un modelo estocástico, como los descritos en la Tabla 1.1, a los datos de deslizamiento esperados para reproducir estos como una función del número de onda.

El trabajo desarrollado por *Goda et al.* (2014) presenta 3 problemáticas que necesitan ser abordadas: la fase no se reproduce fielmente y es totalmente aleatoria, lo cual es deseable en un pronóstico de peligro a largo plazo, pero es menos aplicable en un contexto de alerta

temprana; el deslizamiento estocástico es estadísticamente normal mientras que el real no lo es; y no se mantiene el momento sísmico. Para poder solucionar lo anterior, la *Metodología de Variación de Fase* propone las siguientes mejoras:

- Se genera una matriz de fase aleatoria que le asigna un peso significativo a las zonas con mayor probabilidad de deslizarse, pero que a la vez permita variaciones estocásticas en el deslizamiento.
- El deslizamiento real tiene una distribución no normal, por lo que se utiliza una transformación de Box-Cox inversa para transformar la distribución de los resultados de deslizamiento a no normales.
- Finalmente, es posible obtener un amplio rango de resultados en donde la energía liberada también será variable. Sin embargo, se busca simular un sismo específico en donde su magnitud de momento sísmico es establecida anteriormente. Para hacer esto posible se multiplica el resultado por un factor que permita obtener la energía esperada.

Ortega (2017) observó que es posible generar el espectro de fase utilizando la fase observada ϕ , obtenida de la estimación de la función de densidad espectral, y a esta se le agrega una perturbación con el objetivo de incorporar variabilidad en los resultados. Introduciendo perturbaciones a esta fase conocida, se genera un set de realizaciones de deslizamiento estocástico que permite restringir las a zonas en donde se estima que se ha producido un mayor deslizamiento. Esta metodología utiliza un parámetro libre α para incorporar variabilidad en la fase espectral. Sin embargo, este valor es asignado de manera arbitraria. Específicamente, el modelo asume que la fase aleatoria se puede modelar como:

$$\phi(m, n) = \bar{\phi}(m, n) + \sigma_{\phi}(m, n) \quad (1.3)$$

en donde m y n corresponden al rango en el número de onda along-strike y along-dip, respectivamente, y $\bar{\phi}$ es la fase media observada que se obtiene como:

$$\bar{\phi}(m, n) = \text{atan2}(\text{Im}(D_F(m, n)), \text{Re}(D_F(m, n))) \quad (1.4)$$

donde D_F es la Transformada de Fourier del deslizamiento observado. Es importante destacar, que si sólo se utiliza $\bar{\phi}$ para la reconstrucción del deslizamiento se obtendrá una aproximación del escenario original. Para incorporar variaciones estocásticas, a esta fase media se le suma una desviación estándar dada por:

$$\sigma_\phi(m, n) = \alpha \cdot N(0, 1)(m, n) \quad (1.5)$$

en donde α es el parámetro libre que determina la amplitud de la variabilidad que se le desea incorporar al modelo, que es determinada a través de un modelo Gaussiano. La ventaja de esta metodología es que cada realización es aleatoria, pero el teorema del límite central asegura que se recupere la deformación de referencia. Esto permite introducir variaciones ante un escenario predeterminado, por ejemplo, una estimación inicial. Sin embargo, este parámetro carece de sentido físico y se debe seleccionar de manera arbitraria, lo que podría significar que la variabilidad que se le asigna a la generación de escenarios sintéticos no sea la apropiada para representar la incertidumbre epistémica asociada al proceso predictivo de propagación de tsunamis.

1.5. Resumen

El plano de falla de un sismo presenta ciertas zonas de asperezas en donde se observa un mayor deslizamiento relativo que en otras. Poder caracterizar esta heterogeneidad en la distribución espacial de deslizamiento cobra gran relevancia al momento de determinar la propagación e inundación de tsunamis.

A pesar de que en el último tiempo se han mejorado los modelos de inversión y metodologías para poder caracterizar el deslizamiento cosísmico de un terremoto, aún existe una importante incertidumbre epistémica asociada en la caracterización de la fuente sísmica y, consecuentemente, en el tsunami resultante. Es por lo anterior que la variabilidad en la fuente de datos se ha convertido en un aspecto relevante en lo que respecta la evaluación de peligro de tsunami.

Los métodos estocásticos permiten obtener modelos de deslizamiento sísmico, en donde es posible incorporar la incertidumbre propia del sismo e incorporar heterogeneidad al plano de falla. Sin embargo, la ubicación espacial de las zonas de gran deslizamiento es aleatoria y no tiene justificación física, es decir, no se reconoce la estructura física de la placa ni se consideran las zonas en donde se espera un mayor deslizamiento.

La *Metodología de Variación de Fase* propone un nuevo enfoque en donde se obtengan realizaciones de deslizamiento estocástico, pero restringidas a aquellas zonas en las que se espera un mayor deslizamiento. Para esto se incorporan los datos que actualmente se conocen de la placa al modelo estocástico, recuperando estadísticamente en promedio el deslizamiento original, pero con variaciones en cada escenario. Lo anterior intenta reducir la incertidumbre epistémica producida por desconocer cómo será el rompimiento de la brecha sísmica. Esta metodología se basa en el trabajo desarrollado por *Goda et al.* (2014), además las funciones de autocorrelación comúnmente utilizadas y presentadas en *Mai and Beroza* (2002).

El presente trabajo busca identificar sistemáticamente un posible valor para el parámetro libre α , de manera que se pueda reproducir tanto la inundación esperada como el nivel de incertidumbre asociado al proceso. Para esto, se calibrará la metodología aplicándola en las ciudades de San Antonio, Constitución y Talcahuano, utilizando como datos de entrada 19 modelos de inversión generados para el sismo de Maule en 2010 y que son presentados en el trabajo de *Cienfuegos et al.* (2018). Posteriormente, se busca validar los resultados obtenidos aplicando la metodología para el evento de Illapel en 2015, específicamente en la ciudad de Coquimbo.

Capítulo 2

METODOLOGÍA

A continuación, se presenta la metodología seguida para el desarrollo del trabajo: en la sección 2.1 se describen los datos de entrada que se utilizaron para restringir las realizaciones de deslizamiento estocástico, además del procedimiento que se utilizó para seleccionar el mejor valor para el parámetro libre. En la sección 2.2 se explica en detalle el procedimiento matemático de la metodología y el análisis espectral, mientras que en la sección 2.3 se describe el ajuste que se le realiza al parámetro libre y cómo se determinó su valor óptimo. Finalmente, en la sección 2.4 se explica el modelo matemático utilizado para la modelación de tsunamis.

2.1. Restricción para deslizamientos estocásticos

La *Metodología de Variación de Fase* es capaz de generar escenarios de deslizamiento estocástico restringidos a una distribución inicial. En *Ortega (2017)* se utiliza información del acoplamiento intersísmico en la zona norte de Chile como datos de entrada para el modelo. Sin embargo, en el presente trabajo se busca utilizar dicha metodología en un contexto de alerta temprana. Debido a esto es que se ha decidido emplear como datos de entrada la estimación de la distribución de deslizamiento en el plano de falla entregada por distintos modelos de inversión, suponiendo que esta información podría estar disponible en alerta temprana y que entrega de manera rápida una estimación de la distribución de la ruptura.

Como se mencionó en la sección 1.2, *Cienfuegos et al. (2018)* concluyeron que no es apropiado usar un sólo modelo de inversión como única estimación de la ruptura en alerta temprana, ya que existe una gran variabilidad en los resultados generados entre ellos, tanto en la deformación cosísmica como en el área de inundación y máximo run-up. Sin embargo, si se utiliza la mediana de las características hidrodinámicas de todos los modelos de inversión disponibles, se obtienen resultados de inundación y run-up cercanos a los datos reales medidos. Considerando esto, es que se ha decidido utilizar la información de todas las estimaciones disponibles del deslizamiento sísmico, de manera de no asignar mayor relevancia a un modelo que a otros,

y así no sesgar los resultados.

A continuación, se detallan los datos de entrada utilizados a partir de modelos de inversión y cómo se ha generado la distribución de referencia para la calibración y validación de la metodología.

2.1.1. Evento de Maule de 2010

Para la calibración del parámetro libre α , se seleccionó como caso de estudio el evento ocurrido el 27 de febrero en Maule en 2010, en donde se registró un sismo con magnitud de momento M_w 8.8. Se consideró un set de 19 modelos de inversión, de los cuales se tienen modelos basados puramente en la forma de la onda telesísmica (e.g., *Benavente and Cummins (2013); Hayes (2010a,b); Hayes et al. (2013); Pulido et al. (2011); Shao et al. (2010); Sladen (2010)*), información geodésica (e.g., *Fortuno et al. (2014); Luttrell et al. (2011); Moreno et al. (2012); Pollitz et al. (2011); Tong et al. (2010)*) y combinaciones que juntan datos geodésicos con otro tipo de datos (e.g., *Delouis et al. (2010); Fujii and Satake (2013); Lin et al. (2013); Lorito et al. (2011); Sladen and Owen (2010); Vigny et al. (2011); Yue et al. (2014)*).

Sin importar el tipo de fuente en el cual se basó cada modelo, se considera que representan el conocimiento científico y metodológico necesario para medir el peligro de tsunami en un contexto de alerta temprana (*Cienfuegos et al., 2018*). Además, los datos se consideran como una base empírica para la variabilidad inherente a los modelos inversos de falla finita.

Una de las conclusiones de *Cienfuegos et al. (2018)* que resulta relevante para este trabajo, es que la inundación mediana de los 19 modelos se ajusta de buena manera tanto a la altura como al área de inundación observada en 2010. Es por lo anterior, que ésta se utiliza como la inundación objetivo que se busca reproducir mediante la *Metodología de Variación de Fase* y servirá como base para validar los resultados obtenidos. Además, se busca reproducir la variabilidad existente en los resultados de los 19 modelos de inversión estudiados. Por otro lado, se tienen mediciones de la altura de inundación realizadas en terreno y que son presentadas por *Fritz et al. (2011)*, estos datos se utilizan como información adicional para validar los resultados obtenidos por los modelos.

Para evaluar la respuesta del tsunami en localidades con diferentes características, las ciudades de estudio que se consideraron para el proceso de calibración son San Antonio, Constitución y Talcahuano. Esta elección se basa en que las tres localidades están distribuidas a lo largo de la ruptura y que, además, presentaron inundación en el evento del 2010.

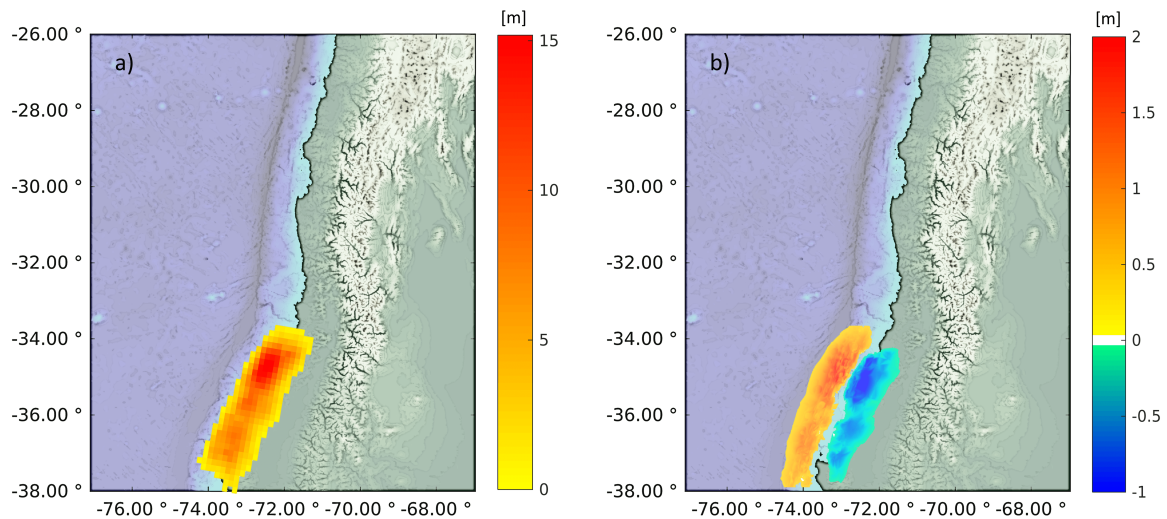


Figura 2.1: a) Mediana de la distribución de deslizamiento cosísmico obtenida a partir de los 19 modelos de inversión presentados en *Cienfuegos et al. (2018)*. b) Deformación vertical del fondo marino para el evento de Maule (2010) obtenida a partir de la mediana de los 19 modelos ($P_{50\%}$).

Como datos de entrada para la metodología, se consideró la mediana de las 19 estimaciones de deslizamientos cosísmico, esta elección está basada en que se busca utilizar toda la información disponible para la calibración del *Método de Variación de Fase*, y de esta manera no se le asigna mayor peso de manera aleatoria a algún modelo de falla finita en particular. Para obtener la mediana de la distribución de deslizamiento de los 19 modelos, se identificó el modelo que entregaba una mayor resolución, para luego grillar e interpolar el resto de los casos de manera de obtener 19 deslizamientos con la misma resolución. Posteriormente, se calcula la *Función de Distribución de Probabilidad* para cada una de estas subfallas y se obtiene la mediana para cada caso, siendo ésta el percentil 50 ($P_{50\%}$), generando así una nueva distribución de deslizamiento, mostrada en la Figura 2.1.a), la cual es utilizada como escenario de referencia para la generación de escenarios estocásticos. La deformación vertical inicial entregada por esta configuración de deslizamiento es presentada en la Figura 2.1.b).

Se observa de la Figura 2.1.a) que el mayor deslizamiento ocurre en la zona norte de la falla, llegando a valores cercanos a 15 [m]. Mientras que en la Figura 2.1.b) se tiene que existe una subsidencia en la mayor parte del territorio costero frente al plano de falla. En donde la localidad de San Antonio queda ubicada por encima de la zona de subsidencia, por lo que no tiene una deformación vertical relevante. Por otro lado, Constitución y Talcahuano sí experimentan una relevante deformación vertical del terreno, siendo subsidencia y levantamiento, respectivamente.

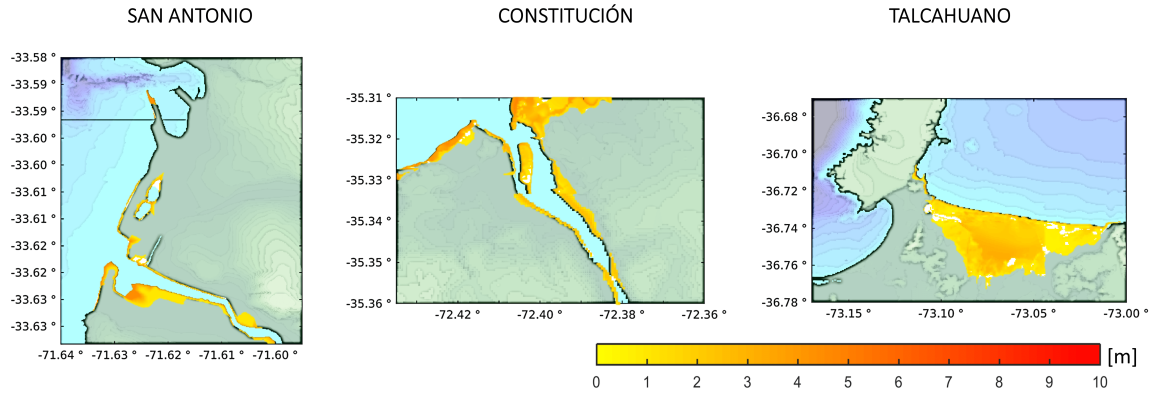


Figura 2.2: Inundación de referencia para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano obtenida a partir de los 19 modelos ($P_{50} \%$).

Luego, se simula numéricamente la inundación por tsunami de cada uno de los escenarios propuestos por los modelos de falla finita y se extrae la inundación máxima, obteniendo 19 mapas de inundación distintos para el mismo evento. Se calcula la mediana de inundación para cada ciudad, por lo que finalmente se tienen los 3 mapas de inundación, mostrados en la Figura 2.2, que se consideran como referencia y se buscan replicar mediante la *Metodología de Variación de Fase*. El detalle del modelo utilizado para la propagación e inundación por tsunami se detalla en la sección 2.4 del presente trabajo.

Cabe destacar, que existe una incertidumbre epistémica asociada a la generación de la distribución de deslizamiento mediante modelos de inversión, lo cual se evidencia en la variabilidad que existe entre los mapas de inundación resultantes para cada uno de los 19 modelos de falla finita. Es por lo anterior, que además se busca reproducir dicha variabilidad a partir de los escenarios estocásticos. Para esto se caracteriza la incertidumbre como:

$$I_{90\%} = I_{95\%} - I_{5\%} \quad (2.1)$$

En donde $I_{95\%}$ e $I_{5\%}$ corresponden a las Funciones de Densidad Acumulativa Inversa (ICDF por sus siglas en inglés) al 95% y al 5%, respectivamente. Esto quiere decir que $I_{95\%}$ e $I_{5\%}$ son valores de inundación para los cuales el 95% y el 5% de los datos están por debajo de estos valores.

En la Figura 2.3 se muestra la variabilidad para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano, respectivamente. Se tiene que las zonas anaranjadas presentan una mayor variabilidad en los resultados, mientras que al disminuir ésta el mapa adopta colores amarillos.

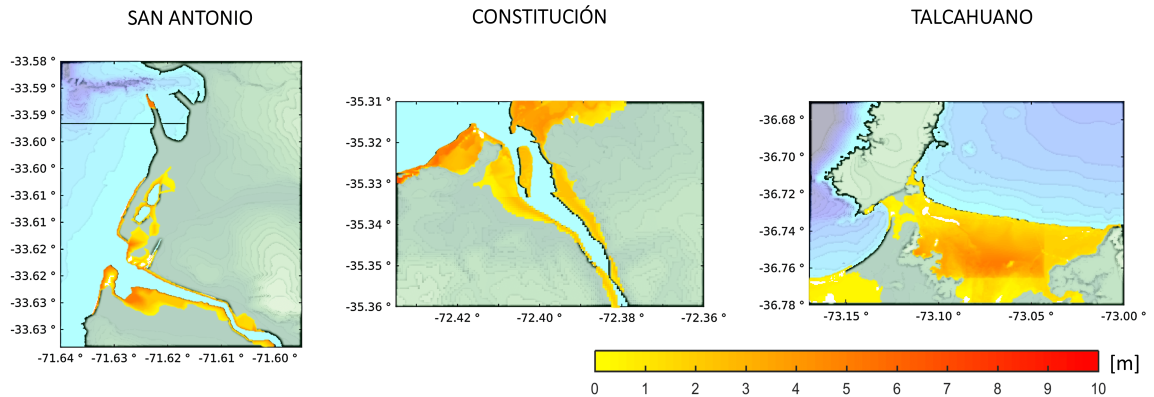


Figura 2.3: Nivel de variabilidad en la inundación para las localidades de San Antonio, Talcahuano y Constitución $I_{90\%}$, obtenido a partir de los resultados entregados por los 19 modelos de inversión estudiados.

Que la variabilidad sea alta significa que los distintos modelos de inversión entregan diferentes alturas de inundación para el mismo evento, por lo tanto, existe una mayor incertidumbre en cómo afectará el tsunami a dicha zona. Se observa que dicha variabilidad aumenta cerca de la línea de costa y se atenúa al alejarse de ésta. En las zonas que no hay variabilidad o esta es cercana a cero, se interpreta como que los modelos de inversión entregan resultados similares, por lo que la incertidumbre en dichas zonas sería pequeña.

2.2. Aplicación Metodología de Variación de Fase

2.2.1. Análisis preliminar de datos

Como se mencionó en la sección 1.4.1, se requiere de una distribución de deslizamiento de referencia la cual sirve como dato de entrada para la *Metodología de Variación de Fase*. En la Figura 2.1.a) se muestra la distribución para el evento de Maule en 2010, obtenida como la mediana ($P_{50\%}$) de las 19 distribuciones de deslizamiento presentados por *Cienfuegos et al.* (2018) y calculada según lo expuesto en la sección 2.1.1. Sin embargo, a esta información se le deben hacer algunos ajustes. En primer lugar, los datos de entrada de longitud y latitud deben ser transformados a UTM (Universal Transversal de Mercator). Además, el deslizamiento debe ser leído como una matriz 2D y ser bilinealmente interpolado a la mitad de su resolución original (*Goda et al.*, 2015). Para esto, en un principio se requiere que el deslizamiento sea rotado de manera que la orientación de la ruptura coincida con uno de los ejes de la matriz. Esto se puede lograr corrigiendo por el rumbo medio de la interfaz. Así, los datos

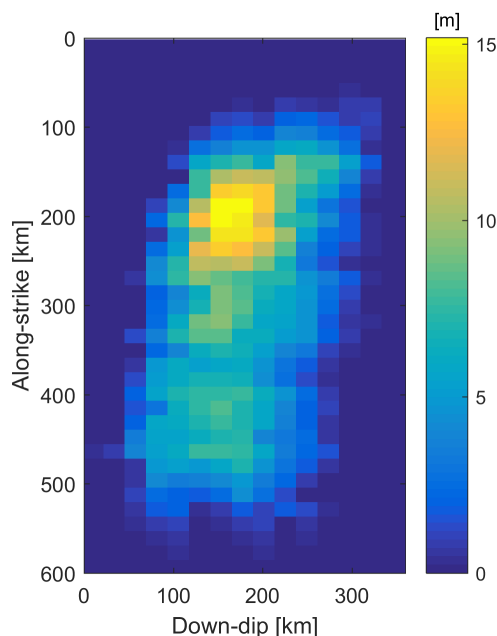


Figura 2.4: Deslizamiento cosísmico (calculado como la mediana de los 19 modelos de inversión) para el evento de Maule (2010) rotado, interpolado y con tapering.

de deslizamiento cosísmico del terremoto del 27 de febrero de 2010 en Maule son rotados con un ángulo $\beta = 11^\circ$ en sentido antihorario, que corresponde al promedio de la orientación de las subfallas con respecto al norte (rumbo medio), para luego ser interpolados bilinealmente a la mitad de la resolución.

Posteriormente, se realiza un procedimiento denominado *tapering*, en donde se agregan filas y columnas al deslizamiento de manera que este disminuya a 0 de forma gradual en cada arista del plano de falla principal. Cabe destacar, que el *tapering* cambia las características de la potencia espectral de la falla, en donde se ha determinado que al tener valores altos de deslizamiento en los bordes de la falla, no realizar *tapering* tiene un impacto significativo en los resultados (Goda *et al.*, 2014), pudiéndose sobreestimar el run-up en la costa. Debido a lo anterior, se han agregado al menos tres filas y columnas en la matriz de deslizamiento en donde el deslizamiento disminuya gradualmente a cero en los bordes. La matriz 2-D dimensional resultante de la distribución de deslizamiento rotada, interpolada y con tapering es mostrada en la Figura 2.4.

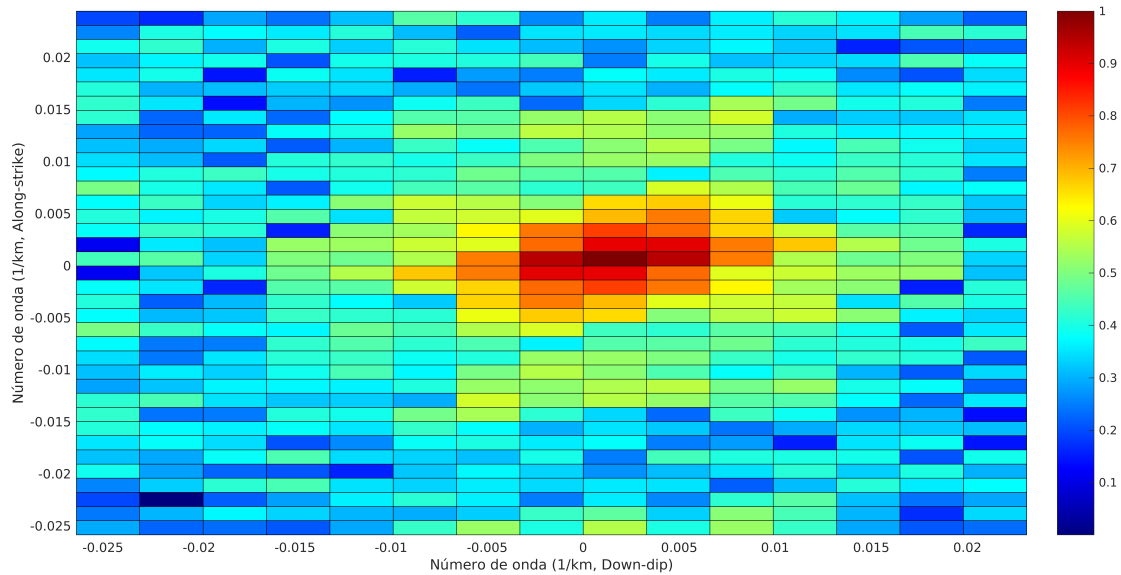


Figura 2.5: Espectro normalizado 2-dimensional del deslizamiento cosísmico para el evento de Maule en 2010.

2.2.2. Análisis Espectral

La energía liberada en un sismo y su balance energético pueden ser examinados en el dominio espectral, en donde el proceso sísmico es una cascada de energía elástica almacenada desde longitudes de onda más largas a más cortas (*Andrews, 1981*). Por lo tanto, una vez que se tenga la matriz de deslizamiento esperado, se calcula su transformada de Fourier rápida (FFT) y se obtiene un espectro de potencia normalizado 2D en el dominio del número de onda. De esta manera se obtiene la caída de energía que posee el deslizamiento original, en términos de números de onda más pequeños a más grandes en las direcciones along-strike y down-dip, lo cual se muestra en la Figura 2.5. En ella se observa que la mayor porción de energía liberada por el sismo se concentra en números de onda bajos, mientras que la potencia espectral decae rápidamente a medida que el número de onda aumenta, tanto en la dirección along-strike como en la down-dip. Esto indica que la liberación de energía es dominada por longitudes de onda más largas. Además, se observa que los mayores valores de la potencia espectral tienen un ángulo relativo a la horizontal, lo cual indicaría que para ciertas combinaciones de número de onda existe una mayor liberación de energía.

Se define un rango de número de onda para el análisis espectral, considerando la dimensión característica del plano de falla para el límite inferior y la resolución espacial del modelo de

deslizamiento original para el límite superior. Luego, es posible ajustar el espectro de potencia normalizado en las direcciones down-dip y along-strike, ajustando los parámetros a_x , a_y y H del modelo de Von-Kármán (Ver detalle en tabla 1.1, en sección 1.4.2) que mejor reproducen el espectro real (*Mai and Beroza, 2002; Ortega, 2017*).

Para encontrar los largos de correlación a_x y a_y , se realiza un proceso iterativo que recorre la falla en dirección along-strike y down-dip cada 0.2 [km]. El exponente de Hurst normalmente adopta valores entre 0 y 1, por lo que se itera este valor desde 0.1 hasta 0.9 con un paso de 0.01. Para estimar los valores de a_x , a_y y H óptimos, se minimiza el error conjunto de todos los parámetros en ambas direcciones, como se muestra en la ecuación 2.2:

$$\epsilon_{conj} = \sqrt{\epsilon_{rms}^s \cdot \epsilon_{rms}^d} \quad (2.2)$$

En donde ϵ_{rms}^s y ϵ_{rms}^d es el error cuadrático medio *rms* (Root Mean Square) entre el decaimiento espectral del deslizamiento esperado y el teórico, en las direcciones along-strike y down-dip, respectivamente. Finalmente, se tienen como resultados los parámetros mostrados en la Tabla 2.1.

Parámetro	H	a_x	a_y
Valor óptimo	0.45	203 [km]	436 [km]

Tabla 2.1: Valores óptimos para los parámetros H , a_x y a_y .

Para generar los escenarios de deslizamiento con las propiedades deseadas, se utiliza el método integral de Fourier (*Pardo-Igúzquiza and Chica-Olmo, 1993*) para construir una función de densidad espectral con distribución casi normal que mantenga la estructura de correlación en la distribución espacial de deslizamiento.

Esta metodología permite simular campos espectrales aleatorios A , los cuales son una combinación lineal de senos y cosenos, y en donde se requiere tanto del espectro de amplitud como el espectro de fase. La generación de dicho campo aleatorio se realiza mediante la ecuación 2.3:

$$A(m, n) = VK(m, n)\cos(\phi(m, n)) - iVK(m, n)\sin(\phi(m, n)) \quad (2.3)$$

La amplitud espectral corresponde a la potencia del espectro de Von-Karman (VK) obtenido a partir de los largos de correlación y el coeficiente de Hurst estimados anteriormente;

además, se requiere de una fase aleatoria cuya construcción se explica en la sección 1.4.2, específicamente con las ecuaciones 1.3, 1.4 y 1.5. Lo anterior permite obtener la función de densidad espectral a la cual es posible aplicar la Transformada de Fourier Inversa (IFFT) para obtener el deslizamiento estocástico resultante.

Cabe destacar, que en esta metodología se utiliza la fase media obtenida a partir del análisis espectral, a la cual se le agrega variabilidad. Esto permite generar escenarios estocásticos reconociendo la ubicación del desplazamiento esperado y de las asperezas existentes.

Un importante aspecto que se debe considerar, es que los valores de deslizamiento esperado no tienen una distribución normal. Sin embargo, el método integral de Fourier, al tener una distribución casi normal, produce valores de deslizamiento negativo, lo que es físicamente imposible considerando que el desplazamiento relativo entre las placas es positivo. Debido a lo anterior, es necesario realizar un escalamiento no lineal para transformar la distribución de deslizamiento en no normal. Para esto se utiliza la transformación de Box-Cox mostrada a continuación:

$$y = \frac{(x^{\lambda_b} - 1)}{\lambda_b} \quad (2.4)$$

En donde x corresponde a los valores de deslizamiento esperados no normales e y son los valores de deslizamiento normales. Se identifica el mejor parámetro de transformación de potencia λ_b iterando y buscando el valor que maximice el coeficiente de correlación entre la variable transformada y y la variable normal. Así, se obtiene el valor de $\lambda_b = 0.185$, el cual tiene un coeficiente de correlación de 0.9433, lo cual es considerado aceptable. Posteriormente, se aplica la transformada inversa de Box-Cox a los valores obtenidos de deslizamiento estocásticos con distribución normal.

Por otro lado, es probable que los escenarios resultantes no mantengan el momento sísmico original. Para corregir esto, se multiplica la realización de deslizamiento estocástico por el factor κ mostrada a continuación:

$$\kappa = \frac{M_0^{original}}{M_0^{estocástico}} \quad (2.5)$$

Finalmente, se obtienen las realizaciones estocásticas con las propiedades deseadas.

2.3. Ajuste del Parámetro Libre

Como se ha mencionado anteriormente, el presente trabajo busca calibrar la *Metodología de Variación de Fase*, encontrando el parámetro α que genera un set de escenarios estocásticos, en donde la mediana de estos ($P_{50\%}$) mejor reproduzca la inundación de referencia (Figura 2.2) y que, además, refleje la variabilidad inherente al proceso (Figura 2.3). Para llevar a cabo esto se utiliza la metodología de estimación de incertidumbre de probabilidad generalizada (GLUE por sus siglas en inglés) propuesta por *Simmons et al.* (2017).

El método GLUE entrega información que permite analizar la sensibilidad del modelo a α utilizando un muestreo de diferentes valores que este parámetro puede adoptar. De esta manera se evalúa el ajuste para varias combinaciones del modelo. El método GLUE recomienda aplicar un muestreo de Monte Carlo para generar una gran cantidad de valores únicos para el parámetro que se desea estudiar, en donde se utiliza algún algoritmo que sea capaz de generar números aleatorios en un rango determinado. Sin embargo, en el presente trabajo se ha seleccionado un set de valores de α acotado, ya que es un único parámetro que se busca calibrar.

Una vez que se ha definido el set de parámetros que se analizará y se han generado los distintos deslizamientos estocásticos, se procede a modelar el tsunami para cada caso, extrayendo las variables hidrodinámicas representativas que son el run-up máximo ($R(x, y)$) y la amplitud de ola ($\eta(x, y)$). Posteriormente, se calcula el puntaje BSS (Brier Skill Score), el cual es altamente utilizado en ingeniería de costas, para determinar el valor óptimo del parámetro α y comparar los resultados hidrodinámicos del modelo con los observados. En donde un valor $BSS = 1$ corresponde a una perfecta concordancia de las predicciones del modelo con los datos y $BSS = 0$ significa que hay nula concordancia. El puntaje BSS se define como:

$$BSS = 1 - \frac{MSE(m)}{MSE(0)} = 1 - \frac{\sum(|\eta_0(x, y) - \eta_m(x, y)|)^2}{\sum(|\eta_0(x, y)|)^2} \quad (2.6)$$

en donde $\eta_m(x, y)$ corresponde al valor de la inundación modelada en el punto (x, y) , y $\eta_0(x, y)$ es la inundación observada en la misma ubicación. Para el cálculo de este puntaje, los datos de inundación observada y modelada en cada localidad por separado se comparan punto a punto, para luego obtener la sumatoria y, finalmente, se calcula el puntaje de ajuste BSS para el modelo en análisis. Sin embargo, el valor obtenido de la ecuación 2.6 es normalizado, como se muestra en la ecuación 2.7, para que ahora la suma de los puntajes para cada valor de α sea 1, entregando puntajes 0 o mayores, de esta manera es posible realizar un análisis

comparativo de los resultados entre las distintas localidades y así determinar qué modelo es el que mejor se ajusta a la inundación de referencia. El puntaje normalizado L_{BSS} se define como:

$$L_{BSS} = \frac{BSS_i}{\sum_{i=1}^n BSS_i} \quad (2.7)$$

en donde n es el número total de escenarios modelados, es decir, n representaría a los 10 escenarios obtenidos a partir de los distintos valores de α . Para el caso del estudio presente, se calcula el ajuste L_{BSS} para los resultados obtenidos a partir de cada valor de α , esto con el objetivo de determinar cuál es el mejor valor entre los distintos que han sido estudiados. Finalmente, se selecciona el valor que maximice el puntaje L_{BSS} tanto para la inundación mediana del set de escenarios estocásticos ($P_{50\%}$), como para su nivel de incertidumbre ($I_{90\%}$), de manera independiente. Cabe destacar que para este procedimiento no se establece un valor óptimo para el puntaje L_{BSS} , ya que este es un valor normalizado y depende del conjunto de puntajes BSS que se obtengan previamente.

2.3.1. Calibración y Validación del Parámetro Libre

Para cada una de las tres ciudades de análisis se utilizaron 10 valores distintos de α , los cuales son $\alpha = [\frac{\pi}{10}, \frac{\pi}{9}, \frac{\pi}{8}, \frac{\pi}{7}, \frac{\pi}{6}, \frac{\pi}{5}, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{3}, \frac{\pi}{2}, \pi]$. Además, para cada uno de estos valores se generaron 50 escenarios estocásticos. El objetivo de generar dichos 50 escenarios de deslizamiento para cada α , es evaluar cuál de estos valores genera un set de escenarios en donde, al calcular la inundación mediana de ellos, se pueda reproducir la inundación de referencia y, además, la variabilidad observada en el evento de Maule en 2010.

Para realizar la calibración del parámetro libre se utilizan los resultados obtenidos para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano. Para esto, se verifica cuál valor de α maximiza el puntaje de verosimilitud normalizado L_{BSS} al comparar la inundación mediana de los 50 escenarios ($P_{50\%}$) con la inundación de referencia y, además, comparando la variabilidad ($I_{90\%}$) entregada por el modelo con la variabilidad existente entre los 19 modelos de inversión. Para determinar el mejor valor de α , se analizan los resultados de las tres localidades de manera independiente, en donde se busca el valor que entregue resultados satisfactorios en todos los casos.

Posteriormente, y luego de identificar el valor de α que reproduce las características deseadas, se evalúa la capacidad predictiva de la metodología ya calibrada. Para esto se generan 50

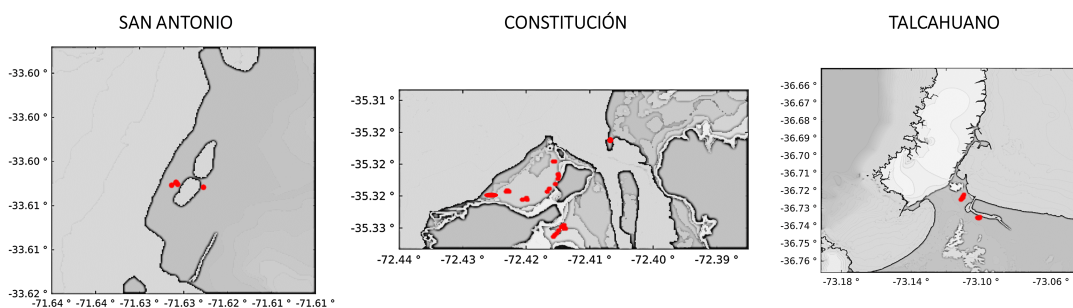


Figura 2.6: En rojo se muestran los puntos en donde se realizaron las mediciones en terreno para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano (*Fritz et al., 2011*).

escenarios estocásticos mediante la *Metodología de Variación de Fase* para el evento ocurrido el 16 de septiembre en Illapel el 2015, utilizando el parámetro α definido anteriormente. Para lo anterior, se verifica el puntaje de ajuste normalizado L_{BSS} y se analiza su comportamiento.

Por otro lado, se realiza un análisis adicional comparando los resultados de los modelos para el evento de Maule ocurrido en 2010 con los presentados por *Fritz et al. (2011)*, en donde se realizó un levantamiento de información pocos días después del evento y se inspeccionaron 800 [km] de costa desde Quintero hasta Mehuín. La información recolectada comprende más de 400 mediciones de altura de inundación, run-up y de elevación costera, en donde el máximo se registró en Constitución con un run-up de 29 [m]. Se utilizan estos datos como respaldo para la validación de la metodología, en donde el detalle de las mediciones se puede encontrar en el Anexo A.

En la Figura 2.6 se muestran en rojo los puntos en donde se realizaron las mediciones en terreno para las ciudades de San Antonio, Constitución y Talcahuano. Cabe destacar que estas mediciones son respecto al nivel del mar y no son alturas de inundación, por lo tanto, es necesario que a estos resultados se les reste la topografía del lugar para obtener puramente inundación.

2.3.2. Evento de Illapel de 2015

Para el desarrollo del presente trabajo se ha realizado una importante hipótesis, en donde se considera que el parámetro libre que se desea encontrar es universal y es capaz de reproducir la inundación y nivel de incertidumbre para cualquier evento, esto bajo el supuesto que el desconocimiento que se tenga respecto a la falla es constante y entrega el mismo sesgo para distintos eventos.

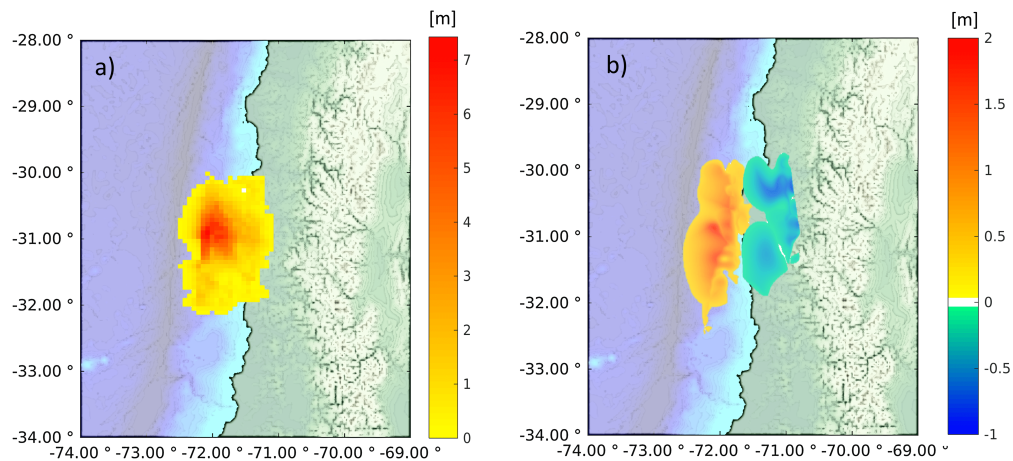


Figura 2.7: Deformación vertical del fondo marino para el evento de Illapel (2015) obtenida como la mediana de los 8 modelos de inversión ($P_{50\%}$)

Teniendo en cuenta lo anterior, para realizar el proceso de validación se utilizó la metodología ya calibrada para generar distintos escenarios estocásticos para el evento de Illapel ocurrido en 2015. Para este propósito, se cuentan con 8 fuentes distintas de modelos de inversión, en donde se tienen modelos basados puramente en datos telesísmicos (e.g., *Benavente et al. (2016)*; *Hayes (2017)*; *Lee et al. (2016)*) y otros en donde se combinan datos geodésicos con otro tipo de fuentes de datos (e.g., *Barnhart et al. (2016)*; *Melgar et al. (2016a)*; *Williamson et al. (2017)*), además se utilizaron las fuentes generadas unas horas después del evento por el Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS por sus siglas en inglés) y por el Observatorio de Singapur (EOS por sus siglas en inglés).

Como datos de entrada se utilizó la mediana de la distribución de deslizamiento, mostrada en la Figura 2.7.a), de los 8 modelos realizando el mismo procedimiento descrito en la sección 2.1.1, en donde se obtiene la deformación vertical mostrada en la Figura 2.7.b). Se generan 50 escenarios estocásticos de deslizamiento utilizando el parámetro α óptimo seleccionado a partir del proceso de calibración explicado en la sección 2.3.1, y con esto se obtiene un set de distintos mapas de inundación.

Para poder validar la *Metodología de Variación de Fase*, se busca evaluar la concordancia entre la inundación mediana modelada ($P_{50\%}$) con la obtenida a partir de los 8 modelos de inversión. El mismo análisis se realiza para el nivel de incertidumbre ($I_{90\%}$). Los mapas de inundación de referencia y el de variabilidad de referencia se muestran en la Figura 2.8 a continuación.

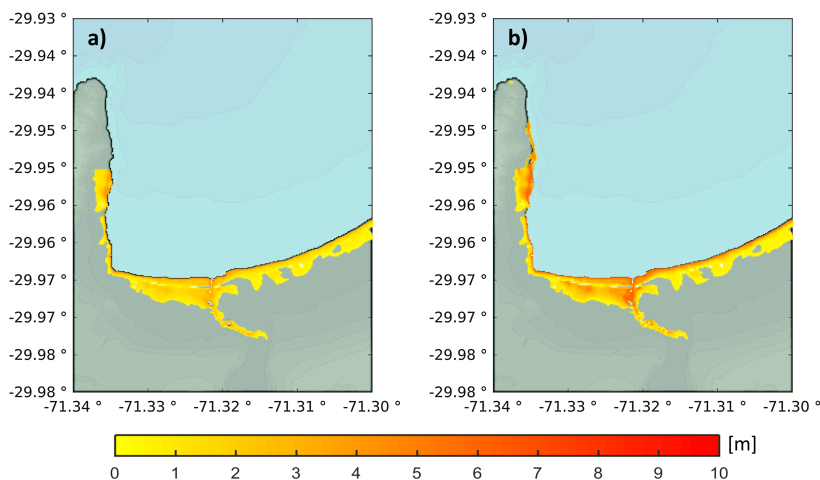


Figura 2.8: a) Inundación mediana para la ciudad de Coquimbo obtenida a partir de los 8 modelos de inversión. b) Nivel de variabilidad en la inundación para la ciudad de Coquimbo, considerando los 8 modelos de inversión.

2.4. Modelado de Tsunami

En el presente trabajo, para poder simular los escenarios de tsunami y sus propiedades hidrodinámicas, se ha utilizado el software *HySEA* (Macías, 2019). A continuación, en la sección 2.4.1 se describen las ecuaciones que gobiernan la modelación de tsunami y, en la sección 2.4.2, se especifican los parámetros del plano de falla y las batimetrías utilizadas.

2.4.1. Ecuaciones Gobernantes

El software *HySEA* (Hyperbolic Systems and Efficient Algorithms) es un modelo numérico propuesto por Macías (2019) y diseñado específicamente para simulación de tsunami, el cual está implementado para ser integrado utilizando GPUs y así poder realizar simulaciones en tiempos muy por debajo de tiempo real (FTRT).

El modelo implementa en un mismo código las 3 fases que componen la simulación de un tsunami: 1) generación a partir de la fuente sísmica, 2) propagación e 3) inundación. En la fase de generación se hace uso del modelo de deformación de Okada (1985) para describir la deformación del fondo marino el cual genera la ola inicial.

HySEA resuelve el sistema de ecuaciones de aguas someras lineales (válidas en aguas profundas) y no lineales (válidas en aguas someras), que son descritas en coordenadas esféricas (válidas en aguas profundas) y en coordenadas cartesianas (válidas en aguas someras).

Las ecuaciones de aguas someras no lineales (NLSWE) son descritas a continuación:

$$\frac{\partial h}{\partial t} + \frac{\partial(hu)}{\partial x} + \frac{\partial(hv)}{\partial y} = 0, \quad (2.8)$$

$$\frac{\partial(hu)}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left(hu^2 + \frac{1}{2}gh^2 \right) + \frac{\partial(huv)}{\partial y} = gh \frac{\partial H}{\partial x} + S_x, \quad (2.9)$$

$$\frac{\partial(hv)}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial y} \left(hv^2 + \frac{1}{2}gh^2 \right) + \frac{\partial(huv)}{\partial x} = gh \frac{\partial H}{\partial y} + S_y. \quad (2.10)$$

en donde $h(\mathbf{x},t)$ es el espesor de la capa en el punto $\mathbf{x} \in \mathbf{D} \subset \mathbb{R}^2$ en el tiempo t , \mathbf{D} es la proyección 3D horizontal. $H(\mathbf{x})$ es la profundidad en el punto \mathbf{x} medido desde el nivel medio del mar. $u(\mathbf{x},t)$ y $v(\mathbf{x},t)$ son las velocidades promediadas en la altura en las direcciones x e y , respectivamente, y g es la aceleración de gravedad.

Los términos S_x y S_y son parametrizaciones de efectos de fricción considerando la ley de Manning descritas como:

$$S_x = -\frac{ghM_n^2 u ||(u, v)||}{h^{4/3}}, \quad (2.11)$$

$$S_y = -\frac{ghM_n^2 v ||(u, v)||}{h^{4/3}} \quad (2.12)$$

en donde $M_n > 0$ es el coeficiente de rugosidad de Manning.

2.4.2. Modelo de Falla Elástico

Como se mencionó en la sección 2.4.1, la deformación del fondo marino se describe según las ecuaciones de *Okada* (1985) a través de la teoría elástica, la cual supone una deformación instantánea y se aplica a un plano de falla rectangular finito. Dicho plano de falla es la representación idealizada de la interfaz entre dos placas tectónicas en subducción en donde se produce dislocación durante un sismo. La dislocación que se produce en el plano de falla deforma la superficie del medio semi-infinito (fondo del océano), que se considera como el desplazamiento de la superficie marina durante el terremoto.

Los parámetros de falla utilizados por HySEA para modelar la deformación se muestran en la Tabla 2.2 y en la Figura 2.9 se muestra una idealización de dicho plano de falla:

Parámetros	Unidad
Epicentro (latitud, longitud)	Grados [°]
Profundidad del Plano de Falla	Metros [m]
Largo del Plano de Falla L	Kilómetros [km]
Ancho del Plano de Falla W	Kilómetros [km]
Rumbo θ (strike)	Grados [°]
Ángulo de Buzamiento δ (dip)	Grados [°]
Ángulo de Deslizamiento λ (rake)	Grados [°]
Deslizamiento entre Placas D	Metros [m]

Tabla 2.2: Parámetros para el modelo de falla elástico.

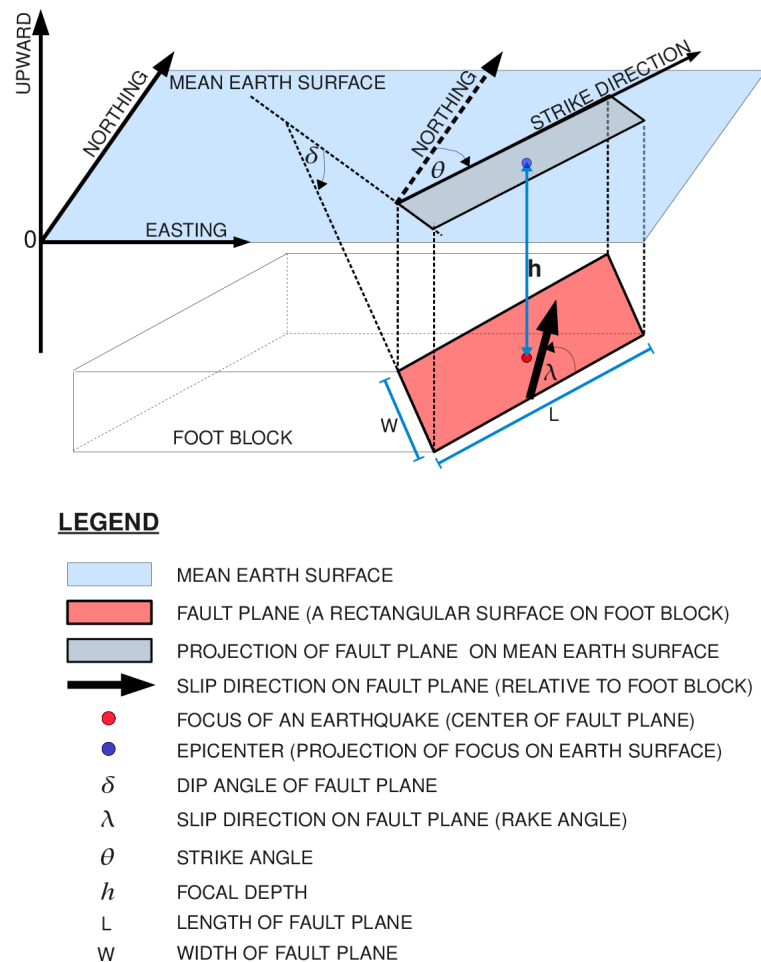


Figura 2.9: Modelo del plano de falla y de los parámetros que lo caracterizan. Fuente: Manual COMCOT (*Wang, 2009*)

El modelo empleado por HySEA asume que el terremoto puede ser descrito como la ruptura de un sólo plano de falla, sin embargo, el software puede combinar varios planos de falla para modelar la deformación detallada del fondo marino, en donde cada una de estas subfallas se define con los parámetros descritos anteriormente.

2.4.2.1. Configuración de los parámetros

Para cada una de las ciudades se han utilizado 4 grillas anidadas que describen la topografía y batimetría para la modelación de los respectivos escenarios. La ubicación de las grillas cambia dependiendo de la ciudad que se desea analizar, sin embargo, la resolución de cada una de las mallas es idéntica para cada caso y se muestra en la Tabla 2.3.

Nivel	Resolución
Grilla 1	~930 [m]
Grilla 2	~230 [m]
Grilla 3	~60 [m]
Grilla 4	~10 [m]

Tabla 2.3: Resolución de las grillas anidadas.

En la Figura 2.10 se muestra la batimetría para la Grilla 1, en donde la resolución es de 930 [m]. Además, se muestra la topografía y batimetría de la Grilla 4 para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano, en donde la resolución máxima para cada ciudad es de 10 [m].

También, en la Figura 2.11 se muestra la topografía y batimetría correspondiente a las Grilla 1 y Grilla 4 para la bahía de Coquimbo, las cuales son utilizadas para modelar el tsunami ocurrido en Illapel en 2015, en donde la resolución máxima que se utilizó fue de 10 [m].

Para cada escenario, se modela el respectivo tsunami durante 4 horas de tiempo de propagación y se guardan los datos cada 5 minutos, en donde las variables hidrodinámicas de interés son: run-up máximo ($R(x, y)$) y amplitud de ola ($\eta(x, y)$). El coeficiente de Manning (M_n) que se utiliza se considera igual a 0.030, en donde este valor representa la presencia de estructuras, vegetación y otros elementos que se opongan al avance de la onda de tsunami. Con la selección de este coeficiente se desea representar la inundación real y su variabilidad, por lo que no se busca el peor escenario.

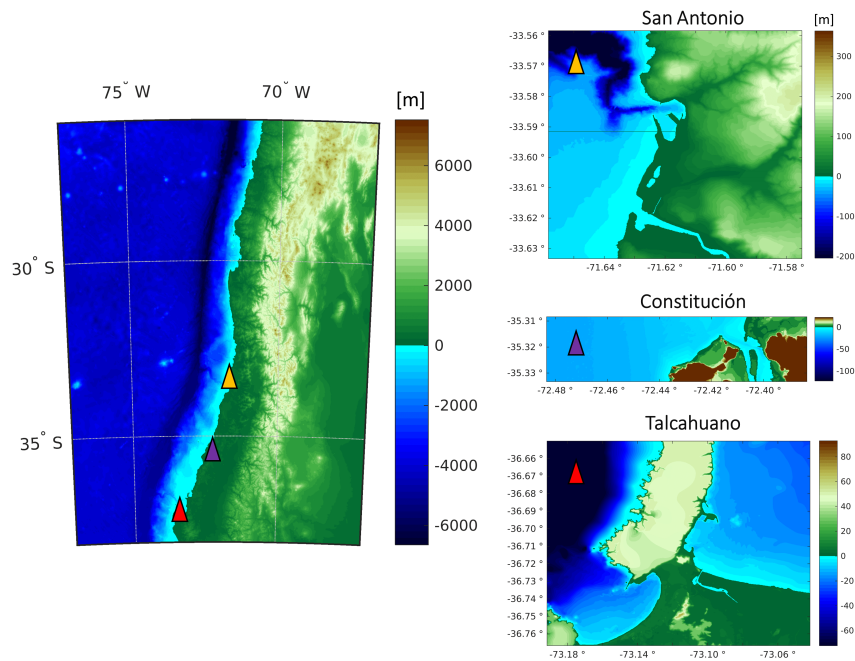


Figura 2.10: Topografía y batimetría para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano (de arriba hacia abajo) con resolución de 10 metros.

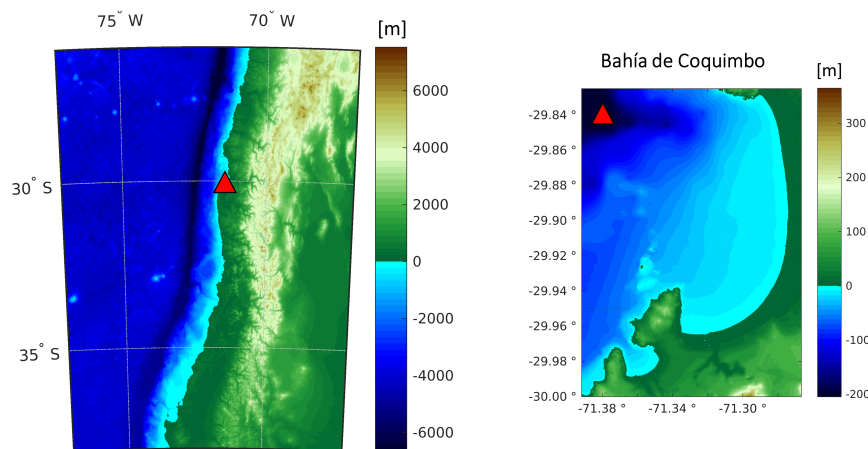


Figura 2.11: Topografía y batimetría para la bahía de Coquimbo, con resolución de 10 metros

Los parámetros de profundidad, rumbo y buzamiento que requiere el modelo de falla elástica para cada subfalla (ver Tabla 2.2), se obtienen mediante los modelos de placas para zonas de subducción (Slab Models for Subduction Zones) generado por el Servicio Geológico de Estados Unidos (USGS por sus siglas en inglés), el cual está basado en el trabajo de *Hayes et al.* (2012) y elaborado a partir de un ajuste probabilístico no lineal a partir de distintas fuentes de datos,

en donde se consideran terremotos históricos, perfiles sísmicos activos, límites de las placas tectónicas, batimetría y espesor del sedimento. Además, el valor del ángulo de deslizamiento se asume para todos los casos 90° , que es considerado el peor escenario.

Por otro lado, para las ciudades de San Antonio, Constitución y Talcahuano, el largo y el ancho para cada subfalla es de 60 [km] y 20[km], respectivamente, mientras que para Illapel es de 20 [km] tanto el largo como el ancho, mientras que el deslizamiento para cada caso queda determinado por el modelo estocástico.

Capítulo 3

RESULTADOS Y ANÁLISIS

El presente capítulo presenta los principales resultados del trabajo de investigación. A continuación, la metodología mostrada en el Capítulo 2 en una primera instancia es calibrada utilizando los 19 modelos de inversión expuestos en *Cienfuegos et al. (2018)* para el evento de Maule en 2010, cuyos resultados se muestran en la sección 3.1. Posteriormente, se busca validar la metodología ya calibrada, para esto en la sección 3.2 se analiza el ajuste de los resultados obtenidos para Maule con los datos recopilados y expuestos en *Fritz et al. (2011)*, para luego aplicar la metodología al evento de Illapel ocurrido en septiembre del 2015.

3.1. Calibración de Metodología

La *Metodología de Variación de Fase* propone una manera de generar una cantidad considerable de escenarios estocásticos en poco tiempo, entregando variabilidad a la deformación cosísmica sin perder su distribución espacial esperada. Sin embargo, al tener un parámetro libre cuyo valor es seleccionado de manera arbitraria, resulta necesario poder calibrar y validar el método.

Para determinar el nivel de variabilidad que el valor del parámetro α entrega al modelo, para el set de escenarios estocásticos se calcula la incertidumbre utilizando la ecuación 2.1 ($I_{90\%}$), la cual se busca que se asemeje al nivel de variabilidad de referencia (Figura 2.3). Además, para calibrar la metodología, es necesario que los resultados entregados sean coherentes y cercanos a los observados para el evento de 2010, para esto se busca que la mediana de los escenarios sintéticos ($P_{50\%}$) se asemeje a la inundación de referencia (Figura 2.2) en las distintas localidades de estudio. De esta manera, se puede realizar un análisis de sensibilidad del efecto que podría tener este parámetro en los posteriores resultados.

En una primera instancia, se evalúa la sensibilidad de la deformación vertical del fondo marino asociado al valor de α . Para esto, en la Figura 3.1 se muestran los resultados entregados por

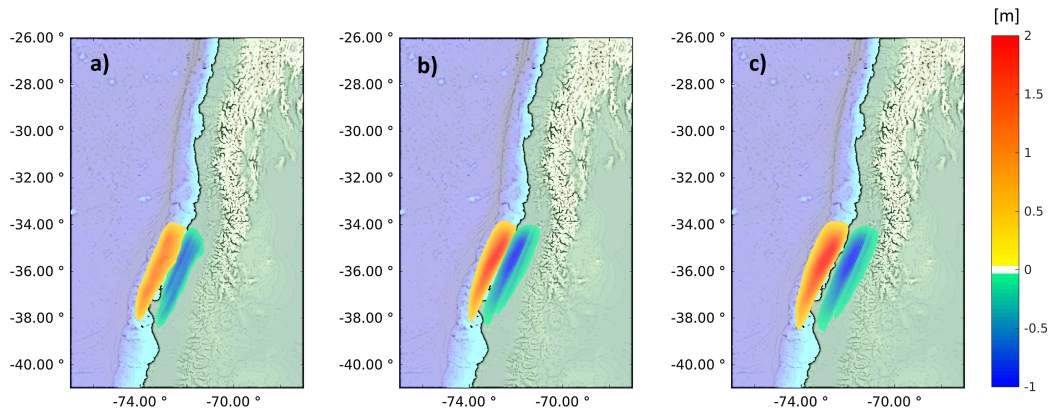


Figura 3.1: Deformación vertical mediana ($P_{50\%}$) de los 50 escenarios estocásticos considerando valores de $\alpha =$ a) π , b) $\frac{\pi}{5}$, c) $\frac{\pi}{10}$

HySEA para valores de $\alpha: [\frac{\pi}{10}, \frac{\pi}{5}, \pi]$, los cuales han sido seleccionados ya que son representativos de lo que ocurre a medida que el parámetro libre se modifica.

Se observa que el área que abarca el plano de falla se mantiene relativamente constante entre cada uno de los modelos, mostrando dimensiones similares a las observadas en la deformación de referencia mostrada en la Figura 2.1. Por otro lado, para valores altos de α se obtiene una mayor deformación vertical y subsidencia de las placas. Además, a medida que este valor disminuye también lo hace la magnitud de la deformación vertical, adoptando deformaciones menores y similares a las de referencia, concentrándose la deformación en la zona norte de la falla.

3.1.1. Inundación Mediana y Variabilidad

Para ilustrar la sensibilidad que tienen los resultados al parámetro α , a continuación se presenta la diferencia entre los mapas de inundación mediana modelados ($P_{50\%}$) con los de referencia para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano, además, de mapas de diferencia de la variabilidad de inundación modelada ($I_{90\%}$) con la de referencia. Se han seleccionado los resultados obtenidos para $\alpha = \frac{\pi}{10}$, $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y $\alpha = \pi$ con el objetivo de mostrar cómo varían los resultados a medida que varía el valor de este parámetro.

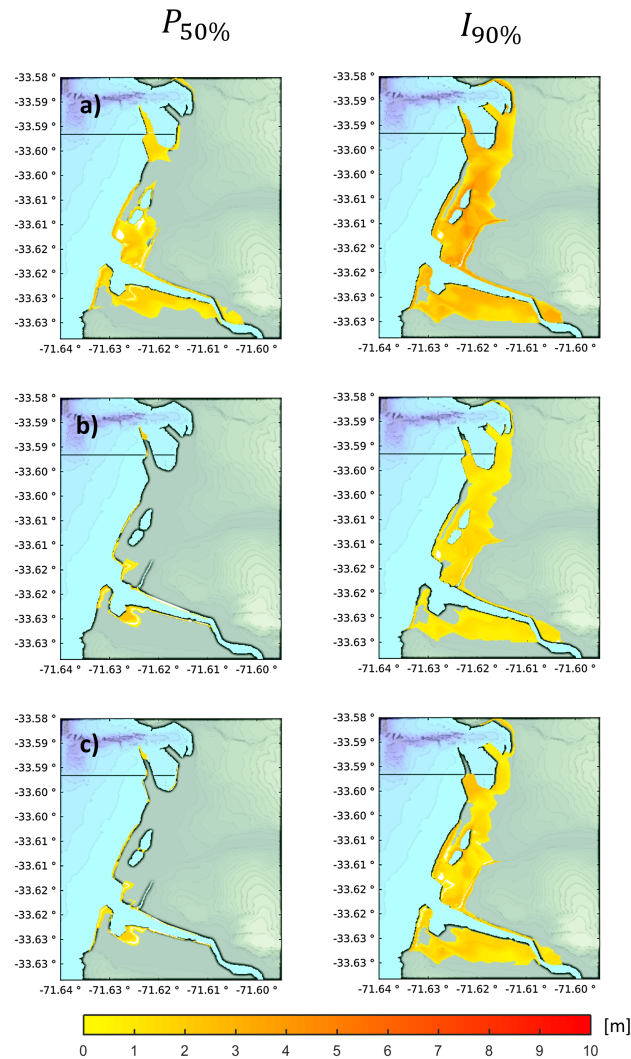


Figura 3.2: Diferencia en la inundación mediana $P_{50\%}$ (panel izquierdo) y nivel de incertidumbre $I_{90\%}$ (panel derecho) con los mapas de referencia para la localidad de San Antonio considerando los valores a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{10}$

3.1.1.1. San Antonio

En la Figura 3.2 se muestra la diferencia entre la inundación de referencia y la inundación representativa obtenida a partir de los modelos sintéticos (panel izquierdo) para la localidad de San Antonio, considerando los tres valores de α mencionados previamente, la cual se obtuvo como la mediana de los 50 escenarios estocásticos generados para cada uno de los valores de α . Además, se muestra la diferencia entre el nivel de incertidumbre de referencia y el modelado, considerando la variación del parámetro α (panel derecho).

Se observa que para un mayor valor de α , la inundación mediana aumenta y se identifican zonas con mayor discrepancia con el escenario de referencia, teniendo diferencias de hasta 3 [m] de inundación, en donde la inundación disminuye a medida que lo hace el parámetro y se asemeja en mayor medida con la inundación de referencia. Además, también el área inundada es cada vez menor, adoptando valores similares a los mostrados en la Figura 2.2. Por otro lado, en el panel derecho, en donde se muestra el nivel de incertidumbre de los modelos, se observa que para altos valores de α existe una gran variabilidad en los resultados, la cual va disminuyendo a medida que lo hace también el parámetro libre.

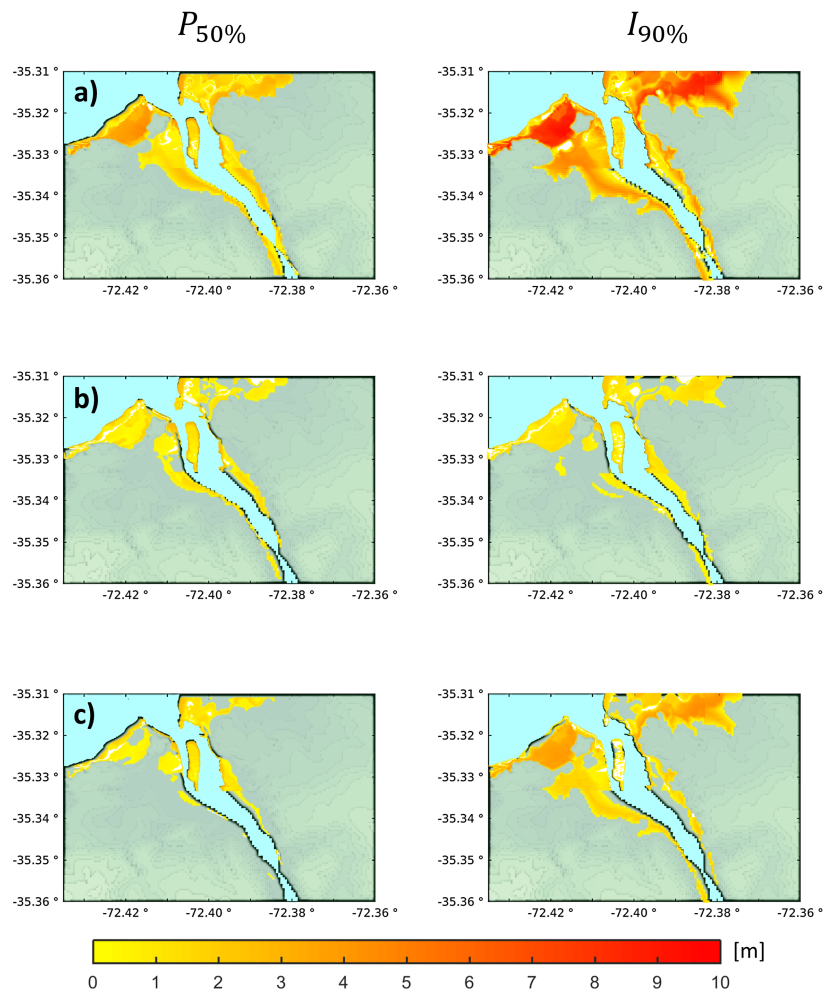


Figura 3.3: Diferencia en la inundación mediana $P_{50\%}$ (panel izquierdo) y nivel de incertidumbre $I_{90\%}$ (panel derecho) con los mapas de referencia para la localidad de Constitución considerando los valores a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{10}$

3.1.1.2. Constitución

En la Figura 3.3, se muestra la diferencia entre la inundación de referencia y la inundación mediana obtenida a partir de los modelos (panel izquierdo), además, se muestra la diferencia entre el nivel de incertidumbre de referencia y el modelado (panel derecho) para la localidad de Constitución, asociados a los valores α mencionados previamente.

Respecto a la inundación mediana, se observa que para valores altos de α se obtienen altos valores de inundación y el área inundada es mayor, mientras que a medida que este parámetro va disminuyendo también lo hacen la altura de inundación y el área inundada. Lo anterior se concluye ya que al disminuir el valor de α se obtienen menores valores en la diferencia de inundación, lo que refleja que hay una mayor semejanza entre la inundación modelada y la de referencia. Para el caso del nivel de incertidumbre, se observa que existe una mayor diferencia en la variabilidad al utilizar altos valores de α , mientras que al ir disminuyendo el parámetro también lo hace la diferencia en el nivel de incertidumbre, además, esta diferencia se hace más notoria en zonas cercanas a la línea de costa. Esto se debe a que al ser la zona de inundación bastante acotada debido a la topografía del lugar, la variabilidad que existe entre modelos se concentra en las zonas de inundación más probables.

3.1.1.3. Talcahuano

En la Figura 3.4 se muestra la diferencia entre la inundación mediana modelada (panel izquierdo) y la de referencia para la localidad de Talcahuano, además, de la diferencia en el nivel de incertidumbre obtenido a partir de los modelos y el de referencia (panel derecho) asociado al parámetro α .

Al igual que ocurre con San Antonio y Constitución, la diferencia en los valores de altura de inundación máxima aumentan a medida que lo hace el parámetro α , mientras que, al disminuir este valor, lo hace también la inundación y el área inundada. Para el nivel de incertidumbre, se observa que existe una mayor diferencia en la variabilidad para valores altos de α , sin embargo, este disminuye a medida que lo hace también el parámetro. Cabe destacar que, para las tres ciudades analizadas, la diferencia entre el nivel de incertidumbre de los modelos con el de referencia es menor cuando $\alpha = \frac{\pi}{5}$, lo cual indicaría en una primera instancia que para valores cercanos al mencionado se podría reproducir de mejor manera el nivel de incertidumbre.

La razón de lo anterior y que ocurre para las tres localidades, es que a medida que aumenta

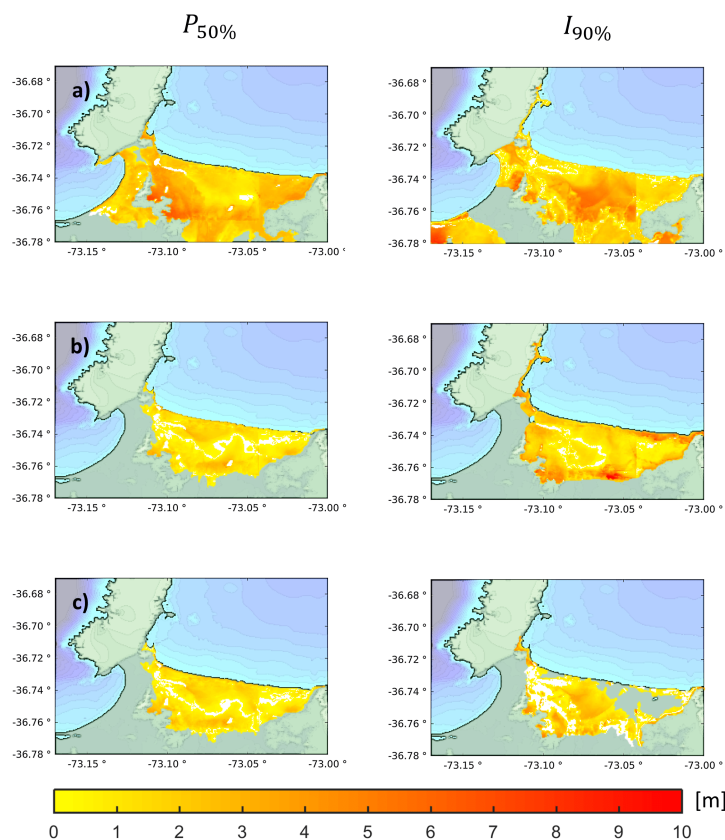


Figura 3.4: Diferencia en la inundación mediana $P_{50\%}$ (panel izquierdo) y nivel de incertidumbre $I_{90\%}$ (panel derecho) con los mapas de referencia para la localidad de Talcahuano considerando los valores a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{10}$

α se da la libertad para que la metodología genere escenarios que no guarden relación con el escenario de referencia y que exista una mayor probabilidad de obtener casos extremos, mientras que al disminuir α los escenarios generados son cada vez más similares al de referencia, sin embargo, se pierde variabilidad en los resultados.

Otro aspecto relevante que ocurre para Talcahuano y se muestra en la Figura 3.4, es que para valores altos de α , tanto para la altura de inundación como para el nivel de incertidumbre se observa que los mayores valores se encuentran tierra adentro y lejanos a la línea de costa. Esto parece contradictorio ya que se esperaría que los mayores valores de altura de inundación ocurrieran cercanos a la costa y fueran disminuyendo a medida que se aleja de ésta. Una posible razón de esto, es que la deformación cosísmica causada por el terremoto es tan alta que genera un hundimiento de la topografía, provocando que en estas zonas ocurran las máximas alturas de inundación. En la Figura 3.5 se muestra la topo-batimetría deformada para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano, en donde se consideraron

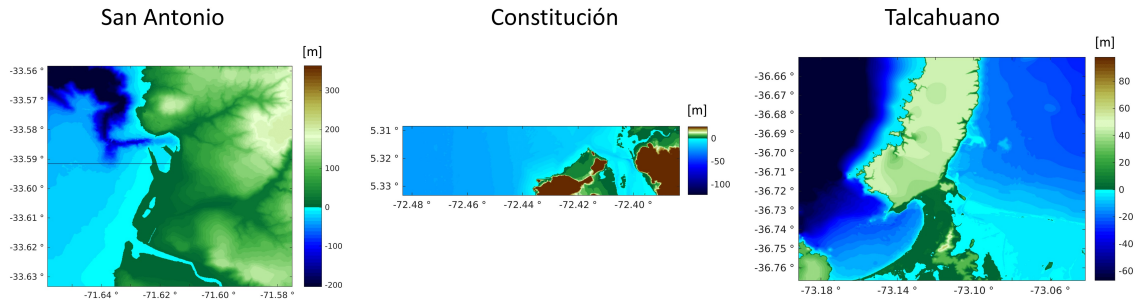


Figura 3.5: Topografía y batimetría deformada para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano debido a la deformación cosísmica provocada por el terremoto, considerando valores altos de α .

valores altos de α , ya que estos podrían generar mayores deformaciones.

Se observa que para el caso de San Antonio no existe una deformación evidente de la topografía, como sí ocurre para Constitución y Talcahuano, en donde existe una subsidencia importante del terreno. Esto es consistente con la posición relativa de las localidades a la falla. Además, cobra relevancia, ya que indica que podría existir una dependencia importante de la deformación vertical de la topografía con el valor del parámetro α , lo cual a su vez condicionaría la altura de inundación que se produciría en la costa. El detalle de esta sensibilidad de la deformación vertical al parámetro se analiza en detalle en la sección 4.2.

Por otro lado, la bahía de Talcahuano es altamente resonante y tiene gran parte de su territorio costero con poca elevación y relativamente plano, estos factores permiten que exista un alto nivel de incertidumbre incluso para valores bajos de α . Considerando lo anterior, se podría deducir que la bahía de Talcahuano presenta una mayor sensibilidad que otras localidades a la distribución del deslizamiento cosísmico.

3.1.2. Ajuste de datos modelados con datos reales

A continuación, se presentan resultados cuantitativos del ajuste que tienen los modelos realizados con respecto a los datos reales. Para esto, en primer lugar se presenta un gráfico de cajas para cada una de las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano, en donde se muestra la distribución del puntaje de ajuste normalizado L_{BSS} que tiene cada uno de los 50 modelos generados para cada valor de α . Posteriormente, se calcula el puntaje de ajuste L_{BSS} de la inundación mediana ($P_{50\%}$) obtenida a partir de estos 50 modelos generados para cada uno de los valores de α , en donde lo que se busca es reproducir la inundación de referencia. Además, considerando que uno de los objetivos de este trabajo es proponer un valor



Figura 3.6: Gráficos de caja del ajuste L_{BSS} para cada uno de los modelos generados para cada valor de α (50 escenarios para cada caso de α), en donde se muestra la distribución que tienen los puntajes de ajuste para cada uno de los modelos considerando distintos valores de α .

de α que sea capaz de reproducir la incertidumbre epistémica existente, es que también se presentan los puntajes L_{BSS} que reflejan el ajuste del nivel de incertidumbre de los modelos estocásticos con el obtenido a partir de los modelos de inversión utilizados en *Cienfuegos et al.* (2018).

En la Figura 3.6 se presentan los gráficos de caja para cada una de las localidades, en donde se muestra la distribución del puntaje de ajuste L_{BSS} para cada caso de α , esto con el objetivo de tener una referencia de cómo se distribuye el ajuste para un valor de α . Es importante destacar que este puntaje está normalizado y se obtiene el ajuste relativo de cada caso respecto a todos los modelos generados. Se observa que en todos los casos se generan escenarios con un puntaje relativo de ajuste alto. Sin embargo, también se generan escenarios con bajo o nulo ajuste. Se aprecia que a medida que disminuye el valor del parámetro se genera una mayor cantidad de escenarios que se ajustan de mejor manera al escenario esperado, lo cual genera que la mediana del conjunto de modelos (líneas rojas) sea mayor cuando disminuye el valor del parámetro. Incluso, para el caso de San Antonio se obtiene que para valores pequeños de α existe una convergencia de los puntajes de ajuste, resultando que la mayoría de los resultados tienen ajustes similares y mayores en comparación a los obtenidos para otros valores de α .

Por otro lado, en el caso de Constitución se observa que no existe dicha convergencia para los puntajes de ajuste. Sin embargo, al disminuir el valor del parámetro se genera una mayor cantidad de escenarios con un puntaje relativo alto, esto significa que para estos valores de α se reproduce de mejor manera la inundación observada, aunque cabe destacar que de todas maneras se obtienen algunos casos con bajo o nulo ajuste.

Como se ha mencionado anteriormente en la sección 3.1.1.3, Talcahuano es una bahía alta-

mente resonante y, además, la elevación del terreno en la costa es baja. Es debido a esto que incluso para valores pequeños de α se obtiene una gran variabilidad en los resultados y los puntajes de ajuste son menores que en los otros casos, por esta razón es que se observan varios casos extremos que escapan del conjunto de datos, incluso, para $\alpha = \pi$ se tiene que la mayoría de los casos tienen un ajuste nulo o cercano a 0, lo que significa que distan significativamente del escenario de referencia y sólo algunos pocos logran reproducir en cierta medida la inundación de referencia.

Debido a que se generan casos con ajuste nulo a pesar de tener valores bajos de α en las tres localidades, es relevante determinar el ajuste que tiene el conjunto de escenarios generados. En la imagen izquierda de la Figura 3.7 se muestra la distribución del puntaje L_{BSS} calculado para la inundación mediana ($P_{50\%}$) y en la imagen derecha de la misma Figura se muestra el puntaje para el nivel de incertidumbre ($I_{90\%}$) de los 50 escenarios estocásticos generados.

Cabe destacar, que el ajuste de la inundación representativa $P_{50\%}$ de cada caso de α no necesariamente es el misma que la mediana mostrada en la Figura 3.6 (líneas rojas), ya que el proceso del tsunami no es lineal. Dicho esto, es necesario evaluar el ajuste que entrega la inundación mediana y la variabilidad para cada caso de α . Considerando lo anterior, en la Figura 3.7 se muestra el puntaje relativo L_{BSS} para la inundación representativa de cada caso de α , además del ajuste relativo para el nivel de incertidumbre. Por otro lado, en la Tabla 3.1 se exhiben los puntajes numéricamente para cada localidad y para cada valor de α .

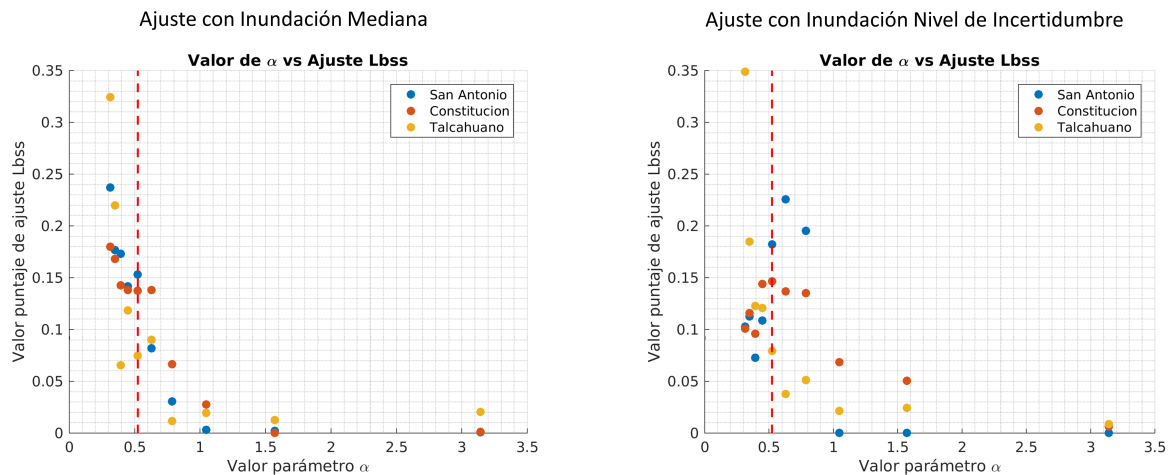


Figura 3.7: Ajuste L_{BSS} de los modelos con la inundación real (panel izquierdo). Ajuste L_{BSS} de los modelos con el nivel de incertidumbre (panel derecho). El color azul indica los puntajes para San Antonio, el naranja para Constitución y el amarillo para Talcahuano. La línea punteada roja indica la posición en donde $\alpha = \pi/6$.

Puntaje de ajuste L_{BSS} para inundación media										
Valor de α	$\frac{\pi}{10}$	$\frac{\pi}{9}$	$\frac{\pi}{8}$	$\frac{\pi}{7}$	$\frac{\pi}{6}$	$\frac{\pi}{5}$	$\frac{\pi}{4}$	$\frac{\pi}{3}$	$\frac{\pi}{2}$	π
San Antonio	0.239	0.178	0.173	0.142	0.152	0.081	0.030	0.004	0.004	0.001
Constitución	0.180	0.168	0.141	0.139	0.138	0.139	0.068	0.029	0.001	0.001
Talcahuano	0.325	0.221	0.068	0.119	0.077	0.093	0.013	0.021	0.015	0.023

Puntaje de ajuste L_{BSS} para nivel de incertidumbre										
Valor de α	$\frac{\pi}{10}$	$\frac{\pi}{9}$	$\frac{\pi}{8}$	$\frac{\pi}{7}$	$\frac{\pi}{6}$	$\frac{\pi}{5}$	$\frac{\pi}{4}$	$\frac{\pi}{3}$	$\frac{\pi}{2}$	π
San Antonio	0.101	0.113	0.073	0.109	0.183	0.227	0.196	0.001	0.000	0.000
Constitución	0.102	0.117	0.096	0.143	0.147	0.137	0.135	0.059	0.052	0.005
Talcahuano	0.350	0.184	0.123	0.121	0.080	0.038	0.051	0.021	0.024	0.008

Tabla 3.1: Para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano, se muestran los puntajes de ajuste L_{BSS} de los modelos con la inundación de referencia (tabla superior) y los puntajes de ajuste L_{BSS} de los modelos con el nivel de incertidumbre (tabla inferior).

A partir de los puntajes de ajuste representativos de cada caso, se observa que para San Antonio y Constitución el ajuste es mejor a medida que disminuye el valor de α , mientras que para valores altos de este parámetro el ajuste disminuye a valores cercanos a cero. Esto cobra sentido, ya que α está asociado con el nivel de variabilidad que se le da a los escenarios estocásticos, por lo que mientras menor sea este valor significa que la variabilidad que se le entrega a los escenarios sintéticos es reducida, por lo tanto, estos no se alejan de la deformación real entregada por los modelos de inversión.

Para el caso de Talcahuano, los puntajes de ajuste son bastante bajos para todos los valores de α , excepto para $\alpha = \frac{\pi}{10}$ en donde la variabilidad que se le entrega a los escenarios generados es bastante baja, permitiendo disminuir la sensibilidad de la bahía a la distribución del deslizamiento cosísmico y, de esta manera, generar mapas de inundación que se logran asemejar a la inundación de referencia.

Teniendo en cuenta lo anteriormente expuesto, es esperable que al disminuir α se obtengan mejores resultados y se pueda reproducir en mayor medida la inundación de referencia utilizando la mediana del set de escenarios estocásticos. Sin embargo, es de gran relevancia poder reproducir la incertidumbre epistémica que significa generar mapas de inundación, es por esto que en el panel derecho de la Figura 3.7 (panel derecho) se muestra el ajuste L_{BSS} que se obtiene para el nivel de incertidumbre considerando distintos valores de α .

Tanto para el caso de San Antonio como para el de Constitución, se observa un bajo ajuste en

el nivel de incertidumbre cuando se tienen valores altos de α , lo cual se explica debido a que la metodología permite que los escenarios estocásticos disten del de referencia, por lo que la variabilidad que se obtiene en estos casos es bastante mayor a la que se busca reproducir. Sin embargo, para valores bajos de α , se tiene que igualmente el puntaje de ajuste normalizado disminuye, esto tiene sentido cuando se considera que para estos casos la metodología es bastante restrictiva respecto a la variabilidad que se le entrega a los escenarios generados. Por lo tanto, a pesar de tener un buen ajuste con la inundación de referencia, al no tener suficiente variabilidad entre modelos no se reproduce correctamente el nivel de incertidumbre. Finalmente, se tiene que para valores de α entre $\frac{\pi}{7}$ y $\frac{\pi}{5}$ la metodología es capaz de reproducir en buena medida la incertidumbre epistémica y, también, la inundación de referencia.

Para el caso de Talcahuano se observa que tanto en el gráfico de ajuste con la inundación mediana ($P_{50\%}$) como en el de ajuste con el nivel de incertidumbre ($I_{90\%}$), la mayoría de los valores de α entregan puntajes relativos L_{BSS} bastante bajos en comparación a los obtenidos para las otras localidades en estudio, esto significa que no es conveniente reproducir la inundación ni el nivel de incertidumbre utilizando estos valores para el parámetro libre. Sin embargo, para $\alpha = \frac{\pi}{10}$ se tiene un ajuste aceptable tanto para la inundación mediana como para el nivel de incertidumbre. Esto se explica ya que al utilizar valores pequeños de α se restringe en gran medida la variabilidad que se le entrega a los escenarios mediante la *Metodología de Variación de Fase*, por lo tanto, se reduce la alta variabilidad por el efecto combinado de la alta resonancia de la bahía y la planicie de la zona costera. Estos resultados indican en una primera instancia que la configuración de la bahía podría tener incidencia en la variabilidad que entrega el parámetro libre, por lo que la selección de este dependería del tipo de bahía en estudio.

Teniendo en cuenta lo anteriormente expuesto, es que se procede a validar la *Metodología de Variación de Fase* utilizando valores de $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y $\alpha = \frac{\pi}{6}$, ya que para estos se obtiene un buen ajuste tanto para la inundación de referencia como para el nivel de incertidumbre, en una primera instancia sin ahondar en la dependencia que podría tener el valor del parámetro libre con la configuración de la bahía.

3.2. Validación de Metodología

Para la validación de la metodología y la calibración realizada, se utilizan los datos de inundación medidos en terreno (*Fritz et al.*, 2011) posterior al evento del 27 de febrero de 2010 ocurrido en Maule, en donde se busca obtener inundaciones cercanas a las reales. Además, se

realiza un segundo proceso de validación utilizando la metodología para generar escenarios de deslizamiento estocásticos del terremoto ocurrido el 16 de septiembre en Illapel, en donde se espera obtener resultados que se ajusten tanto a la inundación real como a la variabilidad existente entre los modelos de inversión.

3.2.1. Validación con datos de terreno

Con el objetivo de validar la metodología y observar el nivel de ajuste que se obtiene al utilizar los modelos generados, se realiza el procedimiento de validación para la calibración presentada en la sección 3.1.2, en donde se calcula el puntaje de ajuste relativo L_{BSS} para los diferentes valores de α analizados, considerando esta vez los datos medidos en terreno que son presentados por *Fritz et al.* (2011). Considerando que estos datos tienen una ubicación puntual y específica, las ecuaciones 2.6 y 2.7 no se pueden utilizar en todo el dominio (x, y) en donde se presente inundación, es por esto que sólo se han considerado para el cálculo del puntaje L_{BSS} los puntos en los cuales se tienen datos de la inundación real, mientras que el resto no han sido considerados en esta sección. Además, considerando que los datos que se tienen han sido mediciones únicas realizadas en terreno, no existe variabilidad en estos datos y no es necesario hacer un análisis de ajuste para el nivel de incertidumbre.

En la Figura 3.8 se muestran gráficos de caja para las ciudades de San Antonio, Constitución y Talcahuano, en donde se muestra el ajuste relativo de cada uno de los modelos para cada valor de α , con los datos de inundación observados.

En el gráfico de caja realizado para San Antonio (Figura 3.8), se observa que a medida que disminuye el valor de α se obtiene una mayor cantidad de escenarios con mejor ajuste relativo L_{BSS} . Sin embargo, un aspecto que se destaca es que para todos los valores de α estudiados se generó una cantidad importante de escenarios sintéticos con ajuste nulo. Esto podría deberse a que los puntos en donde se tiene información respecto a la inundación observada están ubicados cerca de la laguna de Llolleo, sector en donde hay una importante variabilidad en los resultados de los modelos sintéticos, incluso varios de estos no generaron inundación. Esto se traduciría en que estos modelos en particular no logran ajustarse a los datos medidos, por lo tanto, se obtienen puntajes de ajuste relativos muy bajos o nulos en el gráfico de cajas.

Considerando el gráfico de cajas para el caso de Constitución, se tiene que para menores valores de α existe una mayor cantidad de escenarios con mayor ajuste relativo L_{BSS} , lo que indicaría que se ajustan en mejor medida a la inundación de referencia, mientras que para valores altos los resultados se concentran en un nivel de ajuste relativo bajo, lo que significaría

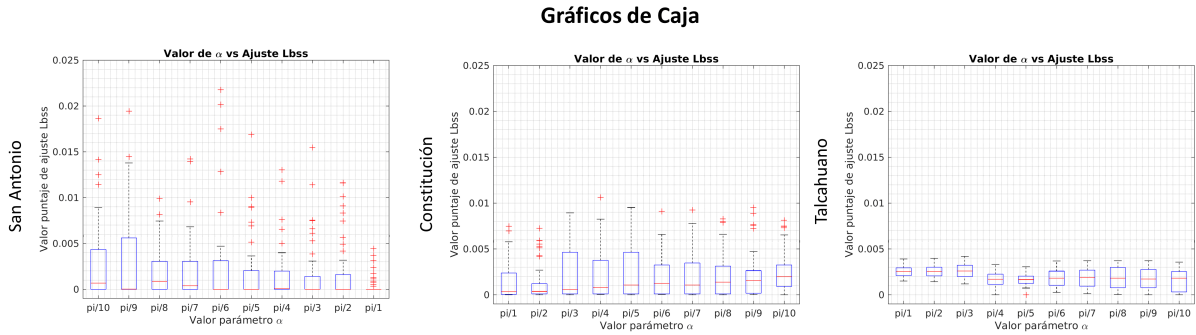


Figura 3.8: Gráfico de cajas para los puntajes de ajuste L_{BSS} , considerando cada uno de los modelos generados utilizando los distintos valores de α , cálculo realizado para San Antonio (panel izquierdo), Constitución (panel central) y Talcahuano (panel derecho).

que para estos casos no se reproduciría satisfactoriamente la inundación esperada.

Por otro lado, observando el gráfico de cajas generado para la localidad de Talcahuano, se tiene que para la mayoría de los casos la metodología genera tanto resultados con buen ajuste relativo como con ajuste bajo, exceptuando para el caso de $\alpha = \pi$ en donde varios de los mapas de inundación generados tienen un bajo o nulo ajuste, lo cual tiene sentido considerando que se le entrega bastante variabilidad a la generación de escenarios estocásticos, la cual a su vez podría ser potenciada por la propiedad resonante de la bahía de Talcahuano, característica predominante que implica que la inundación en la costa sería menos sensible a la fuente y, por lo tanto, se esperaría mayor variabilidad en los resultados.

En la Figura 3.9 se muestra el ajuste relativo L_{BSS} que se tiene de los datos obtenidos en terreno con el conjunto de modelos generados para cada valor de α , mientras que en la Tabla 3.2 se muestra el valor de cada uno de estos puntajes.

Si se analiza el gráfico de ajuste L_{BSS} , se obtiene que para Talcahuano sólo para valores muy bajos de α se logra un ajuste aceptable. Esto se debe a que es necesario restringir en gran medida la variabilidad entregada a los escenarios de deslizamiento estocástico para que se logre aminorar la sensibilidad que posee la bahía a la distribución de deslizamiento cosísmico. Mientras que para San Antonio y Constitución se tiene un aumento progresivo del puntaje L_{BSS} a medida que disminuye el valor de α . Ambos resultados son los esperados, considerando lo obtenido en la sección 3.1.2.

Lo expuesto anteriormente logra validar en una primera instancia los resultados obtenidos en la sección 3.1, en donde se reafirma la consecuencia de que al disminuir el valor del parámetro α es posible reproducir de manera satisfactoria la inundación observada. Por otro

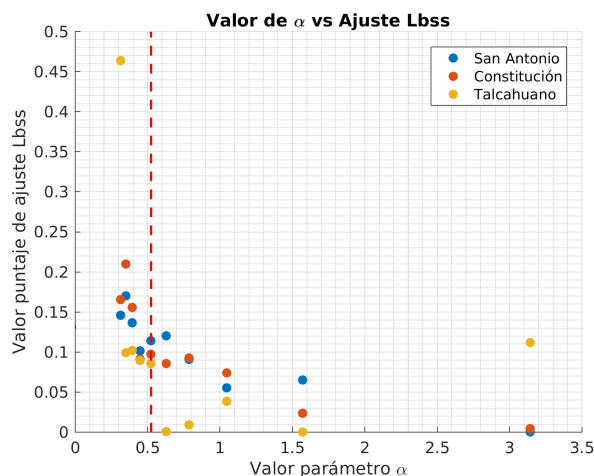


Figura 3.9: Ajuste L_{BSS} de los modelos con los datos mostrados por *Fritz et al.* (2011). Los puntos azules corresponden a los puntajes para San Antonio, los puntos naranjos corresponden a los puntajes para Constitución, mientras que los amarillos corresponden a Talcahuano. La línea punteada roja indica la posición en donde $\alpha = \pi/6$

Puntaje de ajuste L_{BSS} para inundación media										
Valor de α	$\frac{\pi}{10}$	$\frac{\pi}{9}$	$\frac{\pi}{8}$	$\frac{\pi}{7}$	$\frac{\pi}{6}$	$\frac{\pi}{5}$	$\frac{\pi}{4}$	$\frac{\pi}{3}$	$\frac{\pi}{2}$	π
San Antonio	0.146	0.170	0.137	0.103	0.113	0.120	0.092	0.054	0.065	0.000
Constitución	0.166	0.210	0.154	0.092	0.098	0.087	0.093	0.075	0.024	0.003
Talcahuano	0.464	0.100	0.102	0.090	0.085	0.001	0.010	0.037	0.000	0.113

Tabla 3.2: Para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano, se muestran los puntaje de ajuste L_{BSS} de los modelos con la inundación de referencia.

lado, para Talcahuano nuevamente se obtienen resultados que evidencian una alta sensibilidad de la bahía a la variabilidad que tengan los escenarios estocásticos, lo que indicaría que es necesario considerar este factor al momento de utilizar esta metodología como herramienta para generar modelos predictivos de inundación por tsunami.

3.2.2. Validación para el evento de Illapel

Posteriormente, se busca validar la metodología utilizándola para replicar la inundación y nivel de incertidumbre que existe para el evento de Illapel del 16 de septiembre en 2015. Para esto se generan 50 escenarios de deslizamiento estocástico para $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y $\alpha = \frac{\pi}{6}$, los cuales son seleccionados en base a los resultados mostrados en la sección 3.1.2. Además, se presentan los resultados de los modelos considerando $\alpha = \pi$, para ilustrar la diferencia en los resultados

considerando casos extremos.

3.2.2.1. Aplicación de Metodología de Variación de Fase

Siguiendo la metodología expuesta en la sección 2.2, como datos de entrada se utiliza la distribución de deslizamiento mediana calculada a partir de los ocho modelos de inversión expuestos en la sección 2.3.2, esto para utilizar toda la información existente para el evento sin asignar mayor peso a ninguno de los modelos de falla finita. El análisis de los datos requiere que estos sean transformados a UTM, rotados e interpolados a la mitad de su resolución, además de realizar *tapering* para suavizar los bordes de la falla. El rumbo medio de las subfallas es prácticamente 0, por lo que no es necesario rotar la distribución de deslizamientos, sin embargo, es necesario realizar *tapering* considerando que se tienen grandes valores de deslizamiento en la frontera de la falla, obteniéndose finalmente la matriz 2-dimensional mostrada en la Figura 3.10.

A continuación, se calcula la transformada rápida de Fourier (FFT) del deslizamiento cosísmico y se obtiene el espectro normalizado 2-dimensional con su respectivo rango de número de onda en las direcciones along-strike y down-dip, el cual es mostrado en la Figura 3.11.

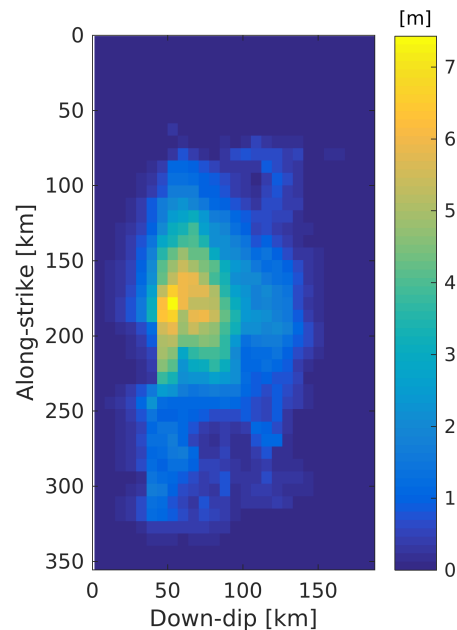


Figura 3.10: Deslizamiento cosísmico (calculado como la mediana de los ocho modelos de inversión) para el evento de Illapel (2015) interpolado y con *tapering*.

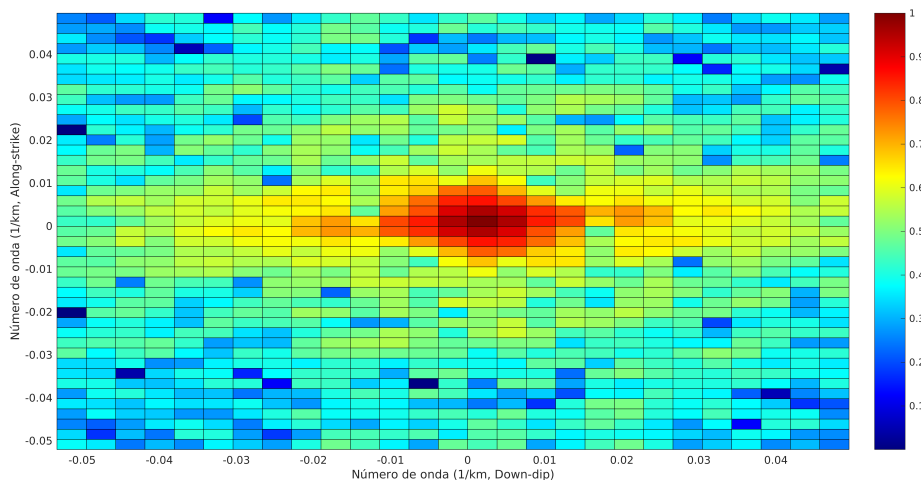


Figura 3.11: Espectro normalizado 2-dimensional de la distribución mediana del deslizamiento cosísmico para el evento de Illapel (2015), interpolado y con tapering.

Se concluye que en la dirección down-dip la energía se concentra principalmente en valores bajos de número de onda, y disminuye progresivamente a medida que el número de onda aumenta, mientras que para la dirección along-strike el decaimiento es más abrupto. De lo anterior se obtiene que las longitudes de onda más largas caracterizan la energía liberada por el sismo.

Para realizar el ajuste al modelo teórico, se extrae la potencia del espectro normalizado del deslizamiento cosísmico en las direcciones along-strike y down-dip, para luego ajustar este decaimiento espectral a la función de correlación de Von Kármán. Siguiendo el procedimiento explicado en la sección 2.2, se obtienen los valores para los parámetros a_x , a_y y H , teniendo los resultados mostrados en la Tabla 3.3.

Parámetro	H	a_x	a_y
Valor óptimo	0.48	143 [km]	323 [km]

Tabla 3.3: Valores óptimos para los parámetros H , a_x y a_y .

Una vez definida la potencia espectral teórica con sus respectivos parámetros, se genera el campo aleatorio mediante el método integral de Fourier (*Pardo-Igúzquiza and Chica-Olmo, 1993*), en donde el espectro de fase es generado mediante el *Método de Variación de Fase*, según las ecuaciones 1.3, 1.4 y 1.5, expuestas en la sección 1.4.2. Luego, se aplica la IFFT 2-dimensional a la matriz de coeficientes de Fourier complejos para transformarla al dominio espacial y obtener un set de N escenarios estocásticos.

Para la transformación inversa de Box-Cox que realiza un escalamiento no lineal a los resultados, se tiene que el mejor parámetro de transformación de potencia es $\lambda_b = 0.1120$ el cual tiene un coeficiente de correlación lineal igual a 0.973.

Por otro lado, para asegurar que se mantiene la relación de magnitud, los deslizamientos estocásticos obtenidos son multiplicados por el factor $\kappa = \frac{M_o^{original}}{M_o^{estocástico}}$.

Finalmente, se obtienen 50 realizaciones de deslizamiento sintético para $\alpha = \frac{\pi}{6}$, $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y $\alpha = \pi$, generando un total de 150 modelos estocásticos.

3.2.2.2. Validación

En una primera instancia, para la validación se realiza un análisis cualitativo de los mapas de deformación vertical, de inundación y de nivel de incertidumbre, para posteriormente realizar un análisis cuantitativo mediante puntajes de ajuste normalizados L_{BSS} . En la Figura 3.12 se muestra la deformación vertical obtenida para los tres casos de α estudiados. Se observa que para los casos en donde $\alpha = \frac{\pi}{6}$ y $\alpha = \frac{\pi}{5}$, no existen mayores diferencias en la magnitud de la deformación ni en el área que ésta abarca, incluso se obtienen geometrías bastante similares.

Como se mencionó anteriormente, se incluyen los resultados para $\alpha = \pi$ con el objetivo de verificar que la bahía de Coquimbo es sensible al parámetro y que no cualquier valor de éste entrega resultados satisfactorios. Observando la deformación vertical, se obtienen valores mucho mayores que para los otros casos, los cuales se encuentran en gran parte del área de la falla.

En la Figura 3.13 se muestra la diferencia entre inundación mediana modelada ($P_{50\%}$) y la

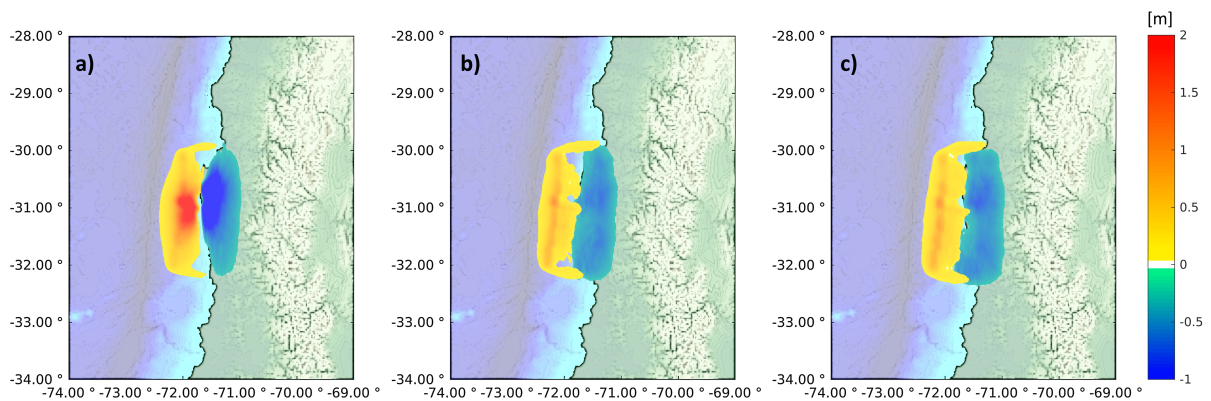


Figura 3.12: Deformación vertical del fondo marino debido al sismo simulado, considerando valores de α iguales a: a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{6}$

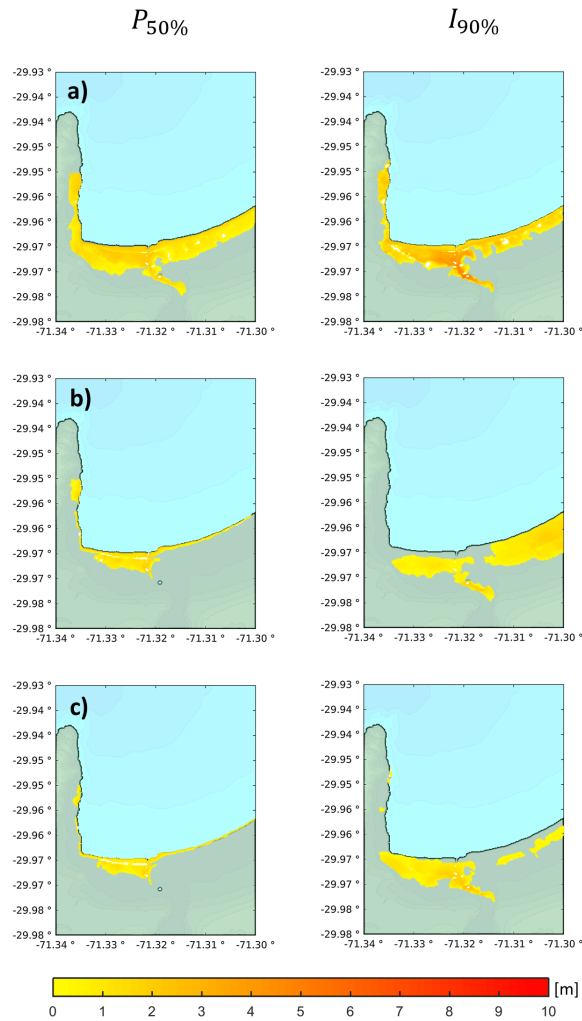


Figura 3.13: Diferencia en la inundación mediana $P_{50\%}$ (panel izquierdo) y nivel de incertidumbre $I_{90\%}$ (panel derecho) con los mapas de referencia para la localidad de Coquimbo considerando valores a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{6}$.

inundación de referencia, además, de la diferencia para el caso del nivel de incertidumbre. Para los casos en que $\alpha = \frac{\pi}{6}$ y $\alpha = \frac{\pi}{5}$ se obtienen inundaciones bastante similares tanto en altura de inundación como en el área inundada, mientras que en la incertidumbre que entregan los modelos se observa que esta se ajusta ligeramente mejor con la de referencia en el caso en donde $\alpha = \frac{\pi}{6}$, lo cual tiene sentido considerando que se disminuye la variabilidad que la metodología entrega a los escenarios de deslizamiento estocástico. Para el caso de $\alpha = \pi$ se obtienen alturas de inundación mayores que las observadas y difiere de las obtenidas para los otros casos en análisis, además de presentar un alto nivel de incertidumbre que se aleja del mapa esperado mostrado en la Figura 2.8.b).

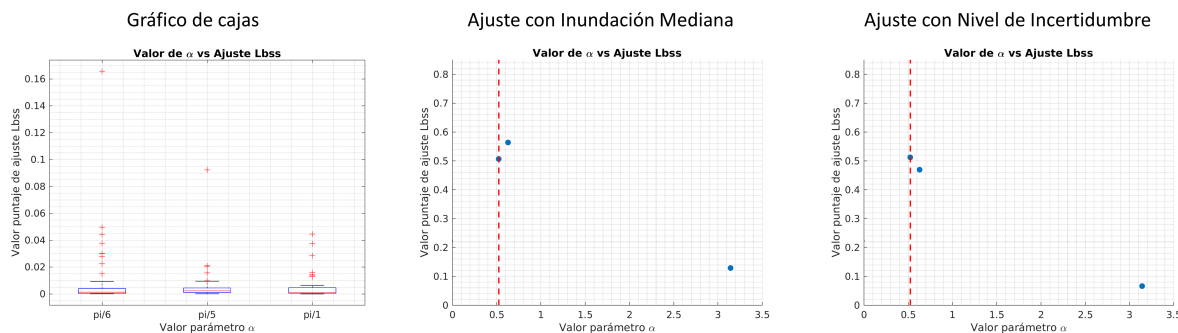


Figura 3.14: Gráfico de cajas del ajuste L_{BSS} para cada uno de los modelos (panel izquierdo). Ajuste L_{BSS} de los modelos con la inundación real (panel derecho).

Puntaje de ajuste L_{BSS}			
Valor de α	$\frac{\pi}{6}$	$\frac{\pi}{5}$	π
Inundación mediana	0.504	0.5604	0.126
Nivel de Incertidumbre	0.526	0.570	0.068

Tabla 3.4: Puntaje de ajuste L_{BSS} de los modelos con la inundación de referencia para la localidad de Coquimbo.

Por otro lado, se busca determinar si es posible reproducir la inundación real y la variabilidad, para esto se espera tener altos puntajes de ajuste en los casos en donde $\alpha = \frac{\pi}{6}$ y $\alpha = \frac{\pi}{5}$, lo que significaría que los resultados se asemejan en buena medida a los datos reales (*Simmons et al.*, 2017).

Analizando en primer lugar el gráfico de cajas mostrado en la Figura 3.14 (panel izquierdo), se tiene que la dispersión de los puntajes de ajuste es similar en ambos casos en donde $\alpha = \frac{\pi}{6}$ y $\alpha = \frac{\pi}{5}$, alcanzando buenos puntajes de ajuste relativo, incluso, para $\alpha = \frac{\pi}{6}$ se obtiene un escenario con un ajuste mucho mayor que escapa del resto de los casos, lo cual significa que se logró replicar en buena medida la inundación de referencia. Por otro lado, para $\alpha = \pi$ se tiene un conjunto de escenarios con menor puntaje de ajuste si es que se compara con los 2 casos considerados óptimos.

Luego, analizando los gráficos de ajuste relativo L_{BSS} para la inundación, mostrado en el Figura 3.14 (panel central), se tiene que el caso en donde $\alpha = \frac{\pi}{6}$ posee un puntaje ligeramente mayor que para $\alpha = \frac{\pi}{5}$. La misma conclusión se puede obtener de los gráficos de ajuste al nivel de incertidumbre (Figura 3.14 - panel derecho), en donde nuevamente para $\alpha = \frac{\pi}{6}$ se obtiene un puntaje ligeramente mayor. Además, cabe destacar que para ambos casos se obtienen puntajes de ajuste satisfactorios y que aseguran un ajuste óptimo al escenario real,

mientras que para el caso en donde $\alpha = \pi$ se obtienen puntajes notoriamente menores a los otros casos. En la Tabla 3.4 se muestra el valor de cada uno de estos puntajes.

Capítulo 4

DISCUSIÓN DE RESULTADOS

En el presente capítulo se discutirán en profundidad los temas relevantes con respecto a la *Metodología de Variación de Fase* ya calibrada, en donde se generaron una serie de deslizamientos estocásticos con el objetivo de reproducir tanto la inundación observada como el nivel de incertidumbre para los eventos de Maule en 2010 y también de Illapel en 2015. En la sección 4.1 se discutirán las conclusiones más relevantes sobre la calibración y validación de la metodología. Mientras que en la sección 4.2 se analizará la utilización de la metodología calibrada y validada en un contexto de alerta temprana. A continuación, en la sección 4.3 se realiza un análisis sobre la sensibilidad de la deformación vertical en la costa al parámetro libre. Finalmente, en la sección 4.4 se evalúa la decisión de evacuación para el evento de Maule en 2010 y el de Illapel en 2015, considerando los criterios entregados por la ONEMI.

4.1. Alcance de la Metodología de Variación de Fase

Uno de los aspectos más relevantes de este trabajo es utilizar la *Metodología de Variación de Fase* para generar escenarios estocásticos de manera rápida y obtener mapas de inundación probable con su respectivo nivel de incertidumbre. Para esto, es deseable determinar un único valor de α que sea capaz de reproducir ambos resultados de manera óptima, teniendo como datos de entrada la mediana de un set de modelos de inversión que entregan información respecto a cómo se pudo haber generado la ruptura.

Encontrar un único valor para α cobra sentido al considerar la hipótesis realizada, en donde se asume que la falta de información respecto a la distribución de la ruptura es similar entre un evento y otro, al menos en la zona subductiva frente a la costa de Chile, y tendrá un nivel parecido al que se tuvo para el evento de Maule en 2010. Dicha hipótesis permite considerar e incorporar la incertidumbre epistémica a los resultados teniendo en cuenta que su origen radica en los métodos de inversión y no en la sismotectónica.

En base a los resultados expuestos en el Capítulo 3, se verifica que la altura de inundación generada en la costa y su nivel de incertidumbre son altamente sensibles al parámetro α , por lo tanto, cobra gran relevancia poder asignar un valor óptimo que se ajuste a la inundación observada y a la variabilidad asociada al evento. Esta sensibilidad se evidencia en los mapas presentados en las Figuras 3.2, 3.3 y 3.4, en donde se muestra la diferencia entre inundación mediana obtenida por los modelos con la inundación de referencia, además de la diferencia para el nivel de incertidumbre que se genera dependiendo del valor de α con el de referencia.

Como ya se ha mencionado anteriormente, las características y propagación del tsunami están altamente condicionados a la distribución espacial de deslizamiento (*Geist, 2002*). Es por esto que los mapas generados difieren entre uno y otro dependiendo del valor que se le ha asignado a α , especialmente cuando a dicho parámetro se le asignan altos valores, en donde se generan escenarios extremos, ya que la metodología asigna mayor probabilidad de deslizamiento a zonas que en un principio no deslizarían o lo harían muy poco.

Teniendo en cuenta lo anterior, en la Figura 3.1.a) se observa que para mayores valores de α la deformación vertical posee altos valores en gran parte del área que abarca, llegando incluso a 2 [m]. A medida que este valor disminuye, se restringen los escenarios estocásticos asignándole más probabilidad de deslizamiento a las zonas en las cuales se espera que éste sea mayor, lo cual significa que la deformación vertical se concentrará en las zonas en las que se espera que se alcance mayor desplazamiento interplaca. Lo anterior se puede verificar en la Figura 3.1.c). en donde se observa que la deformación vertical se concentra en la zona superior de la falla y tiene una distribución semejante a la que se observa para el escenario de referencia mostrado en la Figura 2.1.

Analizando los puntajes de ajuste relativo L_{BSS} obtenidos, se tiene que al disminuir el valor de α se alcanza un mayor puntaje de ajuste L_{BSS} , en donde el mayor se logra para $\alpha = \frac{\pi}{10}$, para luego disminuir de manera exponencial a medida que α aumenta. Sin embargo, a pesar de que se tiene un buen ajuste con la inundación mediana, no se reproduce de manera satisfactoria el nivel de incertidumbre al utilizar valores pequeños de α , como $\alpha = \frac{\pi}{10}$, y tampoco para valores muy grandes, como $\alpha = \pi$. Esto se debe a que en el primer caso la probabilidad de deslizamiento se concentra principalmente en las zonas en las que se espera que ocurra, mientras que en otras zonas se restringe a valores nulos o muy bajos. Esto se traduce en que los escenarios estocásticos son similares entre sí y no permite reproducir la variabilidad esperada. Para el segundo caso en donde α posee un mayor valor, se le asigna más probabilidad de deslizar a zonas en las que no se espera que ocurra deslizamiento, lo cual genera escenarios

poco realistas y se traduce en una variabilidad mucho mayor a la que se busca. Luego, el objetivo de este trabajo es lograr encontrar un balance entre estos dos extremos y, de esta manera, poder reproducir satisfactoriamente tanto la inundación observada como el nivel de incertidumbre epistémico asociado a los modelos de inversión. Considerando los resultados obtenidos en la sección 3.1 y en la sección 3.2.1, se determina que al utilizar valores cercanos a $\alpha = \frac{\pi}{6}$ es posible conseguir los resultados esperados, y de esta manera se obtiene *a priori* un único valor para α . Sin embargo, es necesario destacar que este valor pudiese no ser representativo para cualquier configuración de la bahía, por lo que al tener una caso altamente resonante se debiese disminuir el valor de α , para de esta manera contrarrestar la sensibilidad de este tipo de bahía a la fuente.

Por otro lado, analizando los resultados obtenidos en la sección 3.2, en donde se valida la metodología ya calibrada, se tienen resultados bastante satisfactorios considerando valores de $\alpha = \frac{\pi}{6}$ y $\alpha = \frac{\pi}{5}$. Además, se realizó la validación considerando un valor de $\alpha = \pi$, en donde se observa que el ajuste es bajo tanto para la altura de inundación como para el nivel de incertidumbre, lo cual lleva a concluir que la bahía de Coquimbo es sensible al valor que se le asigna al parámetro α y los resultados estarán altamente condicionados a éste, al igual que los puntajes de ajuste que se buscan maximizar.

Considerando lo anterior, se propone la utilización de un rango de valores que podría adoptar el parámetro α , en donde se considera tanto el ajuste a las inundaciones observadas como al nivel de incertidumbre que se desea reproducir. Dicho rango va desde $\alpha = \frac{\pi}{7}$ a $\alpha = \frac{\pi}{5}$, considerando que el ajuste a la inundación observada es lo suficientemente satisfactoria y se maximiza el puntaje de ajuste para el nivel de incertidumbre.

Sin embargo, dicha recomendación es válida si es que se poseen modelos de inversión suficientes para poder determinar la variabilidad e inundación mediana. Si este no es el caso o los modelos utilizados no son suficientemente precisos, como ocurre en un contexto de alerta temprana, se recomienda usar valores más altos para α que permitan modelar distintos escenarios posibles de deslizamiento. Cabe destacar que este valor no debe ser mayor a $\frac{\pi}{4}$, ya que se podrían generar escenarios poco realistas que podrían sesgar los resultados. Además, no se recomienda disminuir α a valores menores que $\frac{\pi}{7}$, ya que se reduce en extremo la incertidumbre que es una característica inherente a la estimación de un sismo y se busca reproducir con esta metodología.

4.2. Aplicación de metodología en contexto de alerta temprana

El principal objetivo del presente trabajo es determinar si es posible utilizar la *Metodología de Variación de Fase* como herramienta para generar mapas de inundación rápidos en un contexto de alerta temprana, en donde se incorpore la incertidumbre epistémica existente y permita tener la información necesaria para realizar la decisión de evacuación en zonas con riesgo de inundación.

Para lo anterior, se ha seleccionado sólo uno de los modelos de inversión presentados en *Cienfuegos et al. (2018)*, considerando que al momento de ocurrir un sismo con potencial tsunamigénico se cuenta con poca información sobre cómo ha sido la ruptura. Debido a esto, se ha utilizado como información de entrada para la metodología el modelo de inversión presentado por *Benavente and Cummins (2013)*, en donde se propone un método rápido de inversión en base a datos puramente telesísmicos, los cuales se podrían obtener de manera rápida en alerta temprana.

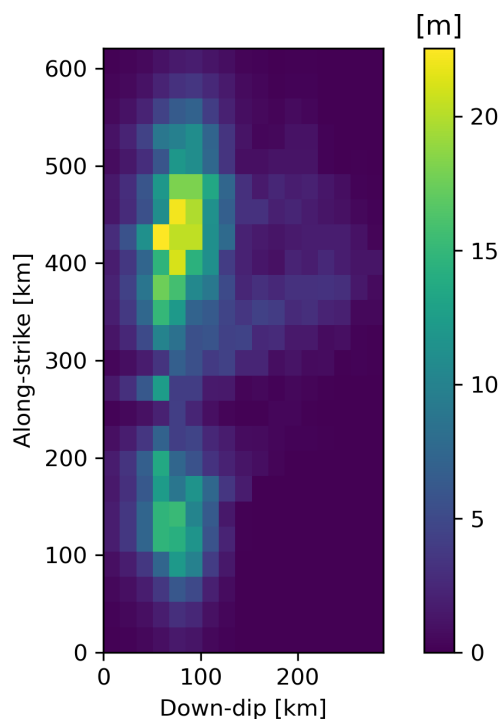


Figura 4.1: Distribución de deslizamiento cosísmico interpolado, rotado y con *tapering*, obtenido a partir del modelo de inversión presentado por *Benavente and Cummins (2013)* para el evento de Maule (2010).

4.2.1. Aplicación de Metodología de Variación de Fase

Como se mencionó anteriormente, para determinar si la metodología es aplicable en un contexto de alerta temprana, se ha seleccionado únicamente el modelo propuesto por *Benavente and Cummins* (2013) el cual es utilizado como información de entrada para la metodología.

Según lo expuesto en la sección 2.2, es necesario transformar los datos a UTM, además, estos deben ser rotados e interpolados. También se debe realizar *tapering* para evitar que se tengan deslizamientos grandes en las cercanías de los bordes de la falla. La rotación que se debió realizar a la distribución de deslizamiento fue de $\beta = 11^\circ$ en dirección antihoraria, en donde se obtiene finalmente la matriz 2-dimensional mostrada en la Figura 4.1.

Posteriormente, se calcula la transformada rápida de Fourier (FFT) del deslizamiento cosísmico, obteniendo el espectro normalizado 2-dimensional mostrado en la Figura 4.2, en donde se muestra la potencia espectral resultante en el rango de número de onda along-strike y down-dip.

Se puede concluir que la energía se concentra principalmente en números de onda bajos, mientras que la potencia espectral decae a medida que éste va aumentando. De lo anterior, se

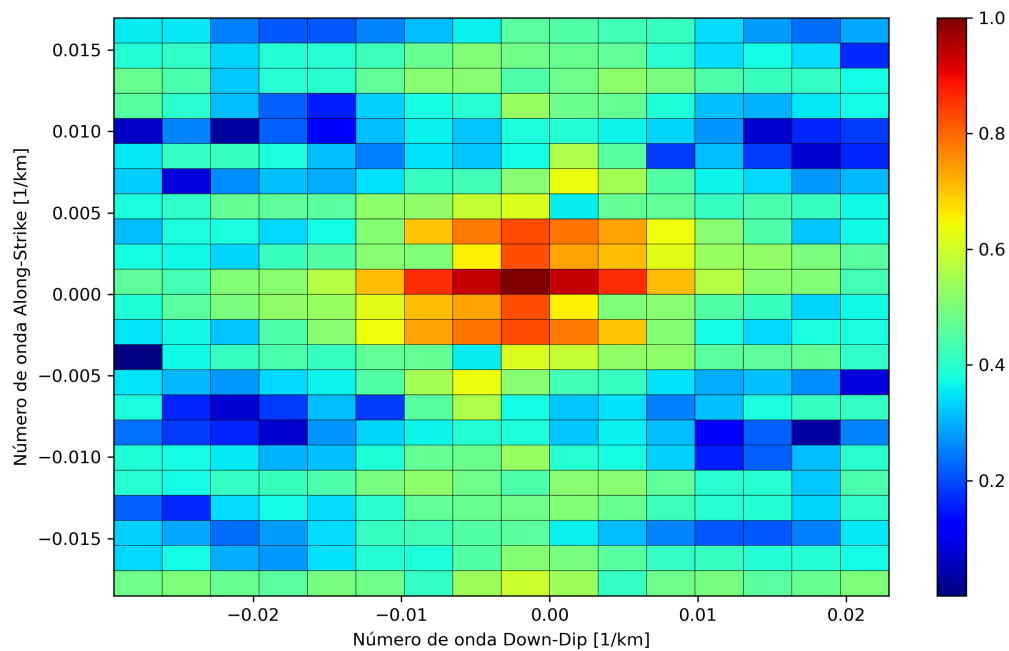


Figura 4.2: Espectro normalizado 2-dimensional del deslizamiento cosísmico obtenido a partir del modelo de inversión presentado por *Benavente and Cummins* (2013) para el evento de Maule (2010).

Parámetro	H	a_x	a_y
Valor óptimo	0.51	161.5 [km]	595.5 [km]

Tabla 4.1: Valores óptimos para los parámetros H , a_x y a_y .

obtiene que longitudes de onda más largas predominan al momento de caracterizar la energía liberada por el sismo.

Posteriormente, se extrae la potencia del espectro normalizado en las direcciones along-strike y down-dip, para luego ajustar la función teórica de Von Kármán. Siguiendo el procedimiento explicado en la sección 2.2, se obtienen los valores para los parámetros a_x , a_y y H . En la Tabla 4.1 se muestran los valores de estos parámetros para realizar el ajuste.

Luego, se genera el campo aleatorio mediante el método integral de Fourier (*Pardo-Igúzquiza and Chica-Olmo, 1993*), en donde se utiliza la *Metodología de Variación de Fase* para generar el espectro de fase según se expone en la sección 1.4.2. Posteriormente, se aplica transformada de Fourier inversa (IFFT) a la matriz de coeficientes de Fourier complejos para transformarla al dominio espacial.

Para transformar los resultados de deslizamiento con distribución casi normal a no normal, se utiliza la transformación inversa de Box-Cox, en donde se tiene que el mejor parámetro de transformación de potencia es $\lambda_b = 0.58$, en donde el coeficiente de correlación es igual a 0.978.

Finalmente, para asegurar que se mantiene la magnitud del evento para cada una de las realizaciones, los deslizamientos obtenidos son multiplicados por el factor $\kappa = \frac{M_o^{original}}{M_o^{estocástico}}$. Luego, se obtienen 50 realizaciones de deslizamiento estocástico considerando $\alpha = \frac{\pi}{6}$, $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y $\alpha = \pi$. Es importante destacar que los dos primeros valores de α se han seleccionado ya que al utilizar estos se ha logrado reproducir la inundación de referencia y el nivel de incertidumbre de manera satisfactoria, mientras que el valor de $\alpha = \pi$ se utiliza para determinar que los resultados efectivamente tienen una sensibilidad al parámetro libre y que la elección de este tiene un rol importante al momento de estimar mapas de inundación.

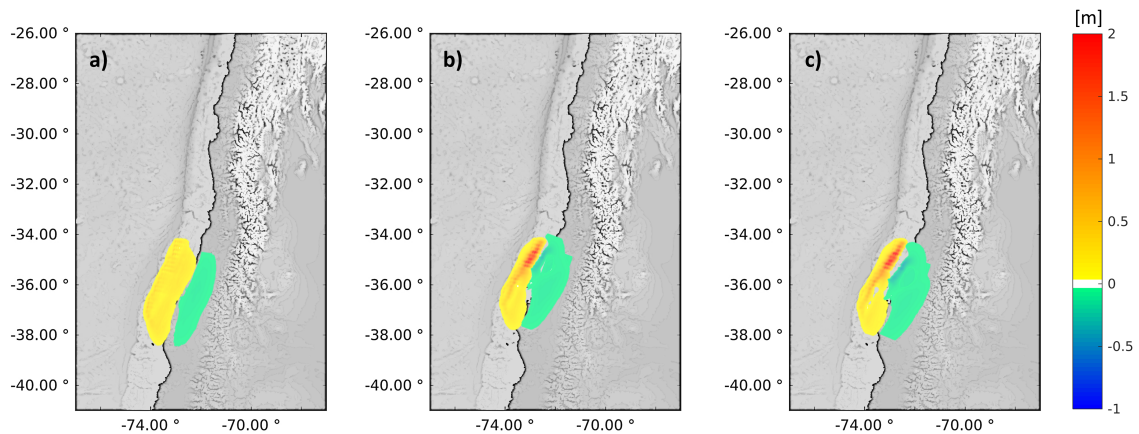


Figura 4.3: Deformación vertical del fondo marino debido al sismo simulado, en donde se consideran valores de α iguales a: a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{6}$.

4.2.2. Cálculo de inundación y nivel de incertidumbre en alerta temprana

En una primera instancia se obtiene la deformación vertical generada por la distribución de deslizamiento, en donde los resultados de esto se muestran en la Figura 4.3.

Se observa que para los valores de $\alpha = \frac{\pi}{6}$ y $\alpha = \frac{\pi}{5}$ hay una mayor deformación vertical en la zona norte de la falla, adoptando una distribución más cercana a la esperada, mientras que para el caso en que $\alpha = \pi$ la distribución es más homogénea y no se identifica alguna zona en donde se concentre dicha deformación.

A continuación, se realiza un análisis cualitativo de la inundación generada para cada caso de α , además del nivel de incertidumbre entregado por cada conjunto de modelos.

En las Figuras 4.4, 4.5 y 4.6 se muestra la diferencia existente en los mapas de inundación mediana y de nivel de incertidumbre con los mapas de referencia mostrados en las Figuras 2.2 y 2.3, para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano.

Tanto para el caso de San Antonio como para el de Constitución (Figuras 4.4 y 4.5), se observa de manera cualitativa que la inundación mediana obtenida a partir de los modelos son bastante similares entre los casos en donde $\alpha = \frac{\pi}{6}$ y $\alpha = \frac{\pi}{5}$, en donde además son mapas que se asemejan a la inundación de referencia obtenida a partir de los modelos de inversión presentados en *Cienfuegos et al. (2018)*, por otro lado, para el caso en donde $\alpha = \pi$ se tienen mayores diferencias en las alturas de inundación y también el área inundada es mayor que en los otros casos, alejándose además de los resultados que se buscan replicar.

Respecto al nivel de incertidumbre, para ambas localidades se observa que este se asemeja al

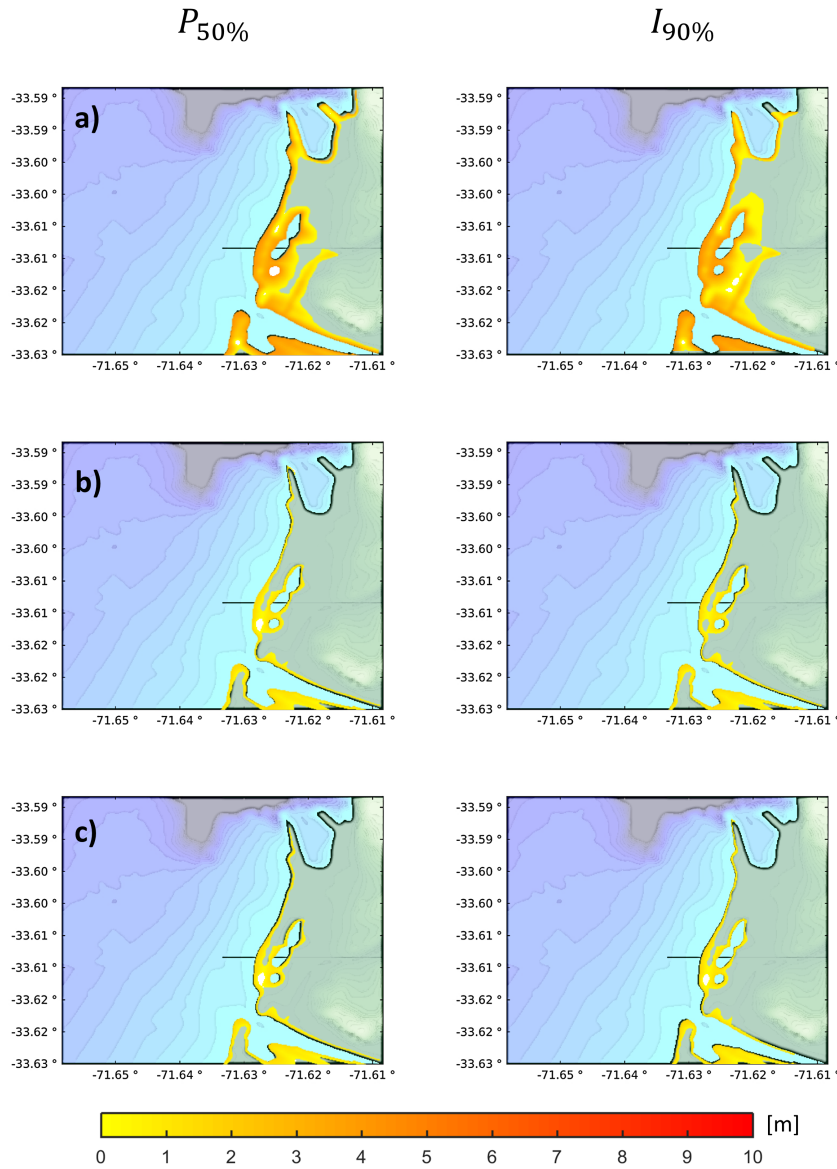


Figura 4.4: Diferencia en la inundación mediana $P_{50\%}$ (panel izquierdo) y nivel de incertidumbre $I_{90\%}$ (panel derecho) con los mapas de referencia para la localidad de San Antonio considerando valores a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{6}$.

mostrado en la Figura 2.3 cuando $\alpha = \frac{\pi}{6}$ y $\alpha = \frac{\pi}{5}$, mientras que para el caso en donde $\alpha = \pi$ se tiene una variabilidad mayor a la que se busca replicar.

Para el caso de la ciudad de Talcahuano, se tienen grandes inundaciones para los tres valores de α estudiados, siendo el caso en donde $\alpha = \pi$ el que entrega mayores diferencias en las alturas de inundación. También, se observa que el nivel de incertidumbre difiere al de referencia para todos los casos, pudiendo deberse principalmente a la condición resonante que posee la bahía,

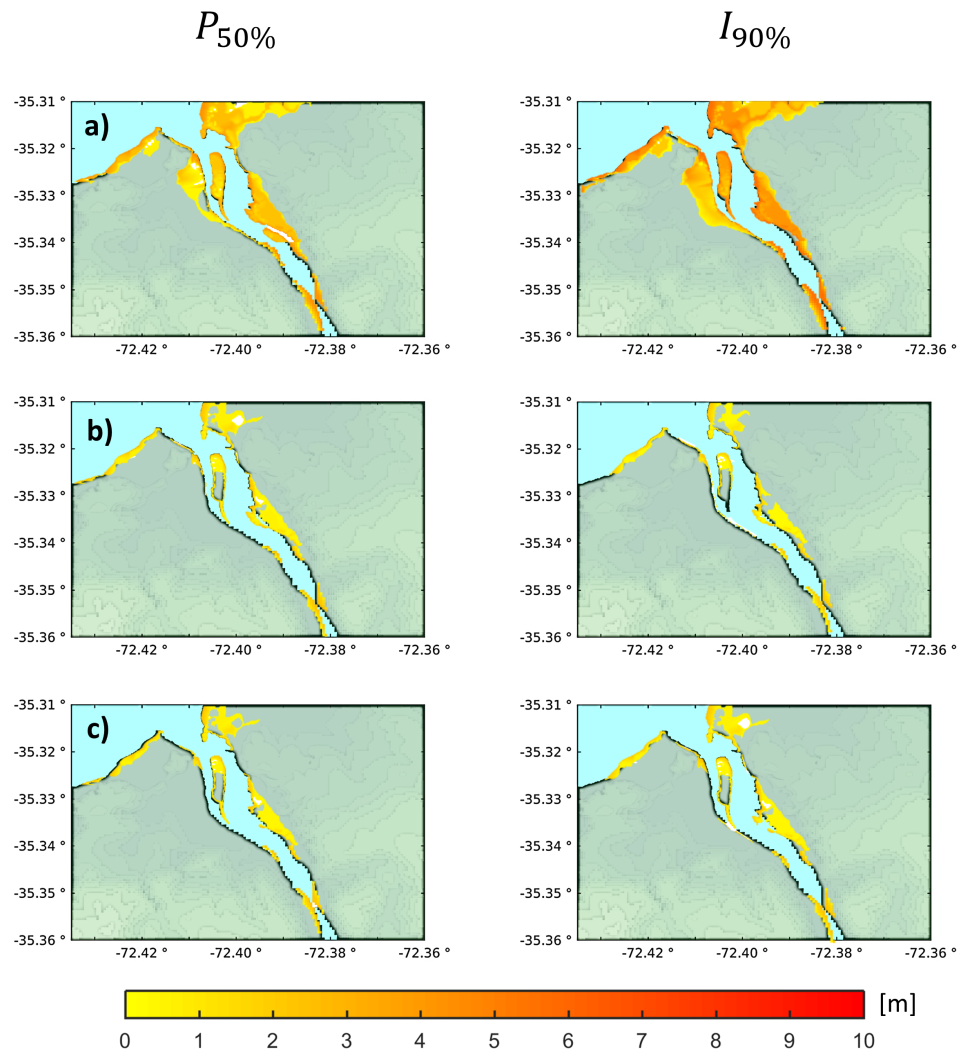


Figura 4.5: Diferencia en la inundación mediana $P_{50\%}$ (panel izquierdo) y nivel de incertidumbre $I_{90\%}$ (panel derecho) con los mapas de referencia para la localidad de Constitución considerando valores a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{6}$.

lo cual podría generar casos extremos incluso para valores bajos de α .

En una primera instancia, el análisis cualitativo desarrollado reafirma la decisión de utilizar valores de α cercanos a $\frac{\pi}{6}$ incluso en un contexto de alerta temprana, sin embargo, para bahías altamente resonantes como lo es el caso de Talcahuano, se debe considerar la posibilidad de utilizar valores más bajos de α con el fin de restringir la generación de casos extremos.

A pesar de los resultados anteriores, es necesario realizar un análisis cuantitativo de los resultados para verificar que los mapas de inundación y de nivel de incertidumbre se ajusten

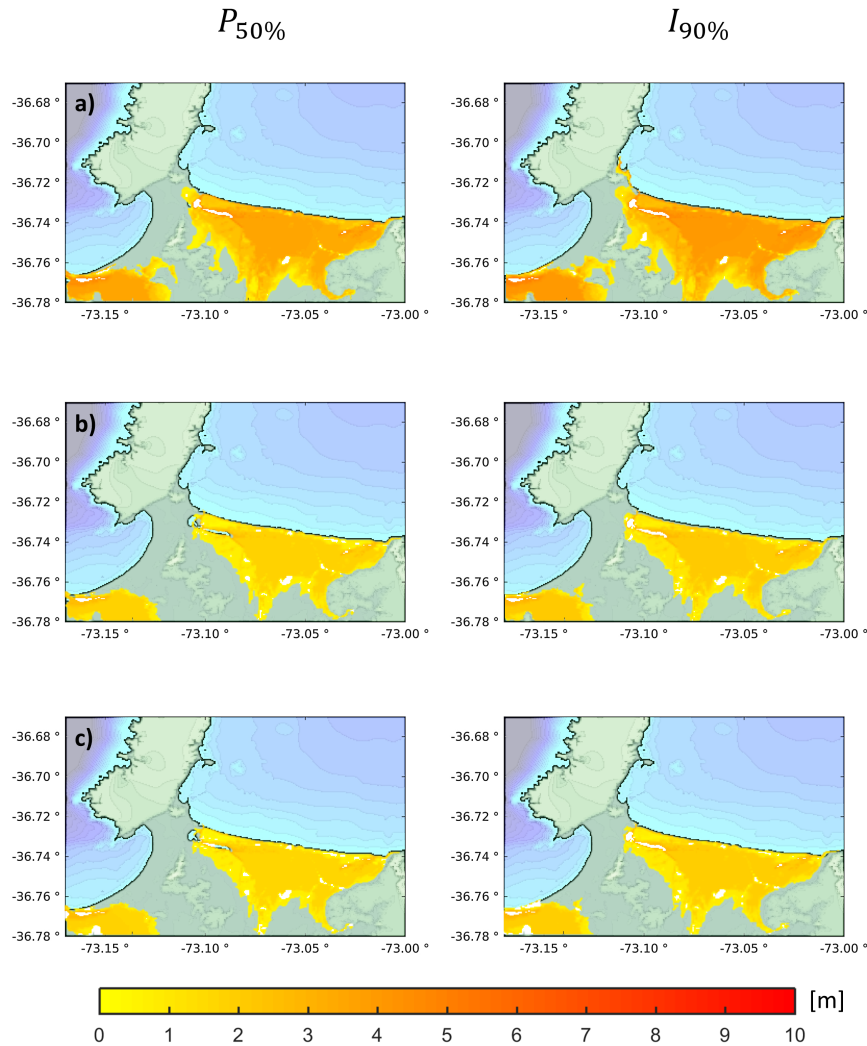


Figura 4.6: Diferencia en la inundación mediana $P_{50\%}$ (panel izquierdo) y nivel de incertidumbre $I_{90\%}$ (panel derecho) con los mapas de referencia para la localidad de Talcahuano considerando valores a) $\alpha = \pi$, b) $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y c) $\alpha = \frac{\pi}{6}$.

en buena medida a los reales. Para esto, en una primera instancia se generan gráficos de caja que reflejan el puntaje de ajuste normalizado L_{BSS} de cada uno de los modelos generados para cada caso de α , lo cual se muestra en la Figura 4.7.

Se observa que para el caso de las tres ciudades en estudio se obtiene una mayor cantidad de escenarios con ajuste óptimo L_{BSS} cuando $\alpha = \frac{\pi}{6}$, mientras que para el caso en donde $\alpha = \pi$ se tiene que, en general, los escenarios tienen un menor ajuste. Lo anterior reforzaría la hipótesis de que los resultados son sensibles al valor de α , por lo que es necesario establecer un rango para este parámetro que pueda asegurar resultados confiables.

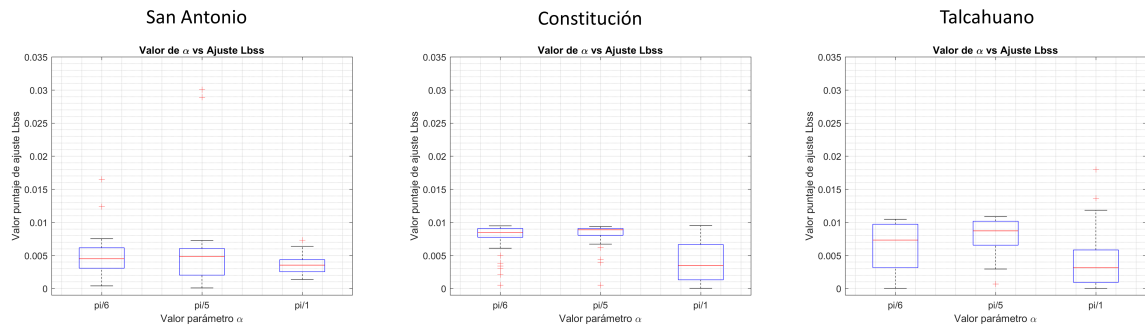


Figura 4.7: Gráficos de caja del ajuste L_{BSS} para cada uno de los modelos considerando valores de $\alpha = \frac{\pi}{6}$, $\alpha = \frac{\pi}{5}$ y $\alpha = \pi$.

Considerando que lo que se busca es utilizar el set de escenarios generados para establecer mapas de inundación probables y su nivel de incertidumbre de manera rápida, es necesario determinar el ajuste que se obtiene del conjunto de estos resultados, por lo tanto, se calcula el puntaje L_{BSS} para estos casos, en donde se muestran los resultados en la Figura 4.8 y en la Tabla 4.2 se muestra el valor numérico de estos.

Analizando los gráficos de ajuste L_{BSS} para la inundación (Figura 4.8 - panel izquierdo) se tiene que el caso en donde $\alpha = \frac{\pi}{6}$ y $\alpha = \frac{\pi}{5}$ entregan un mayor puntaje de ajuste en los casos de San Antonio y Constitución, lo cual se condice con el análisis cualitativo realizado anteriormente. Para el caso de Talcahuano, al ajuste obtenido para $\alpha = \frac{\pi}{6}$ y $\alpha = \frac{\pi}{5}$ es bastante

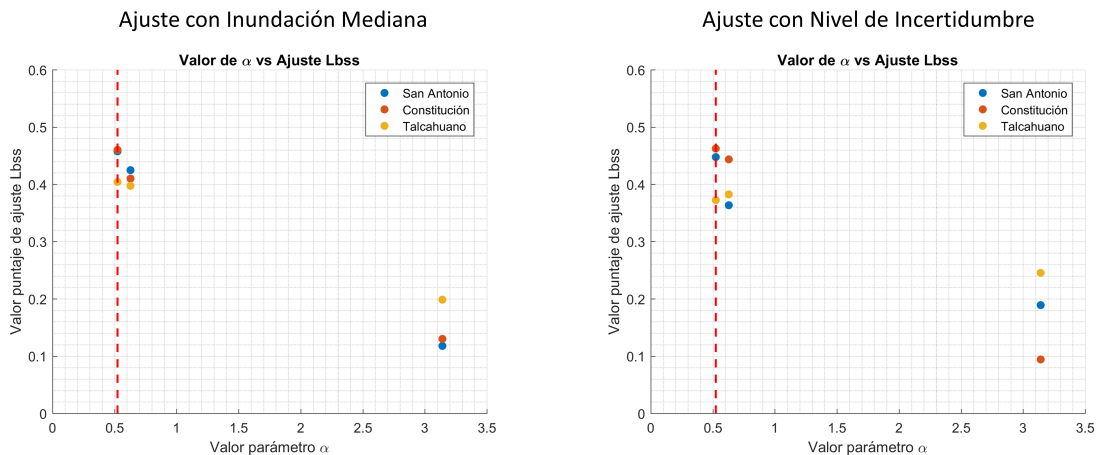


Figura 4.8: Ajuste L_{BSS} del set de escenarios con la inundación de referencia (panel izquierdo) y con el nivel de incertidumbre (panel derecho). El color azul indica los puntajes para San Antonio, el naranja para Constitución y el amarillo para Talcahuano. La línea punteada roja indica la posición en donde $\alpha = \frac{\pi}{6}$.

Puntaje de ajuste L_{BSS} para inundación media			
Valor de α	$\frac{\pi}{6}$	$\frac{\pi}{5}$	π
San Antonio	0.459	0.425	0.120
Constitución	0.461	0.410	0.129
Talcahuano	0.405	0.397	0.200

Puntaje de ajuste L_{BSS} para nivel de incertidumbre			
Valor de α	$\frac{\pi}{6}$	$\frac{\pi}{5}$	π
San Antonio	0.447	0.365	0.193
Constitución	0.463	0.445	0.097
Talcahuano	0.375	0.384	0.262

Tabla 4.2: Para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano, se muestran los puntaje de ajuste L_{BSS} de los modelos con la inundación de referencia (tabla superior) y el nivel de incertidumbre de referencia (tabla inferior).

similar, lo cual indicaría que para ambos casos es posible reproducir de manera satisfactoria la inundación de referencia. Además, para las tres localidades resulta que al utilizar $\alpha = \pi$ no es posible reproducir la inundación de manera confiable, por lo que se descartaría utilizar valores altos de α incluso en un contexto de alerta temprana en donde se tiene una alta incertidumbre.

Finalmente, la misma conclusión se obtiene del ajuste para el nivel de incertidumbre (Figura 4.8 - panel derecho), en donde nuevamente se tiene que utilizando un valor cercano a $\alpha = \frac{\pi}{6}$ es posible reproducir la incertidumbre de buena manera. Mientras que para el caso de $\alpha = \pi$ se obtienen valores de ajuste notoriamente menores, lo cual tiene sentido ya que se está asignando más variabilidad que la estimada.

Considerando lo anteriormente expuesto, sería posible utilizar la *Metodología de Variación de Fase* en un contexto de alerta temprana con el objetivo de generar un set amplio de escenarios estocásticos de manera rápida y así poder determinar tanto la inundación probable como la variabilidad asociada al proceso predictivo.

Para esto, se reafirma la recomendación de utilizar valores de α cercanos a $\frac{\pi}{6}$, considerando que se obtuvieron resultados satisfactorios a pesar de que la información inicial del deslizamiento cosísmico era acotada. Si es que la información de la ruptura es bastante escasa o no es lo suficientemente confiable, es posible utilizar valores de α ligeramente mayores para así incorporar mayor variabilidad al proceso, sin embargo, es importante destacar que no es

recomendable utilizar valores mayores a $\frac{\pi}{4}$, ya que se podrían generar escenarios irreales que sesguen los resultados. Por otro lado, si la información es suficiente y confiable o si se tiene un caso en donde la bahía de estudio es altamente resonante, la recomendación es utilizar valores de α ligeramente menores al recomendado siendo el límite inferior $\frac{\pi}{7}$, ya que si se utilizan valores menores no se estaría considerando la incertidumbre epistémica existente.

4.3. Comportamiento de la deformación vertical

Considerando que la deformación cosísmica afecta la propagación de tsunamis y su inundación (Goda *et al.*, 2015; Tanioka *et al.*, 1995), las mediciones de deformación vertical expuestas por Fritz *et al.* (2011) y por Quezada *et al.* (2010) son comparadas con los resultados entregados por los modelos. La ubicación de los puntos de los cuales se recolectó información a partir de ambas investigaciones se presentan en la Figura 4.9, mientras que en la Tabla 4.3 se exponen las coordenadas exactas de los puntos en donde se midió la deformación vertical, además, de los resultados de la deformación del terreno medidos mediante la campaña de terreno realizada por Fritz *et al.* (2011) y por Quezada *et al.* (2010) posterior al terremoto y tsunami ocurrido el 27 de febrero del 2010 en Talcahuano.

Como se mostró en la sección 3.1.1, hay evidencia de que existe una dependencia de la deformación cosísmica al valor del parámetro α , por lo que para poder analizar los resultados de una manera más completa es necesario determinar cuál es el grado de variabilidad que se entrega a la deformación vertical según el valor de α .

A continuación, se evalúa la sensibilidad de la deformación vertical de la topografía y batimetría considerando distintos valores de α . Para este fin, se compara la subsidencia o levanta-

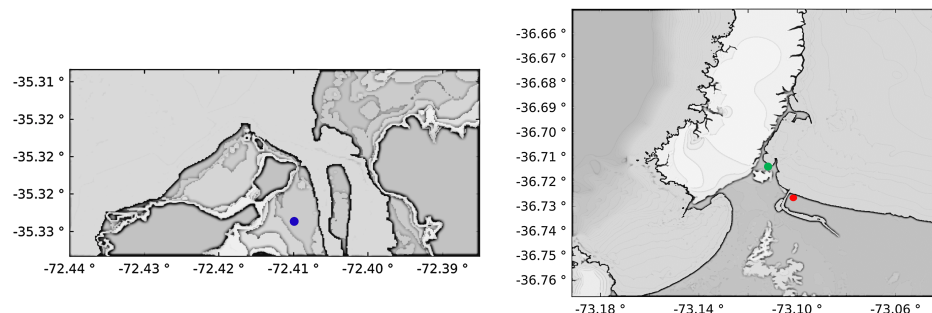


Figura 4.9: Puntos de donde se midió el uplift mediante campaña de terreno en la ciudad de Constitución (panel izquierdo) y para Talcahuano (panel derecho) (Fritz *et al.*, 2011; Quezada *et al.*, 2010).

Punto	Longitud [°]	Latitud [°]	Deformación [m]
● (Constitución)	-72.4100	-35.3300	-0.4
● (Talcahuano)	-73.10365	-36.72353	0.75
● (Talcahuano)	-73.1138	-36.71095	0.7

Tabla 4.3: Valor de levantamiento del terreno en los puntos medidos en las ciudades de Constitución (punto azul) y de Talcahuano (puntos rojo y verde) luego del terremoto y tsunami del 27 de febrero en 2010 (*Fritz et al.*, 2011; *Quezada et al.*, 2010).

tamiento del terreno entregado por los modelos con los datos medidos.

Para realizar el análisis de sensibilidad, se determina la función de densidad de probabilidad de la deformación vertical para cada valor de α considerando el set de 50 escenarios estocásticos que se ha generado para cada uno.

En la Figura 4.10 se muestra la distribución de probabilidad de la deformación en los tres puntos señalados en la Tabla 4.3, en donde se considera cada uno de los 10 valores propuestos para α , además, en color rojo se muestra el valor del levantamiento medido por *Fritz et al.* (2011) y por *Quezada et al.* (2010), lo cual sirve como base de comparación de los resultados de los modelos.

En base a los resultados expuestos, se tiene como resultado que para el caso de Constitución no existe una alta sensibilidad de la deformación vertical al valor del parámetro α , ya que se obtienen distribuciones similares para cada uno de los casos. Sin embargo, cabe destacar que todos los modelos generan una subsidencia similar a la medida por *Quezada et al.* (2010).

Por otro lado, se observa que para Talcahuano sí existe una sensibilidad al parámetro, en

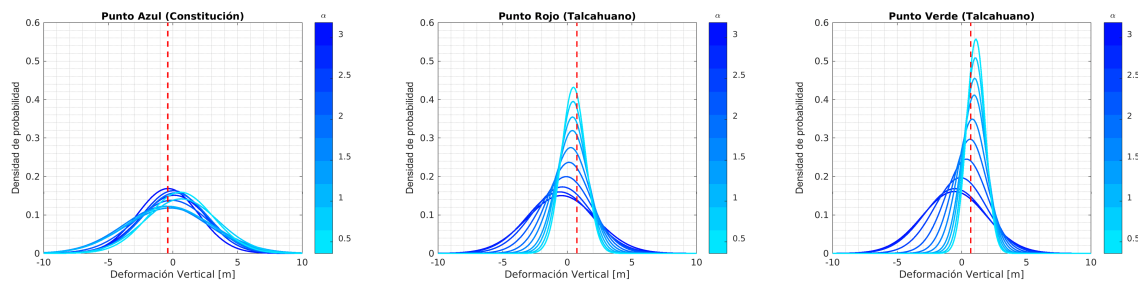


Figura 4.10: Distribución de probabilidad de la deformación vertical para las localidades de Constitución (panel izquierdo) y Talcahuano (panel central y derecho), considerando todos los casos de α modelados, en donde los azules más oscuros indican valores altos de α , mientras que los azules más claros corresponden a valores más pequeños. La línea roja corresponde a la deformación vertical observada.

donde al aumentar el valor de α se generan mayores deformaciones del terreno que en otros casos, lo cual es un factor importante al momento de determinar la propagación del tsunami y su consecuente inundación, significando entonces que en algunos casos en donde existe una mayor subsidencia se permitiría que la inundación por tsunami tenga mayor altura y pueda penetrar más lejos de la costa. Esto cobra sentido ya que la deformación vertical en la fosa es capaz de adoptar mayores valores, lo que significaría que en tierra también se produzca una deformación exagerada, tanto de subsidencia como de alzamiento del terreno.

En el caso de Talcahuano se registró un alzamiento del terreno, sin embargo, a medida que aumenta el valor de α resulta una subsidencia de la costa lo cual se contradice con lo ocurrido realmente, esto se explica según se mencionó anteriormente, en donde se generan escenarios que producen una importante deformación del terreno.

Por otro lado, al disminuir el valor de α , se obtiene una campana más estrecha y con un valor media cercano al real, esto se debe a que la deformación vertical del conjunto de modelos es similar a la real y con menores valores, por lo tanto, el levantamiento del terreno en la costa se asemeja al real y, además, la metodología no permite que se generen escenarios con alta variabilidad.

Cabe destacar, que para determinar la altura de inundación, al valor de la deformación vertical se le debe agregar el efecto de la resonancia de la bahía de Talcahuano, por lo que en escenarios extremos en donde existe una subsidencia importante del terreno, este efecto resonante se vería potenciado generando alturas de inundación mucho mayores a las esperadas.

4.4. Decisión de evacuación según resultados

Un aspecto importante que se debe analizar de acuerdo a los resultados obtenidos, es si para el evento del 27 de febrero de Maule en 2010 y según los criterios de evacuación presentados por la ONEMI, se hubieran evacuado las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano considerando la metodología expuesta.

Para dicho propósito, en un principio se analiza la correlación que existe entre los valores de η_{max} obtenidos cerca de la costa con los datos obtenidos en aguas profundas y *asomerados* utilizando la Ley de Green. Posteriormente, se realiza el análisis de decisión de evacuación considerando la altura de inundación obtenida en la costa.

4.4.1. Relación entre resultados del modelo y datos con asomeramiento

Recientemente, los avances científicos y computacionales han permitido evaluar la inundación en tierra en tiempo real. Sin embargo, hasta hace poco no existía esta posibilidad, por lo tanto, el Sistema Integrado de Predicción y Alarma de Tsunami (SIPAT) obtiene la altura de la onda de tsunami en Puntos de Pronóstico Aguas Afuera (FPAA), los cuales tal como dice su nombre están ubicados aguas afuera. A dichas mediciones obtenidas en los FPAA se les calcula la altura en aguas someras mediante la Ley de Green, de esta manera es posible tener la predicción de la amplitud máxima de tsunami cercana a la costa. Normalmente los FPAA están ubicados en zonas en donde la profundidad del mar es de 200 [m] aproximadamente.

Para efectos del presente estudio, se evaluará la relación que existe al *asomerar* la amplitud de tsunami mediante la Ley de Green hasta una profundidad de 10 [m], con las entregadas por el modelo considerando que el ajuste óptimo se obtiene mediante la *Metodología de Variación de Fase* utilizando $\alpha = \frac{\pi}{6}$.

La ecuación 4.1 muestra la Ley de Green utilizada para el *asomeramiento*.

$$H_c = H_0 \cdot \left(\frac{h_0}{h_c} \right)^{0.25} \quad (4.1)$$

En donde H_c corresponde a la amplitud máxima de tsunami estimada en un punto en costa (FPC), H_0 es la amplitud máxima de tsunami en aguas afuera (FPAA), h_c es la profundidad del punto en costa, el cual se considera 10 [m], y h_0 es la profundidad del punto en aguas afuera.

En las Tablas 4.4, 4.5 y 4.6 se exponen algunos de los puntos utilizados por el Servicio Hidrográfico y Oceanográfico de la Armada (SHOA) y que han sido seleccionados para obtener la amplitud máxima de tsunami en aguas afuera, además se presenta la altura de la onda en aguas afueras, calculada como la altura máxima mediana del set de escenarios estocásticos, y la altura de la onda en la costa calculada mediante la Ley de Green. El análisis se realiza para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano.

SAN ANTONIO				
Longitud	Latitud	Profundidad	η_{max} FPAA	η_{max} FPC
-71.8305	-33.4734	287.999	1.4840	3.4378
-71.8067	-33.5642	392.913	1.4492	3.6283
-71.872	-33.5944	224.920	1.4747	3.2115
-71.9196	-33.5966	226.973	1.6164	3.5281
-71.9454	-33.6142	164.996	1.6370	3.2993
-71.9579	-33.6542	137.314	1.4803	2.8496

Tabla 4.4: Puntos aguas afuera utilizados para San Antonio, en donde se muestran sus coordenadas (latitud y longitud), la profundidad del fondo marino en el punto, la amplitud máxima obtenida y la amplitud máxima en la costa calculada mediante la ecuación de Green.

CONSTITUCIÓN				
Longitud	Latitud	Profundidad	η_{max} FPAA	η_{max} FPC
-72.6546	-35.1211	303.601	3.6705	8.6159
-72.5967	-35.1881	194.486	4.0149	8.4313
-72.6328	-35.2408	221.057	3.7698	8.1742
-72.6949	-35.2706	205.868	3.5681	7.6004
-72.7407	-35.3459	159.815	3.7370	7.4718
-72.8308	-35.3396	172.757	3.6518	7.4450
-72.9087	-35.3462	259.514	3.2263	7.2819

Tabla 4.5: Puntos aguas afuera utilizados para Constitución, en donde se muestran sus coordenadas (latitud y longitud), la profundidad del fondo marino en el punto, la amplitud máxima obtenida y la amplitud máxima en la costa calculada mediante la ecuación de Green.

TALCAHUANO				
Longitud	Latitud	Profundidad	η_{max} FPAA	η_{max} FPC
-73.5388	-36.4283	208.891	3.0755	6.5750
-73.5515	-36.504	203.886	3.3539	7.1268
-73.5563	-36.5703	169.5372	3.4349	6.9700
-73.5622	-36.6556	210.027	3.3319	7.1328
-73.5675	-36.712	183.549	3.2443	6.7152
-73.6131	-36.8181	266.539	2.5965	5.8997

Tabla 4.6: Puntos aguas afuera utilizados para Talcahuano, en donde se muestran sus coordenadas (latitud y longitud), la profundidad del fondo marino en el punto, la amplitud máxima obtenida y la amplitud máxima en la costa calculada mediante la ecuación de Green.

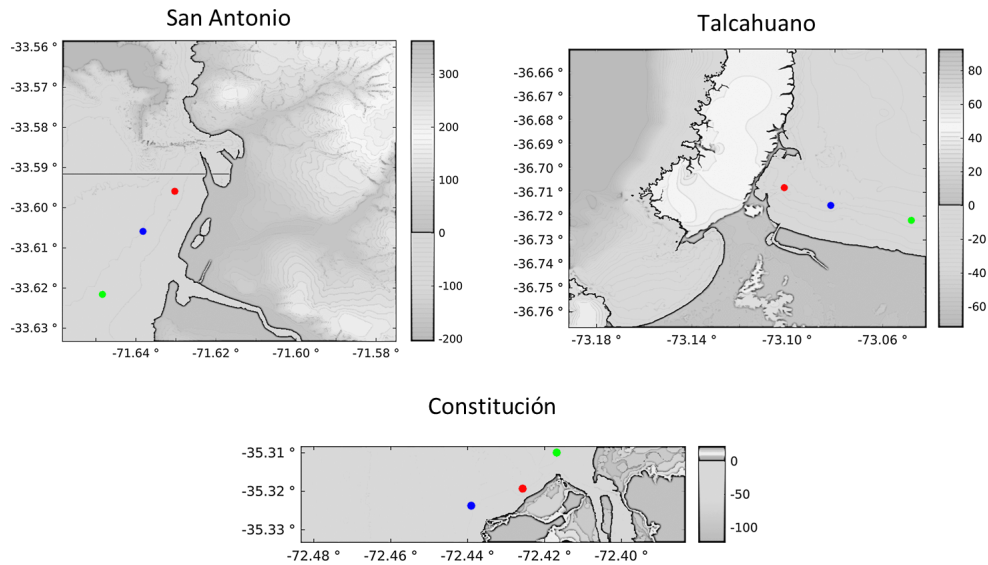


Figura 4.11: Puntos en donde se obtiene la amplitud máxima de tsunami y en donde hay 10 [m] de profundidad.

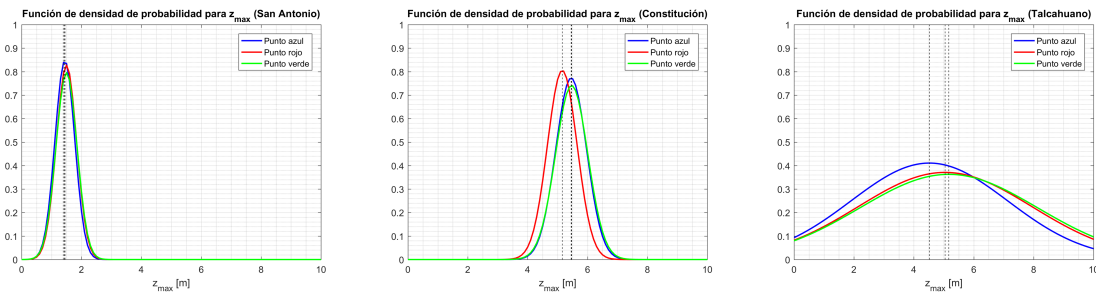


Figura 4.12: Distribución de probabilidad de densidad de la altura máxima de la onda (z_{max}) en aguas someras, para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano. La línea negra punteada representa la mediana para cada distribución.

Para determinar si los resultados obtenidos con la Ley de Green tienen relación con los resultados entregados por el modelo, se han seleccionado tres puntos en aguas someras para cada una de las localidades, en donde la profundidad es de aproximadamente 10 [m], luego se obtienen las alturas máximas medias de tsunami y con estas se comparan los resultados expuestos anteriormente. Los puntos ubicados en aguas someras se muestran en la Figura 4.11. Además, en la Figura 4.12 se muestra la densidad de probabilidad de la altura máxima de la onda de tsunami en los puntos de estudio para las 3 localidades. Mientras que en la Tabla 4.7 se indican las coordenadas exactas de estos, además de la amplitud máxima media de la onda de tsunami entregada por los escenarios estocásticos.

	San Antonio			Constitución			Talcahuano		
Punto	Longitud	Latitud	z_{max}	Longitud	Latitud	z_{max}	Longitud	Latitud	z_{max}
•	-71.6386	-33.6130	1.3894	-72.4389	-35.3238	5.3255	-73.0988	-36.7083	4.5704
•	-71.6318	-33.6031	1.4502	-72.4256	-35.3193	5.0122	-73.0808	-36.7152	5.0885
•	-71.6473	-33.6286	1.4336	-72.4167	-35.3100	5.2964	-73.0498	-36.7209	5.2107

Tabla 4.7: Puntos en aguas someras con profundidad de 10 [m], en donde se obtiene la altura máxima de tsunami.

Se observa de la Figura 4.12 que para San Antonio y Constitución se tiene que la distribución para los tres puntos en estudio presentan alturas máximas medias similares. Mientras que para Talcahuano las alturas máximas medias son similares, sin embargo, se observa mayor variabilidad en la distribución, lo que se explica por la sensibilidad que posee la bahía a la fuente debido a su propiedad resonante.

Comparando los resultados obtenidos por los modelos en aguas someras con los calculados a partir de la Ley de Green, se tiene que son bastante similares en las tres localidades de estudio. Específicamente, en San Antonio se obtienen alturas máximas ligeramente mayores utilizando la Ley de Green, mientras que para los casos de Constitución y Talcahuano las alturas máximas de los modelos son ligeramente mayores que las calculadas, sin embargo, en ninguno de los casos se tienen diferencias importantes.

La discrepancia de los resultados se debe a que la Ley de Green es bastante simple y desprecia muchos efectos que influyen en la propagación del tsunami, como lo es la batimetría y cualquier obstáculo que pudiese existir, como construcciones y otro tipo de estructuras.

4.4.2. Decisión de Evacuación

Los criterios de evacuación que se utilizarán para el análisis son los presentados por la *ONEMI* (2018). Dichos criterios se detallan en la Tabla 4.8.

Altura de Inundación	Clasificación	Tipo de Alerta	Medida
$z < 30$ [cm]	Tsunami Instrumental	No se emite alerta	No hay evacuación
30 [cm] $< z < 1$ [m]	Tsunami Menor	Estado informativo	Se evacúan primeros 80 [m]
1 [m] $< z < 3$ [m]	Tsunami Intermedio	Estado de Alerta	Evacuación a zona segura con cota superior a 30 [m]
3 [m] $< z$	Tsunami Mayor	Estado de Alarma	Evacuación a zona segura con cota superior a 30 [m]

Tabla 4.8: Criterios para evacuación por tsunami definidos para Chile según el *Plan Específico de Emergencia por Tsunami* presentado por la ONEMI.

En un principio estos criterios se evalúan según la altura de inundación medida en aguas

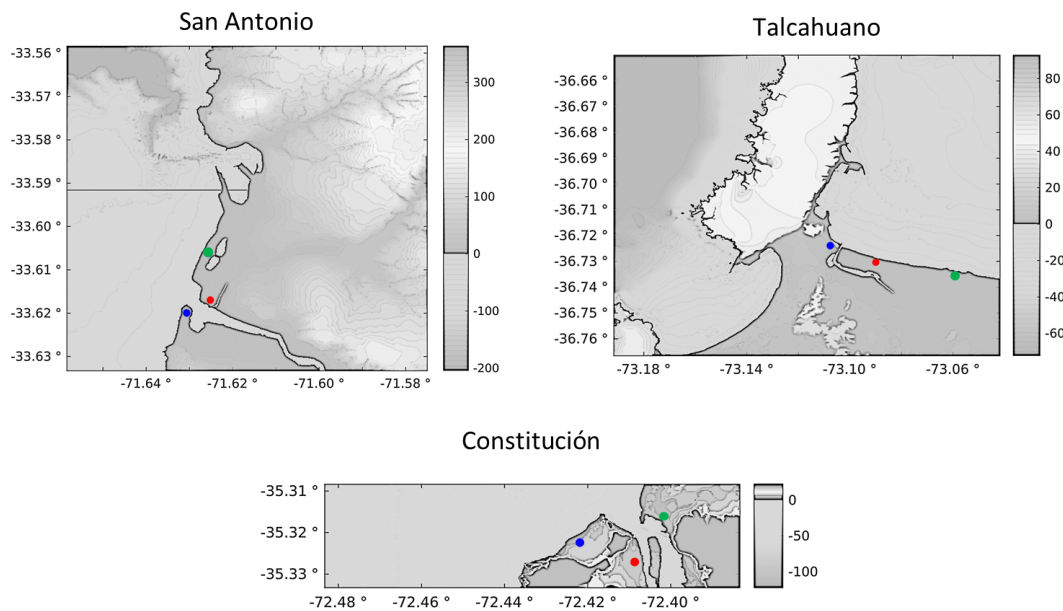


Figura 4.13: Puntos de control en donde se mide altura de inundación para análisis de decisión de evacuación considerando el evento sísmico de Maule en 2010. Se muestran las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano.

someras, sin embargo, para el análisis realizado a continuación se utilizará la altura de inundación en tierra cerca de la línea de costa, considerando que se cuentan con las herramientas necesarias para poder obtener la inundación modelada en tiempo real.

Para realizar el análisis mencionado se selecciona una serie de tres puntos de control a lo largo de la costa en las tres localidades en estudio, con el objetivo principal de obtener la altura de inundación probable en dichos puntos y establecer qué medida de evacuación se pudo haber tomado para el tsunami ocurrido el 27 de febrero de 2010, considerando los resultados del presente estudio.

En la Figura 4.13 se muestran los puntos de control seleccionados para las ciudades de San Antonio, Constitución y Talcahuano, en donde se consideraron zonas en donde se identificó inundación en el evento real. La Figura 4.14 se muestra la densidad de probabilidad de la altura máxima de inundación en la costa para San Antonio, Constitución y Talcahuano, mientras que en la Tabla 4.9 se especifican las coordenadas de los puntos de control seleccionados.

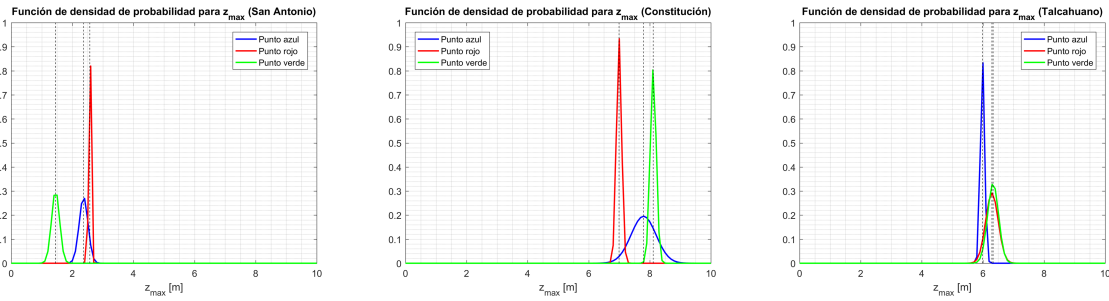


Figura 4.14: Distribución de probabilidad de densidad de la altura máxima de la onda de tsunami (z_{max}) en la costa, para las localidades de San Antonio, Constitución y Talcahuano. La línea negra punteada representa la mediana para cada distribución.

	San Antonio		Constitución		Talcahuano	
Punto	Longitud	Latitud	Longitud	Latitud	Longitud	Latitud
●	-71.6312	-33.6192	-72.4201	-35.3195	-73.1072	-36.7232
●	-71.6256	-33.6163	-72.4084	-35.3236	-73.0902	-36.7294
●	-71.6275	-33.6079	-72.4051	-35.3148	-73.0605	-36.7343

Tabla 4.9: Coordenadas de puntos de control seleccionados para San Antonio, Constitución y Talcahuano.

Considerando lo anterior, se obtiene la altura máxima de inundación probable en la costa para San Antonio, Talcahuano y Constitución, los cuales se muestran en la Tabla 4.10.

Punto	San Antonio	Constitución	Talcahuano
●	2.2534	7.9279	5.9987
●	2.5101	7.0201	6.2785
●	1.4986	8.1321	6.2877

Tabla 4.10: Inundación máxima probable en la costa para San Antonio, Constitución y Talcahuano, considerando el escenario generado a partir de la MVF con $\alpha = \frac{\pi}{6}$.

En base a los resultados obtenidos, es posible concluir que para la ciudad de San Antonio se habría emitido Estado de Alerta debido al posible impacto de un Tsunami Intermedio, en donde la población ubicada en zona costera se debiese evacuar a zona segura en donde la cota fuera mayor a 30 [m].

Para el caso de Constitución y Talcahuano, en donde se obtienen inundaciones mayores a 3 [m], se habría emitido Estado de Alarma debido al posible impacto de un Tsunami Mayor, lo

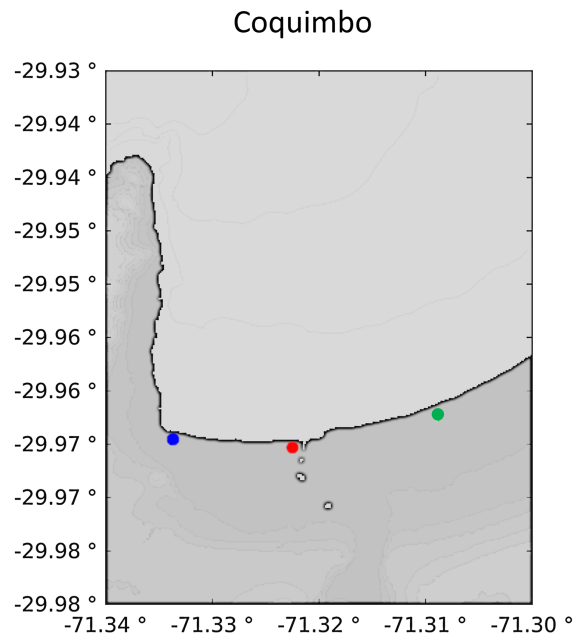


Figura 4.15: Puntos en donde se mide altura de inundación para análisis de decisión de evacuación considerando el evento sísmico de Illapel en 2015. Se muestra la localidad de Coquimbo.

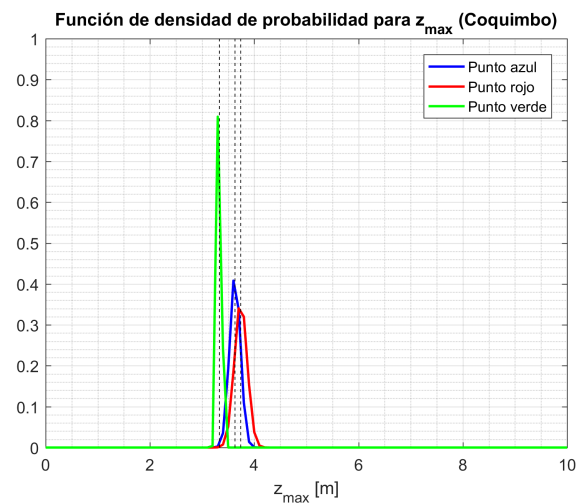


Figura 4.16: Distribución de probabilidad de densidad de la altura máxima de la onda de tsunami (z_{max}) en la costa para Coquimbo. La línea negra punteada representa la mediana para cada distribución.

que implicaría que la población en zona costera debiese ser evacuada a zonas seguras.

Finalmente, a pesar de la diferencia que existe en la altura máxima de inundación y el tipo de alerta que se emite, el protocolo de evacuación para las tres localidades debiese ser idéntico.

El mismo análisis se realiza para la localidad de Coquimbo, en donde se observó inundación en la costa debido al tsunami ocurrido el 16 de septiembre de 2015. En la Figura 4.15 se presentan los puntos seleccionados para este caso, mientras que en la Figura 4.16 se muestra la distribución de probabilidad de la inundación máxima en los puntos de estudio. En la Tabla 4.11 se especifican las coordenadas de los puntos de control seleccionados para el análisis de decisión de evacuación, además se muestran los resultados obtenidos para la inundación máxima probable a partir de los modelos generados considerando el parámetro $\alpha = \frac{\pi}{6}$.

Considerando los resultados obtenidos anteriormente, es posible concluir que para el evento de Illapel ocurrido en 2015, se habría emitido Estado de Alerta debido a un posible impacto de Tsunami Intermedio, lo cual provocaría evacuar a la población a una zona segura con cota mayor a 30 [m], según los criterios establecidos por la *ONEMI* (2018).

Coquimbo			
Punto	Longitud	Latitud	z_{max}
•	-71.3339	-29.9641	3.6520
•	-71.3227	-29.9649	3.7723
•	-71.3088	-29.9619	3.3460

Tabla 4.11: Coordenadas de puntos de control seleccionados para Coquimbo, con la respectiva inundación máxima obtenida a partir de los modelos sintéticos de deslizamiento.

CONCLUSIONES

En el presente trabajo se desarrolló la calibración y validación de la *Metodología de Variación de Fase* propuesto por Ortega (2017), además de explorar si es que ésta es posible de utilizar en un contexto de alerta temprana. En una primera instancia se buscó reproducir la inundación mediana observada para el evento de magnitud M_w 8.8 ocurrido el 27 de febrero en Maule en 2010, además del nivel de incertidumbre epistémica asociada a modelos predictivos de tsunami, esto con el objetivo de determinar la sensibilidad que posee la metodología al parámetro α y también determinar cuál valor de este último es el que entrega resultados cercanos a los esperados. Para el proceso de validación, se utilizó la metodología ya calibrada para replicar tanto la inundación como la incertidumbre epistémica asociada al evento de magnitud M_w 8.4 ocurrido el 16 de septiembre en Illapel en 2015, en donde se buscaba determinar si es posible asignar un valor único al parámetro α .

Para el desarrollo de la presente investigación se consideró la importante hipótesis de que, si se utiliza un mismo modelo de inversión, la estimación de las rupturas tendría el mismo sesgo debido a la incertidumbre epistémica existente, y éste sería aproximado al obtenido en el evento del Maule en 2010. A pesar de que este supuesto no es necesariamente cierto, permite identificar la incertidumbre epistémica asociada a los métodos de inversión.

Considerando lo anterior, una de las conclusiones relevantes que se obtuvo del desarrollo de la investigación, es que existe un rango para el cual es posible reproducir de manera satisfactoria las características de interés, como lo son la inundación máxima debido a tsunami y la incertidumbre epistémica que existe al momento de realizar modelos predictivos de tsunami. Dicho rango va desde $\alpha = \frac{\pi}{7}$ hasta $\alpha = \frac{\pi}{4}$, en donde su elección dependerá del tipo de información que se posea y de la validez de esta. Para el contexto de alerta temprana, en donde los modelos de inversión que se obtienen son rápidos y limitados, se recomienda utilizar valores de α cercanos a $\frac{\pi}{6}$ y $\frac{\pi}{5}$, ya que existe una mayor incertidumbre respecto a cómo será la propagación de un posible tsunami. Cabe destacar que no se recomienda que el parámetro tome valores mayores a $\frac{\pi}{4}$, ya que de esta manera se podrían generar escenarios irreales que sesguen los resultados. Por otro lado, se debe considerar la configuración de la bahía en estudio para la selección del parámetro de α , en donde si existe una propiedad resonante es recomendable disminuir el valor de α de manera de contrarrestar la sensibilidad de la inundación con respecto a la fuente.

En cuanto a la sensibilidad que tiene la deformación cosísmica en la costa al valor del parámetro α , se tiene que Talcahuano es altamente sensible, mientras que Constitución no lo es. Estos resultados son relevantes, ya que la deformación del terreno influye en la inundación que se experimentará en la costa, en donde una subsidencia importante, por ejemplo, permitiría que la ola de tsunami penetrara más tierra adentro. Lo anterior refuerza la recomendación de no asignar valores altos a α , ya que de esta manera se podrían generar escenarios extremos e irreales que consideren una deformación vertical exagerada, afectando la certeza de los mapas predictivos de inundación y una posible alerta.

Finalmente, en la etapa en donde se evalúa el tipo de decisión que se hubiera realizado considerando la metodología propuesta, se obtiene que para el evento sísmico ocurrido el 2010 en Maule, las tres localidades en estudio - San Antonio, Constitución y Talcahuano - hubiesen sido evacuadas en su totalidad hacia zonas seguras con una cota de al menos 30 [m]. La misma decisión se hubiese tomado para Coquimbo en el evento ocurrido el 2015 en Illapel. Esto da indicios de que la metodología pudiese entregar información relevante y de utilidad en un contexto de alerta temprana, entregando resultados confiables para la decisión de evacuación de un territorio con riesgo de inundación.

Anexo A

Datos de inundación y run-up (*Fritz et al.*, 2011)

En este anexo, se presentan los datos de inundación y run-up para las localidades de Talcahuano y Constitución, debido al sismo de Maule (2010). La información presentada se obtiene del trabajo realizado por *Fritz et al.* (2011).

A.1. Datos de Inundación - San Antonio

Latitud [°]	Longitud [°]	Inundación [m]
-33.60716	-71.62590	4
-33.60749	-71.62637	4.6
-33.60738	-71.62571	3
-33.60772	-71.62277	3.3

Tabla A.1: Inundación para la ciudad de San Antonio (*Fritz et al.*, 2011)

A.2. Datos de Inundación y Run-up - Constitución

Latitud [°]	Longitud [°]	Inundación [m]	
-35.32440	-72.40864	7.40	
-35.32254	-72.40998	6.60	
-35.32252	-72.41034	8.00	
-35.32717	-72.41950	8.30	
-35.32726	-72.41943	8.20	
-35.33085	-72.40629	8.30	
-35.33090	-72.40649	8.40	
-35.33095	-72.40678	6.40	
-35.33052	-72.40675	7.80	
-35.33054	-72.40712	9.10	
-35.33078	-72.40777	8.50	
-35.33108	-72.40857	8.40	
-35.33146	-72.40935	7.60	
-35.33184	-72.41004	7.70	
-35.33191	-72.41053	7.50	run up
-35.32424	-72.40887	8.20	
-35.32482	-72.40885	7.60	
-35.32544	-72.40977	5.70	

-35.32592	-72.41165	5.60	
-35.32632	-72.41250	5.70	run up
-35.32011	-72.39968	9.50	
-35.32015	-72.39918	9.90	
-35.32005	-72.39875	13.50	run up
-35.32623	-72.42591	17.20	
-35.32626	-72.42543	23.20	run up
-35.32630	-72.42544	26.20	run up
-35.32633	-72.42544	29.00	run up
-35.32639	-72.42639	28.00	run up
-35.32843	-72.42967	13.20	run up
-35.33457	-72.43446	5.80	run up
-35.35271	-72.44595	17.10	run up
-35.35299	-72.44656	18.80	run up
-35.35891	-72.45615	12.30	
-35.35948	-72.45605	11.30	
-35.35964	-72.45587	11.10	
-35.35989	-72.45557	11.30	run up
-35.33518	-72.40386	7.70	
-35.33593	-72.40442	7.90	
-35.33581	-72.40535	7.20	
-35.33620	-72.40599	6.80	
-35.33676	-72.40695	6.70	
-35.33705	-72.40776	6.30	run up
-35.35173	-72.38709	4.50	
-35.35181	-72.38733	8.50	run up
-35.36966	-72.34809	2.50	
-35.37056	-72.34801	5.10	run up
-35.32620	-72.42580	24.09	run up

-35.32730	-72.42080	7.91	
-----------	-----------	------	--

Tabla A.2: Inundación y run-up para la ciudad de Constitución (*Fritz et al.*, 2011)

A.3. Datos de Inundación y Run-up - Talcahuano

Latitud [°]	Longitud [°]	Inundación [m]	
-36.72420	-73.10423	8.00	run up
-36.72474	-73.10445	5.90	
-36.72507	-73.10506	5.00	
-36.72478	-73.10563	4.70	
-36.72460	-73.10549	5.20	run up
-36.71174	-73.11326	6.60	
-36.71265	-73.11391	6.70	
-36.71319	-73.11358	6.50	
-36.71388	-73.11406	6.60	
-36.71456	-73.11472	6.60	run up

Tabla A.3: Inundación y run-up para la ciudad de Talcahuano (*Fritz et al.*, 2011)

REFERENCIAS

Abe, K. (1979), Size of great earthquakes of 1837-1974 inferred from tsunami data, *Journal of Geophysical Research*, *B4*(2053), 1561–1568, doi:10.1029/JB084iB04p01561.

Andrews, D. (1981), A stochastic fault model: 2. Time-dependent case, *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, *86*(B11), 10,821–10,834, doi:10.1029/JB086iB11p10821.

Barnhart, W., J. Murray, R. Briggs, F. Gómez, C. Miles, J. Svarc, S. Riquelme, and B. Stressler (2016), Coseismic slip and early afterslip of the 2015 Illapel, Chile, earthquake: Implications for frictional heterogeneity and coastal uplift, *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, *121*, 6172–6191, doi:10.1002/2016JB013124.

Benavente, R., and P. R. Cummins (2013), Simple and reliable finite fault solutions for large earthquakes using the W-phase: The Maule ($M_w = 8.8$) and Tohoku ($M_w = 9.0$) earthquakes, *Geophysical Research Letters*, *40*, 3591–3595, doi:10.1002/grl.50648.

Benavente, R., P. Cummins, and J. Dettmer (2016), Rapid automated W-phase slip inversion for the Illapel great earthquake (2015, $M_w = 8.3$), *Geophysical Research Letters*, *43*, 1910–1917, doi:10.1002/2015GL067418.

Benavente, R., J. Dettmer, P. Cummins, and M. Sambridge (2019), Efficient Bayesian uncertainty estimation in linear finite fault inversion with positivity constraints by employing a log-normal prior, *Geophysical Journal International*, *217*, 469–484, doi:10.1093/gji/ggz044.

Bernard, E., and V. Titov (2015), Evolution of tsunami warning systems and products, *Philosophical Transactions of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, *373*(2053), doi:10.1029/JB084iB04p01561.

Cienfuegos, R., P. Catalán, A. Urrutia, R. Benavente, R. Aránguiz, and G. González (2018), What can we do to forecast tsunami hazards in the near field given large epistemic uncertainty in rapid seismic source inversions?, *Geophysical Research Letters*, *104*, 25,953–25,984, doi:10.1029/1999JC900104.

Davies, G., N. Horspool, and V. Miller (2015), Tsunami inundation from heterogeneous earthquake slip distributions: Evaluation of synthetic source models, *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, *120*, 6431–6451, doi:10.1002/2015JB012272.

Delouis, B., J. Nocquet, and M. Vallée (2010), Slip distribution of the february 27, 2010 Mw = 8.8 Maule earthquake, central Chile, from static and high-rate GPS, InSAR, and broadband teleseismic data, *GEOPHYSICAL RESEARCH LETTERS*, *37*, L17,305, doi:10.1029/2010GL043899.

Fortuno, C., J. de la Llera, C. Wicks, and J. Abell (2014), Synthetic hybrid broadband seismograms based on InSAR coseismic displacements, *Bulletin of the Seismological Society of America*, *104*(6), 2735–2754, doi:10.1785/0120130293.

Fritz, H., C. Petroff, P. Catalán, R. Cienfuegos, P. Winckler, N. Kalligeris, R. Weiss, S. Barrientos, G. Meneses, C. Valderas-Bermejo, C. Ebeling, A. Papadopoulos, M. Contreras, R. Almar, J. Domínguez, and C. Synolakis (2011), Field survey of the 27 february 2010 Chile tsunami, *Pure and Applied Geophysics*, *168*, 1989–2010, doi:10.1007/s00024-011-0283-5.

Fujii, Y., and K. Satake (2013), Slip distribution and seismic moment of the 2010 and 1960 Chilean earthquakes inferred from tsunami waveforms and coastal geodetic data, *Pure and Applied Geophysics*, *170*, 1493–1509, doi:10.1007/s00024-012-0524-2.

Geist, E. (2002), Complex earthquake rupture and local tsunamis, *Journal of Geophysical Research*, *107*(B5), 2086, doi:10.1029/2000JB000139.

Geist, E. (2012), Near-field tsunami edge waves and complex earthquake rupture, *Pure and Applied Geophysics*, *170*(9-10), 1475–1492.

Geist, E. L., and R. Dmowska (1999), Local tsunamis and distributed slip at the source, *Pure and Applied Geophysics*, *154*(3-4), 485–512, doi:10.1007/s000240050241.

Goda, K., P. Mai, T. Yasuda, and N. Mori (2014), Sensitivity of tsunami wave profiles and inundation simulations to earthquake slip and fault geometry for the 2011 Tohoku earthquake, *Earth, Planets and Space*, *66*(1), 1–20.

Goda, K., T. Yasuda, N. Mori, and P. Mai (2015), Variability of tsunami inundation footprints considering stochastic scenarios based on a single rupture model: Application to the 2011 Tohoku earthquake, *Journal of Geophysical Research: Oceans*, *120*, 4552–4575, doi:10.1002/2014JC010626.

Goda, K., T. Yasuda, N. Mori, and T. Maruyama (2016), New scaling relationships of earthquake source parameters for stochastic tsunami simulation, *Coastal Engineering Journal*, *58*(3), 1650,010–1–1650,010–40, doi:10.1142/80578563416500108.

- Gusman, A., and Y. Tanioka (2014), W-phase inversion and tsunami inundation modeling for tsunami early warning: Case study for the 2011 Tohoku event, *Pure and Applied Geophysics*, *171*(7), 1409–1422.
- Gusman, A., and Y. Tanioka (2015), Effectiveness of real-time near-field tsunami inundation forecasts for tsunami evacuation in Kushiro City, Hokkaido, Japan., *Post-tsunami hazard: Reconstruction and restoration*, pp. 157–177.
- Gusman, A., Y. Tanioka, B. MacInnes, and H. Tsushima (2014), A methodology for near-field tsunami inundation forecasting: Application to the 2011 Tohoku tsunami, *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, *119*, 8186–8206.
- Hayes, G. (2017), The finite, kinematic rupture properties of great-sized earthquakes since 1990, *Earth and Planetary Science Letters*, *468*, 94–100, doi:10.1016/j.epsl.2017.04.003.
- Hayes, G., D. Wald, and R. Johnson (2012), Slab1.0: A three dimensional model of global subductionzone geometries, *Journal of Geophysical Research*, *117*, B01,302, doi:10.1029/2011JB008524.
- Hayes, G., E. Bergman, K. Johnson, H. Benz, L. Brown, and A. Meltzer (2013), Seismotectonic framework of the 2010 February 27 Mw 8.8 Maule, Chile earthquake sequence, *Geophysical Journal International*, *195*(2), 1034–1051, doi:10.1093/gji/ggt238.
- Hayes, G. P. (2010a), Finite fault model, preliminary result of the Feb 27, 2010 Mw 8.8 Maule, Chile earthquake.
- Hayes, G. P. (2010b), Finite fault model, preliminary result of the Feb 27, 2010 Mw 8.8 Maule, Chile earthquake.
- Kanamori, H. (1977), The energy release in great earthquakes, *Journal of Geophysical Research*, *82*(20), 2981–2987.
- Kanamori, H., and D. Anderson (1975), Theoretical basis of some empirical relations in seismology, *Bulletin of the Seismological Society of America*, *65*(5), 1073–1095.
- Kanamori, H., and E. E. Brodsky (2004), The physics of earthquakes, *Reports on Progress in Physics*, *67*, 1429–1596, doi:10.1088/0034-4885/67/8/R03.
- Kendrick, E., M. Bevis, R. Smalley, B. Brooks, R. Barriga Vargas, E. Lauría, and L. Souto Fortes (2003), The Nazca-South America Euler vector and its rate of change, *Journal of South America Earth Science*, *16*(2), 125–131, doi:10.1016/S0895-9811(03)00028-2.

- Lavallée, D., and R. Archuleta (2003), Stochastic modeling of slip spatial complexities for the 1979 imperial valley, california, earthquake, *Geophysical Research Letters*, *30*(5).
- Lavallée, D., P. Liu, and R. Archuleta (2006), Stochastic model of heterogeneity in earthquake slip spatial distributions, pp. 622–640.
- Lee, S., T. Yeh, T. Lin, Y. Lin, T. Song, and B. Huang (2016), Two-stage composite megathrust rupture of the 2015 Mw 8.4 Illapel, Chile, earthquake identified by spectral-element inversion of teleseismic waves, *Geophysical Research Letters*, *43*, 4979–4985, doi:10.1002/2016GL068843.
- LeVeque, R., K. Waagan, F. González, D. Rim, and G. Lin (2016), Generating random earthquake events for probabilistic tsunami hazard assessment, *Pure and Applied Geophysics*, *173*(12), 3671–3692.
- Lin, Y., A. Sladen, F. Ortega-Culaciati, M. Simons, J. Avouac, E. Fielding, B. Brooks, M. Bevis, J. Genrich, A. Rietbrock, C. Vigny, R. Smalley, and A. Socquet (2013), Coseismic and post-seismic slip associated with the 2010 Maule Earthquake, Chile: Characterizing the Arauco Peninsula barrier effect, *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, *118*, 3142–3159, doi:10.1002/jgrb.50207.
- Lorito, S., F. Romano, S. Atzori, X. Tong, A. Avallone, J. McCloskey, M. Cocco, E. Boschi, and A. Piatanesi (2011), Limited overlap between the seismic gap and coseismic slip of the great 2010 Chile earthquake, *Nature Geoscience*, p. 4173, doi:10.1038/ngeo1073.
- Luttrell, K., X. Tong, D. Sandwell, B. Brooks, and M. Bevis (2011), Estimates of stress drop and crustal tectonic stress from the 27 February 2010 Maule, Chile, earthquake: Implications for fault strength, *Journal of Geophysical Research*, *116*, B11,401, doi:10.1029/2011JB008509.
- Macías, J. (2019), *Manual de introducción al uso de Tsunami-HySEA desarrollado por el grupo EDANYA para la simulación de tsunamis: generación, propagación e inundación de la zona costera*, Universidad de Málaga.
- Madariaga, R. (1976), Dynamics of an expanding circular fault, *Bulletin of the Seismological Society of America*, *66*(3), 639–666.
- Madariaga, R. (1983), High frequency radiation from dynamic earthquake, *Annales Geophysicae*, *1*(1), 17–23.
- Mai, P., and G. Beroza (2002), A spatial random field model to characterize complexity in earthquake slip, *Journal of Geophysical Research*, *107*(B11).

- Melgar, D., W. Fan, S. Riquelme, J. Geng, C. Liang, M. Fuentes, G. Vargas, R. Allen, P. Shearer, and E. Fielding (2016a), Slip segmentation and slow rupture to the trench during the 2015, Mw 8.3 Illapel, Chile earthquake, *Geophysical Research Letters*, *43*, 961–966, doi:10.1002/2015GL067369.
- Melgar, D., R. LeVeque, D. Dreger, and R. Allen (2016b), Kinematic rupture scenarios and synthetic displacement data: An example application to the Cascadia subduction zone, *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, *121*, 6658–6674, doi:10.1002/2016JB013314.
- Metois, M., A. Socquet, C. Vigny, D. Carrizo, S. Peyrat, A. Delorme, E. Maureira, M.-C. Valderas-Bermejo, and I. Ortega (2013), Revisiting the North Chile seismic gap segmentation using GPS-derived interseismic coupling, *Geophysical Journal International*, *194*(3), 1283–1294, doi:10.1093/gji/ggt183.
- Moreno, M., D. Melnick, M. Rosenau, J. Baez, J. Klotz, O. Oncken, A. Tassara, J. Chen, K. Bataille, M. Bevis, and et al. (2012), Toward understanding tectonic control on the Mw 8.8 2010 Maule Chile earthquake, *Earth and Planetary Science Letters*, *321-322*, 152–165, doi:10.1016/j.epsl.2012.01.006.
- Okada, Y. (1985), Surface deformation due to shear and tensile faults in a half-space, *Bulletin of the seismological society of America*, *75*(4), 1135–1154.
- ONEMI (2018), Plan específico de emergencia por variable de riesgo: Tsunami, *Tech. rep.*, Oficina Nacional de Emergencia del Ministerio del Interior y Seguridad Pública.
- Ortega, M. (2017), Incorporación de restricciones geológicas en escenarios de deslizamiento estocástico para el modelado de inundación por tsunamis: Aplicación al norte de Chile, Master's thesis, Universidad Técnica Federico Santa María.
- Pardo-Igúzquiza, E., and M. Chica-Olmo (1993), The fourier integral method: An efficient spectral method for simulation of random fields, *Mathematical Geology*, *25*(2), 177–217, doi:10.1007/BF00893272.
- Pollitz, F., B. Brooks, X. Tong, M. Bevis, J. Foster, R. Bürgmann, R. Smalley, C. Vigny, A. Socquet, J. Ruegg, J. Campos, S. Barrientos, H. Parra, J. Baez Soto, S. Cimbaro, and M. Blanco (2011), Coseismic slip distribution of the February 27, 2010 Mw 8.8 Maule, Chile earthquake, *Geophysical Research Letters*, *38*, L09,309, doi:10.1029/2011GL047065.
- Pulido, N., Y. Yagi, H. Kumagai, and N. Nishimura (2011), Rupture process and coseismic deformations of the 27 February 2010 Maule earthquake, Chile, *Earth Planet Space*, *63*(8), 955–959, doi:10.5047/eps.2011.04.008.

- Pulido, N., Z. Aguilar, H. Tavera, M. Chlieh, D. Calderón, T. Sekiguchi, S. Nakai, and F. Yamazaki (2015), Scenario source models and strong ground motion for future mega earthquakes: Application to Lima, central Peru, *Bulletin of Seismological Society of America*, *105*(1), 368–386, doi:10.1785/0120140098.
- Quezada, J., E. Jaque, A. Belmonte, A. Fernandez, D. Vasquez, and C. Martinez (2010), Unexpected coseismic surface uplift at Tirua-Mocha Island area of south Chile before and during the Mw 8.8 Maule 2010 earthquake: a possible upper plate splay fault, *Rev. Geo. Sur* *2*, pp. 11–459.12.
- Ruiz, J., M. Fuentes, S. Riquelme, J. Campos, and A. Cisternas (2015), Numerical simulation of tsunami runup in northern Chile based on non-uniform k-2 slip distributions, *Natural Hazards*, *79*, 1177–1198, doi:10.1007/s11069-015-1901-9.
- Shao, G., X. Li, Q. Liu, X. Zhao, T. Yano, and C. Ji (2010), Preliminary slip model of the feb 27, 2010 Mw 8.9 Maule, Chile Earthquake.
- Simmons, J., M. Harley, L. Marshall, I. Turner, K. Splinter, and R. Cox (2017), Calibrating and assessing uncertainty in coastal numerical models, *Coastal Engineering*, *125*, 28–41, doi: 10.1016/j.coastaleng.2017.04.005.
- Sladen, A. (2010), Preliminary result 02/27/2010 (Mw 8.8), Chile.
- Sladen, A., and S. Owen (2010), Preliminary model combining teleseismic and GPS data 02/27/2010 (Mw 8.8), Chile, *Geophysical Research Letters*, doi:http://tectonics.caltech.edu/slip_history/2010_chile/prelim-gps.html.
- Somerville, P., K. Irikura, R. Graves, S. Sawada, N. Abrahamson, Y. Iwasaki, T. Kagawa, N. Smith, and A. Kowada (1999), Characterizing crustal earthquake slip models for the prediction of strong ground motion, *Seismological Research Letters*, *70*(1), 59–80.
- Tanioka, Y., K. Satake, and L. Ruff (1995), Total analysis of the 1993 Hokkaido Nansei-Oki earthquake using seismic wave, tsunami, and geodetic data, *Geophysical Research Letters*, *22*(1), 9.12, doi:10.1029/94GL02787.
- Tong, X., D. Sandwell, K. Luttrell, B. Brooks, M. Bevis, M. Shimada, J. Foster, R. Smalley Jr., H. Parra, J. Báez Soto, M. Blanco, E. Kendrick, J. Genrich, and D. Cacamise II (2010), The 2010 Maule, Chile earthquake: Down-dip rupture limit revealed by space geodesy, *Geophysical Research Letters*, *37*, L24,311, doi:10.1029/2010GL045805.

Vigny, C., A. Socquet, S. Peyrat, J.-C. Ruegg, M. Metois, R. Madariaga, S. Morvan, M. Lancieri, R. Lacassin, J. Campos, and et al. (2011), The 2010 Mw 8.8 Maule megathrust earthquake of central Chile, monitored by GPS, *Science*, *332*(6036), 1417–1421, doi:10.1126/science.1204132.

Wang, X. (2009), *User manual for COMCOT version 1.7*, COMCOT.

Williamson, A., A. Newman, and P. Cummins (2017), Reconstruction of coseismic slip from the 2015 Illapel earthquake using combined geodetic and tsunami waveform data, *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, *122*, 2119–2130, doi:10.1002/2016JB013883.

Yue, H., T. Lay, L. Rivera, C. An, C. Vigny, X. Tong, and J. Bález Soto (2014), Localized fault slip to the trench in the 2010 Maule, Chile Mw 8.8 earthquake from joint inversion of high-rate GPS, teleseismic body waves, InSAR, campaign GPS, and tsunami observations, *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, *119*, 7786–7804, doi:10.1002/2014JB011340.