

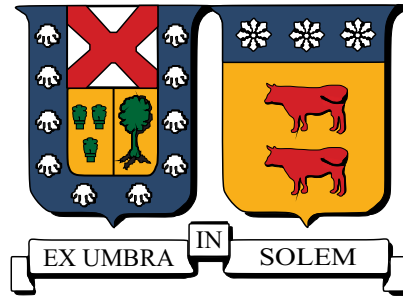
UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE OBRAS CIVILES

METODOLOGÍA PARA EL DISEÑO DE UNA RED DE
SENSORES DE TSUNAMI

JOAQUÍN ALEJANDRO MEZA ARAYA

Ingeniero Civil
Magíster en Ciencias de la Ingeniería Civil

Agosto de 2016



UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE OBRAS CIVILES

METODOLOGÍA PARA EL DISEÑO DE UNA RED DE SENSORES DE TSUNAMI

Memoria de Título y Tesis de Grado presentada por
JOAQUÍN ALEJANDRO MEZA ARAYA

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

Profesor Guía
Dr. Patricio Andrés Catalán Mondaca

Agosto de 2016

TÍTULO DE LA TESIS

**METODOLOGÍA PARA EL DISEÑO DE UNA RED DE SENSORES DE
TSUNAMI**

AUTOR

JOAQUÍN ALEJANDRO MEZA ARAYA

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. Patricio Winckler Grez _____

Dra. Vivian Aranda Núñez _____

Valparaíso, Chile, Agosto de 2016.

08/08/2016

AGRADECIMIENTOS

AGREGAR AGRADECIMIENTOS!

Se agradece a JICA y JST y a su Iniciativa SATREPS "Mejoramiento de Tecnología para Desarrollar una Comunidad Resiliente ante los Tsunamis", así como al Centro Nacional de Investigación para la Gestión Integrada de Desastres Naturales, CIGIDEN, FONDAP 15110017 y por el financiamiento de los estudios de postgrado a CONICYT-PCHA/Magíster Nacional/2015.

RESUMEN

Recientes eventos tsunamigénicos han demostrado la necesidad de mejorar la confiabilidad en los sistemas de alerta para este tipo de fenómenos. Los métodos tradicionales han consistido en bases de datos de tsunamis con escenarios pre-calculados (*Ozer et al., 2016*) debido al escaso tiempo de respuesta entre la generación y el arribo del tsunami a la costa, donde la elevación inicial de la superficie libre del tsunami se estima a partir de una gama arbitraria de magnitudes y ubicaciones del terremoto.

Técnicas de inversión de tsunami podrían proporcionar una alternativa sin la necesidad de establecer supuestos respecto a la geometría de la falla y magnitud del sismo, mediante una rápida estimación de la deformación inicial de la superficie libre. Esta ventaja es considerable respecto a los métodos convencionales, ya que obtener los datos sísmicos no es un proceso instantáneo y a menudo es traducido de manera inexacta a los datos del tsunami (*Wei et al., 2014*). Es probable que una metodología robusta comprenderá una combinación de las anteriormente mencionadas.

En relación al último método, sólo unos pocos países tienen la densa red de sensores necesarios para estimar las deformaciones iniciales de la superficie libre de un tsunami. Sin embargo, podría ser de gran interés establecer el número mínimo de sensores necesarios para proporcionar una estimación razonable, teniendo en cuenta la precisión de los resultados y costos generales. Lo anterior es crítico para contar con dicha herramienta en países en vías de desarrollo, como es el caso de Chile. Debido a esto último, en el presente trabajo se propone una metodología sistemática para determinar el posicionamiento óptimo de los sensores en el norte de Chile debido a las ventanas sísmicas de la zona, minimizando el número de estos y la redundancia de los datos.

El primer paso de esta metodología consiste en la creación de una base de datos de las funciones de Green (*Tsushima et al., 2009*). Este procedimiento se basa en la propagación de tsunamis “elementales” utilizando las ecuaciones lineales de onda larga (*Satake et al., 1995*) desde un conjunto de fuentes unitarias de tsunami a una serie de puntos de pronóstico (*i.e. funciones de Green*). Luego, se seleccionan como escenarios extremos los terremotos esperados en el norte de Chile, zona con alto potencial tsunamigénico (*Cienfuegos et al., 2014*). Una amplia gama de arreglo de sensores, establecidos con base en criterios técnicos, se prueban para realizar la inversión. Posteriormente, las predicciones obtenidas con los diferentes arreglos de sensores son comparadas mediante una función de coste que incluye varios parámetros para cuantificar la capacidad de predicción. Entre ellos, se considera el tiempo de arribo, la amplitud máxima y un ajuste global. La red de sensores que proporciona la configuración óptima es seleccionada como candidata. Finalmente, dicha red se prueba utilizando escenarios intermedios y reales para garantizar así la calidad de la predicción en todos los puntos de pronóstico.

Los resultados muestran que una configuración que contiene sólo tres sensores es capaz de propor-

cionar estimaciones precisas de los tiempos de arribo y amplitudes de la primera onda. En términos generales, es posible observar una fuerte correlación entre la ubicación de los sensores y los estimadores de error. A modo de ejemplo, la estimación de los tiempos de arribo es de mayor calidad cuando al menos un sensor se encuentra situado en frente de los puntos de pronóstico. En cambio, con respecto a la amplitud máxima y el ajuste global, mejores pronósticos son obtenidos cuando los sensores están situados en la zona de solevantamiento o frente a ésta.

Esta metodología ofrece un gran potencial para ser una herramienta que permita definir la ubicación de posibles sensores de presión, de esta forma se asegura una buena calidad de las predicciones de tsunami al utilizar la técnica de inversión. Además, la metodología aquí propuesta tiene un gran potencial para mejorar la evaluación de riesgo en tiempo real, apoyando a herramientas de toma de decisiones en sistemas de alerta temprana.

Palabras Claves: *Inversión de tsunamis, modelamiento de tsunamis, sistema de alerta temprana de tsunamis, sensores de presión.*

ABSTRACT

Recent tsunamis have shown the necessity of improve the reliability of tsunami warning systems. Traditional methods are usually based on data sets of scenarios calculated a priori (*Ozer et al., 2016*), where the initial tsunami free surface elevation is estimated from arbitrary range of earthquake magnitudes and source locations. More recently, there has been promising advances in the possibility of establishing near real time simulations, owing to improvements in rapid assessment of earthquake parameters. Finally, tsunami inversion techniques could provide an alternative without the need of establishing assumptions of the fault geometry and the earthquake magnitude, by quickly estimating the initial sea surface deformation. It is likely that a robust methodology will comprise a combination of the above.

Regarding the latter method, only a few countries have the dense network of sensors required to estimate the tsunami initial deformations. However, it might be of interest to establish what could be the minimum number of sensors required to provide a reasonable estimate, thus trading precision and overall costs. This might be of interest for developing countries, for example. To date, the location of these sensors is based primarily on the good judgment and intuition. Here we propose a systematic methodology to determinate the optimal location of sensors, minimizing the number and the redundancy of data.

The first step is to place a database of different tsunami sources (*Tsushima et al., 2009*). To compute the Green's functions, we calculated the finite difference approximation of the linear long-wave equations (*Satake et al., 1995*) from a set of unit tsunami sources to a set of forecast points (I.e. Green's functions). Next, expected earthquakes in northern Chile (*Cienfuegos et al., 2014*) are selected as end scenarios, providing the most extreme condition. A wide range of arrays of sensors are compared by introducing a cost function involving several parameters to quantify predictive skill. The network providing the optimal configuration is selected as candidate. Finally, the candidate network is tested using intermediate (between the end scenarios) and real scenarios, to ensure the quality of the prediction at all forecasting points.

Results show that a configuration comprising just/only three sensors is capable of providing accurate estimations of the wave's arrival times and peak amplitudes of the first wave. In general terms, it is possible to note a correlation between the location of the sensors and error estimators. As an example, arrival times are better predicted with sensors located opposite to the tide gauges and better results on wave amplitudes are assessed when sensors are in front of or above the uplift zone.

This methodology provides a tool that will allow to define the location of the minimum amount of sensors to get a good quality of predictions using the inversion technique. Thus, it allows for a better modeling of tsunami event, which appears particularly promising to improve real-time danger

assessment and decision making tools.

Keywords: *Tsunami inversion, tsunami modelling, tsunami early warning system, ocean-bottom pressure gauges.*

GLOSARIO

a	Vector de escalamiento de las fuentes elementales.
A_0	Deformación máxima del fondo marino en una fuente unitaria.
$B(\vec{x})$	Fuente elemental.
D	Matriz de amortiguamiento.
DART	Deep-Ocean Assessment and Reporting of Tsunamis.
G	Matriz de funciones de Green.
GFT	Green Function Technique.
GNSS	Global Navigation Satellite System.
GPS	Global Positioning System.
JMA	Japan Meteorological Agency.
L	Largo de una fuente elemental.
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration.
r	Distancia desde una fuente unitaria al epicentro.
S	Matriz de suavidad.
tFISH	tsunami Forecasting based on Inversion for initial sea-Surface Height.
T	Tiempo de escucha.
δ_{ij}	Delta de Kronecker.
ΔT	Error porcentual asociado al tiempo de arribo.
ΔH	Error porcentual asociado a la amplitud máxima.
α, β y γ	Peso asociado al estimador del tiempo de arribo, amplitud maxima y <i>skill</i> respectivamente.
η_{obs}	Serie de tiempo de la superficie libre observada.
η_{pred}	Serie de tiempo de la superficie libre obtenida a través de la técnica de inversión.

CONTENIDO

AGRADECIMIENTOS	I
RESUMEN	III
ABSTRACT	V
GLOSARIO	VII
ÍNDICE DE FIGURAS	XIV
INTRODUCCIÓN	1
OBJETIVOS	3
1. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	5
2. METODOLOGÍA DE TRABAJO	9
2.1. Introducción	9
2.2. Algoritmo de inversión tFISH	10
2.2.1. Preparación de base de datos de tsunamis unitarios	11
2.2.2. Imposición de restricciones	12
2.2.2.1. Área de influencia	12
2.2.2.2. Amortiguamiento	14
2.2.2.3. Restricción de suavidad	15
2.2.3. Problema inverso	15
2.2.4. Problema directo	16

2.3.	Elección de eventos extremos y configuración de prueba de la red de sensores	17
2.3.1.	Elección de eventos extremos geográficos	17
2.3.2.	Selección área de escucha	18
2.3.3.	Configuración de prueba de la red de sensores	19
2.4.	Determinación de configuración ideal	20
2.4.1.	Estimación del error	21
2.4.2.	Tiempo de arribo	21
2.4.3.	Amplitud máxima	22
2.4.4.	Skill	22
2.4.5.	Determinación de la ubicación de sensores	22
2.5.	Verificación de la configuración elegida	23
3.	RESULTADOS Y ANÁLISIS	25
3.1.	Introducción	25
3.2.	Cálculo del error asociado al pronóstico	26
3.3.	Evaluación local de la calidad de pronóstico	28
3.4.	Unificación de los resultados y configuración final de sensores	31
3.5.	Verificación de la configuración de sensores elegidos	32
4.	DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS	35
4.1.	Análisis de sensibilidad respecto al tiempo de escucha	37
4.2.	Aplicación caso real, Iquique 2014	38
4.3.	Análisis de sensibilidad de los pesos de la función objetivo aplicado al evento de Iquique 2014.	41
	CONCLUSIONES	45
	REFERENCIAS	47
A.	RECONSTRUCCIÓN DE LA DEFORMACIÓN INICIAL DE LA SUPERFICIE	

DE LOS ESCENARIOS INTERMEDIOS.

51

B. EVENTO IQUIQUE 2014

59

ÍNDICE DE FIGURAS

2.1. Esquema explicativo del algoritmo tFISH	10
2.2. Fuentes unitarias.	12
2.3. Áreas de influencia para diferentes tiempos de escucha.	13
2.4. Representación esquemática de la restricción de amortiguamiento	14
2.5. Escenarios extremos geográficos	18
2.6. Áreas de escucha	19
2.7. Posibles ubicaciones de sensores	20
2.8. Escenarios de verificación.	24
3.1. Pronóstico en Arica utilizando dos arreglos de sensores diferentes.	26
3.2. Distribucion de los errores para la ciudad de Arica	28
3.3. Distribucion de los errores para la ciudad de Patache	29
3.4. Unificación de los resultados	31
3.5. Distribución final de sensores para la red de monitoreo	33
3.6. Matriz de error global para las localidades de interés considerando diferentes eventos tsunamigénicos.	34
4.1. Matrices de error asociadas a la calidad de la predicción para diferentes eventos tsunamigenicos.	37
4.2. Deformación inicial de la superficie libre propuesta por Hayes et al 2014 para el evento de Iquique 2014.	39
4.3. Reconstrucciones de la deformación inicial de la superficie libre para el evento de Iquique 2014.	40

4.4. Análisis de sensibilidad a los pesos de la función de coste aplicado al evento de Iquique 2014.	42
A.1. Reconstrucción de la deformación inicial para un evento con epicentro en la latitud 19 °.	52
A.2. Reconstrucción de la deformación inicial para un evento con epicentro en la latitud 19.5 °.	53
A.3. Reconstrucción de la deformación inicial para un evento con epicentro en la latitud 20 °.	54
A.4. Reconstrucción de la deformación inicial para un evento con epicentro en la latitud 20.5 °.	55
A.5. Reconstrucción de la deformación inicial para un evento con epicentro en la latitud 21 °.	56
A.6. Reconstrucción de la deformación inicial para un evento con epicentro en la latitud 21.5 °.	57
B.1. Predicciones en las localidades de interés considerando un tiempo de escucha igual a 10 minutos.	60
B.2. Predicciones en las localidades de interés considerando un tiempo de escucha igual a 15 minutos.	61
B.3. Predicciones en las localidades de interés considerando un tiempo de escucha igual a 20 minutos.	62
B.4. Ajustes de la series de tiempo en los sensores considerando un tiempo de escucha de 10 minutos.	63
B.5. Ajustes de la series de tiempo en los sensores considerando un tiempo de escucha de 15 minutos.	63
B.6. Ajustes de la series de tiempo en los sensores considerando un tiempo de escucha de 20 minutos.	63

ÍNDICE DE TABLAS

3.1. Error en Arica para dos arreglos de sensores.	27
3.2. Cálculo de EG para diferentes configuraciones de sensores.	31
4.1. Error global asociado a las predicciones del evento de Iquique 2014	41
4.2. Combinaciones de los pesos de la función de coste.	42

INTRODUCCIÓN

Con el objetivo de mitigar el potencial efecto sobre las vidas humanas ocasionado por tsunamis de campo cercano, como el ocurrido en Chile en el año 2010 o en Japón en el año 2011, nace la necesidad de contar con sistemas de alerta temprana capaces de responder de forma efectiva y confiable en la emisión de avisos y alertas. Sin embargo, el problema se hace complejo debido al corto tiempo que transcurre entre la generación y arribo en la costa chilena.

La solución tradicional considera en primer lugar la estimación de las características del terremoto tsunamigénico, para luego propagar el tsunami. Sin embargo, el costo computacional no permite su estimación en tiempo real, por lo que a la fecha varios países cuentan con bases de datos de tsunamis con escenarios pre-calculados (*Ozer et al., 2016*). Estos métodos utilizan solo la información sísmica, ya sea información hipocentral y la magnitud de momento, como información de entrada para iniciar el procedimiento de búsqueda y luego interpolar los valores pre-calculados de escenarios sísmicos similares; de esta forma logran encontrar el que mejor se ajuste con el evento real. El gran problema de este método es que la información del tsunami es inferida a partir de modelos sísmicos, por lo que está sujeta a: i) la espera hasta que se obtiene una solución del terremoto; ii) la incertidumbre en la estimación sísmica y su efecto en la generación del tsunami.

Por otro lado, y con posterioridad al evento de Tohoku en 2011, en Japón se ha comenzado a usar además el método de inversión tFISH (tsunami Forecasting based on Inversion for initial sea Surface Height), el cual es usado para la predicción de tsunamis de campo cercano (*Tsushima et al. 2009, 2011*). El algoritmo tFISH, determina la deformación inicial del tsunami a través de la inversión de señales observada por sensores de presión en el fondo marino. De esta manera, el paso intermedio de deformación sísmica no se considera. Además, aprovechando la superposición de tsunamis individuales, es posible sintetizar la superficie libre en puntos cercanos a la costa, con un mínimo costo computacional. Así, el método presenta la ventaja de la utilización de información proveniente del tsunami propiamente tal. Además de una gran disminución en los tiempos de cálculo, lo que hace posible obtener la estimación del tsunami en tiempo real, antes de que éste arribe a la costa. El método está siendo integrado al sistema de predicción de tsunamis de la JMA (Japan Meteorological Agency, por sus siglas en inglés).

Si bien el método de inversión permite obtener resultados de excelente calidad, dado que la información del tsunami es captada mediante sensores de presión y/o boyas GPS, la ubicación de éstos es fundamental para la calidad de las predicciones. Además, debido a los cortos tiempos de respuesta

producto de la escasa distancia existente entre la zona de generación y la costa, el sistema contará con un tiempo limitado de predicción. A modo de ejemplo, en Chile se cuenta con tiempos de arribo en torno a 20 minutos o menos, a diferencia de países como Japón donde el tiempo disponible es el doble. En el caso del pasado evento ocurrido en Tohoku en el año 2011, la primera ola arribó luego de 30 minutos ocurrido el sismo, en cambio, para Iquique 2015, fueron solo 15 minutos.

El principal problema al que como país nos vemos enfrentados en relación a la implementación de una tecnología de alerta temprana de este tipo, radica en el alto costo de los sensores y su posterior instalación, operación y mantención. Por ejemplo, en el caso Japonés el sistema cuenta con una gran densidad de sensores (actualmente 150 en una superficie relativamente pequeña). En el caso chileno existe una capacidad adquisitiva limitada que impediría contar con un gran número de sensores operativos. En atención a que se trata de generar un sistema de alerta temprana que cuente con un alto estándar de calidad, gestionado con recursos limitados. Es precisamente en la consecución de este objetivo, que la ubicación geográfica en la que han de ser instalados los sensores juega un rol fundamental.

Recientes estudios han demostrado que es posible alcanzar un resultado predictivo aceptable, utilizando solo dos sensores que registren un evento (*An et al., 2014*) lo que evidentemente resulta positivo para nuestro país en atención a las restricciones económicas a las cuales se hizo referencia anteriormente.

Con tal motivación, en el presente trabajo en primer lugar tiene por objetivo identificar los beneficios técnicos de instalar un sistema que permita estimar el tsunami. Para ello, previamente se propone una metodología que permita posicionar de manera óptima dichos sensores, evitando redundancia innecesaria y utilizando el menor número posible de éstos sin sacrificar la calidad de los resultados. Para esto se definió una función objetivo que evalúa la calidad de las predicciones considerando factores relevantes como el tiempo de arribo, amplitud máxima y un ajuste global, para así poder cuantificar de manera objetiva qué tan buenas son las estimaciones obtenidas.

Con el fin de encontrar dichas ubicaciones en el enfoque propuesto, se ha llevado a cabo una serie de experimentos numéricos con datos sintéticos. Para realizar dichos experimentos se utilizaron los posibles sismos que se esperan en el norte de Chile debido a las ventanas sísmicas en esa zona. Los resultados obtenidos indican que existe una prometedora perspectiva de utilización para estos sensores, sustentados por la metodología propuesta.

En términos generales, los resultados de las simulaciones han mostrado ciertos patrones: i) si el sensor está ubicado frente al mareógrafo, la predicción del tiempo de arribo es de mejor calidad; y ii) si el sensor se encuentra sobre la zona de sollevamiento o frente a ella en dirección hacia aguas profundas, las predicciones de la amplitud máxima y skill tienen mejor ajuste.

OBJETIVOS

Objetivos Generales

- Establecer una metodología como base para el desarrollo de una red de monitoreo para tsunamis de campo cercano en el norte grande de Chile.
- Definir de forma óptima la cantidad de sensores de presión y su ubicación para la predicción en tiempo real.

Objetivos Específicos

- Definir una zona de interés basada en las ventanas sísmicas de la zona.
- Establecer el tiempo máximo de recepción de información por los sensores de presión.
- Establecer un método que permita definir las zonas de interés para la ubicación de posibles sensores de presión.
- Encontrar y discriminar entre indicadores estadísticos establecidos para evaluar cuantitativamente la calidad de las predicciones.
- Presentar los resultados de manera que facilite la comprensión, sin sacrificar la calidad y cobertura de la información.

REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

Los tsunamis son perturbaciones ocurridas en el mar causadas por terremotos o erupciones volcánicas bajo el mar. Producto de estos eventos, se generan importantes traslaciones de masas de agua, pudiendo causar importantes efectos cuando arriban al borde costero. Las costas afectadas por este tipo de fenómenos son susceptibles a erosiones severas debido la gran cantidad de energía con la que se mueve el agua, la cual es capaz de arrastrar edificios y cualquier tipo de cuerpos, pudiendo generar grandes daños en el borde costero y causar pérdidas de vidas. Por esta razón, es de gran importancia estudiar y comprender este tipo de fenómenos.

Si bien hace unas décadas solo se contaba con mareógrafos ubicados en la costa para registrar estos fenómenos, que solo permitían tener información una vez que el tsunami arriba a la costa, hoy en la tecnología asociada a la medición de este tipo de eventos ha avanzado considerablemente. Por ejemplo, la Administración Nacional Oceánica y Atmosférica (NOAA, por sus siglas en inglés) que es la institución encargada de registrar los tsunamis en el Océano Pacífico, cuenta con el sistema Deep-ocean Assessment and Reporting of Tsunamis (DART), el cual tiene como función registrar los cambios en la superficie libre debido a un tsunami por medio de una red de boyas posicionadas estratégicamente (*González et al., 2005; Mungov et al., 2012*), para luego transmitir los datos vía satélite a los centros de alerta de tsunamis (*e.g., Titov et al., 2005*). Asimismo Japón cuenta con una red de sensores de presión conectados por cables a la costa para transmitir los datos en tiempo real, denominada Dense Oceanfloor Network system for Earthquake and Tsunamis (DONET) (*Baba et al., 2013*). Chile cuenta con boyas DART y 39 mareógrafos en total; 35 en la plataforma continental y los 4 restantes en la Isla de Pascua, Juan Fernández, San Félix y la Antártida.

A la fecha se han realizado investigaciones con el objetivo de predecir el comportamiento hidrodinámico de tsunamis. En general, la forma tradicional de tratar esta problemática ha consistido en la utilización de las *shallow water equations* para posteriormente aplicar algún esquema de diferencias,

volúmenes o elementos finitos donde la información de entrada consiste en la batimetría y la deformación inicial de la superficie libre. Debido al poder de cálculo actual, para eventos de campo cercano no es posible utilizarlos para modelar en tiempo real.

Algunos países cuentan con sistemas de alerta temprana que poseen bases de datos de tsunamis con escenarios pre-calculados (*Kamigaichi et al., 2012; Rakowsky et al., 2013*). Con base en la información proveniente de parámetros sísmicos, estos sistemas buscan el escenario que mejor se ajuste, pudiendo emitir una alerta en forma oportuna. Si bien estos sistemas funcionan dentro de los estándares esperados, obtener los datos sísmicos luego de ocurrido el terremoto no es un proceso instantáneo y a menudo son de manera imprecisa traducidos a los datos del tsunami (*Wei et al., 2014*).

Estados Unidos cuenta con un sistema de alerta temprana capaz de emitir alertas basadas en modelaciones en tiempo real mediante el modelo SIFT (*Gica et al., 2008*). Este modelo desarrollado por el NOAA, utiliza una combinación lineal de tsunamis unitarios pre calculados que en combinación con datos de nivel del mar, permite estimar la inundación. En este caso, la modelación en tiempo real es posible producto de la distancia entre la zona de generación y la costa, ya que se trata de tsunamis de campo lejano.

Gracias a los diferentes sistemas de medición mencionados anteriormente, ha sido posible la implementación de nuevas técnicas para la predicción de tsunamis. Entre ellas está la técnica de inversión de tsunamis, la cual fue introducida por *Satake et al., (1987; 1989)*. Este método se basa fundamentalmente en la utilización técnica de las funciones de Green (*GFT*), donde demostró que la inversión de los registros de mareógrafos pueden ser utilizado para recuperar información sobre la fuente del tsunami. *Johnson et al., (1996; 1999)* realizaron una extensión del método, incluyendo información provenientes de mareógrafos y datos geodésicos. Posteriormente, *Pires y Miranda et al., (2001)* presentaron una generalización del método propuesto por Satake, en la cual, no es necesaria la linealidad en la propagación, permitiendo la inclusión de efectos no lineales, pero aumentando considerablemente los tiempos de cálculo.

Otros autores han utilizado diferentes instrumentos de medición para obtener la información proveniente del tsunami y realizar la inversión. Entre ellos se encuentran boyas GPS (*Wei et al., (2003; 2008); Titov et al., (2005; 2009); Percival et al., 2010*), sensores de presión conectados por cables a la costa (*Tsushima et al., 2009*) y altimetría satelital (*Arcas and Titov et al., 2006*). *Piatanesi et al., (1996)*, por otro lado propone reconstruir la deformación inicial mediante la utilización del run-up recogido en mediciones de campo posterior al tsunami.

En la última década, la técnica de inversión ha tomado gran importancia y ha sido ampliamente usada para reconstruir la deformación inicial de la superficie libre. Esto ha sido posible debido al aumento de sistemas de medición y a las ventajas considerables que ésta posee con respecto a la solución tradicional. Por ejemplo, autores como *Tsushima (2009)* o *Wei (2013)* afirman que mediciones directas de la altura del tsunami registrada por sensores de presión o boyas ofrecen predicciones más fiables del tsunami que la realizadas por medio de la onda sísmica o los datos GNSS. Además, una vez reconstruida la deformación inicial, es posible obtener las series de tiempo en puntos de interés

mediante la combinación lineal de las fuentes unitarias en cuestión de segundos (*Tsushima et al., 2009*) sin la necesidad de conocer los parámetros sísmicos, o bien utilizarla como información de entrada para modelos de predicción en tiempo real (*Tang et al., 2012; Wei et al., 2013*).

Según *Geist and Dmowska et al., (1999)* a diferencia de los de campo lejano, la predicción de tsunamis de campo cercano es altamente sensible a la caracterización de la fuente, (como la geometría, posición exacta, orientación y la distribución del slip entre otros). En base a esto, diferentes autores han concentrado esfuerzos en caracterizar de mejor manera la deformación inicial, Según *Pires and Miranda et al., (2001, 2003)* y *Piatanesi et al., (2001)*, la calidad de los resultados de la inversión es altamente sensible a la geometría de la fuente, la batimetría, distribución y número de instrumentos de medición. En relación a lo anterior, se han realizado algunos trabajos con el fin de mejorar la calidad de las predicciones concentrando los esfuerzos en el posicionamiento y cantidad de instrumentos de medición.

La literatura publicada en relación al emplazamiento óptimo de tsunámetros se enfoca en posicionar los instrumentos de medición de sistemas de monitoreo de tsunamis para una cierta zona, y no con el objetivo optimizar el procedimiento de inversión.

Spillane et al. (2008) determinó el diseño óptimo de la red de tsunámetros en el Océano Pacífico y Atlántico utilizando una base de datos escenarios precalculados de tsunamis. En su desarrollo se tuvieron ciertas consideraciones, como por ejemplo que la medición de los datos ocurra 3 horas antes de que la primera ola arribe a la costa y 30 minutos de viaje desde las posibles zonas de generación para evitar una posible interferencia en las señales. *Omira et al., (2009)* examinó los requisitos para una red de detección de tsunamis para Portugal, donde utilizó 5 posibles eventos tsunamigenicos en la zona del Golfo de Cadiz. Como resultado concluyo que 3 boyas DART eran necesarias para cubrir el área y obtener mediciones al menos 7 minutos antes del arribo a la costa para el escenario más desfavorable.

Con respecto al posicionamiento de los sensores para optimizar los resultados al invertir las señales registradas, *Piatanasi et al., (2001)* realizaron experimentos sintéticos, utilizando diferentes distribuciones con 10 a 20 sensores, llegando a la conclusión que la calidad de la predicción se incrementa considerablemente aumentando la cobertura angular de los instrumentos respecto a la fuente. Siguiendo la misma línea, *Spillane et al. (2008)* afirma que si los instrumentos se encuentran en aguas profundas, los resultados son de mejor calidad, ya que los efectos no lineales y la dispersión de frecuencia se vuelven despreciables.

Por su parte, NOAA realizó investigaciones respecto a la optimización del posicionamiento de sensores con el objetivo de ampliar su red en las cercanías de Alaska y en el Pacífico *Dennis et al., 2005*). Dicho estudio fue dirigido por John Dennis, quien trató este problema de manera convencional minimizando una función objetivo con una serie de restricciones asociadas a la profundidad, cercanía a la fuente y cobertura espacial entre otras, mediante la utilización del software de optimizaron no lineal NOMAD. Los resultados obtenidos en el Océano Pacífico mostraron que no habían suficientes boyas para detectar todos los posible tsunamis generados por terremotos sobre los 7.5 grados debido

a la compleja distribución de las fuentes.

Por otro lado, *An et al.* (2014) se concentró en la ubicación y número de boyas necesarias para realizar una inversión de calidad en el mar de la China Meridional, donde afirma que 2 a 4 boyas son suficientes para obtener resultados de calidad si estos se encuentran ubicados de manera óptima. En su estudio encontraron que más puntos de medición no incrementan significativamente la calidad del pronóstico y solo se transforma en información redundante, aumentando los costos computacionales al momento de realizar la inversión. Además, afirman que datos obtenidos mar adentro o cerca de la costa no generan un aumento en la calidad de la predicción.

Si bien la técnica de inversión ha sido estudiada ampliamente, en la mayoría de los casos, salvo en el caso de Japón, ha sido utilizada para tsunamis de campo lejano. En el caso de este último, los tiempos de arribo son aproximadamente el doble que el caso chileno. En consecuencia, en el presente trabajo se desarrollará una metodología que permitirá posicionar los sensores de una red en forma óptima en la zona norte de Chile, evaluando cuantitativamente la calidad en el pronóstico. En su diseño se consideran factores como el tiempo de arribo y/o amplitudes máximas, a diferencia de trabajos anteriores que se basan solamente en un ajuste global.

METODOLOGÍA DE TRABAJO

2.1. Introducción

La metodología propuesta en el presente trabajo se subdivide en tres secciones. En la primera, se describe el procedimiento de inversión de tsunamis con atención al algoritmo tFISH (**t**sunami **F**orecasting based on **I**nversion for initial sea-**S**urface **H**eight) (*Tsushima et al., 2009*). Este algoritmo es utilizado para obtener el pronóstico de un tsunami en puntos de interés a través de la inversión de series de tiempos registradas por sensores de presión, siendo la ubicación óptima de estos sensores lo que se definirá a través de la metodología propuesta.

Posteriormente se seleccionan eventos extremos en base a las ventanas sísmicas de la zona, representando estos eventos la condición más desfavorable para la futura red de sensores en la zona geográfica seleccionada. Definidos estos escenarios, se establecen las posibles configuraciones de sensores de prueba para cada evento de forma independiente. Por último, se determina la configuración óptima de sensores según criterios técnicos basados en mediciones cuantitativas de la calidad del pronóstico.

Una vez establecida la configuración óptima, se realiza un proceso de verificación de la red de sensores resultante, analizando la calidad de las predicciones asociadas a la configuración final para diferentes escenarios ubicados entre los eventos extremos mencionados en el párrafo anterior. Dicha verificación consiste en la evaluación de tres estimadores de error: la predicción asociada al tiempo de arribo (ΔT), a la amplitud máxima (ΔH) y a un ajuste global (*skill*).

2.2. Algoritmo de inversión tFISH

En esta sección se describe la estructura del algoritmo tFISH, el cual tiene como función obtener el pronóstico de las series de tiempo producidas por un tsunami mediante la inversión de series de tiempos registradas por sensores de presión y/o boyas; más detalles del algoritmo pueden ser encontrados en *Tsushima et al. (2009, 2012)*. Este algoritmo se subdivide en dos etapas: la primera consiste en la estimación de la distribución inicial de la superficie libre y la segunda corresponde al cálculo de las series de tiempo en puntos de interés.

La gran ventaja de esta técnica radica en la posibilidad de obtener predicciones en tiempo real utilizando datos provenientes del tsunami. Estos datos son registrados por sensores de presión en aguas profundas, lo que permite obtener la distribución espacial de la superficie libre sin hacer ninguna suposición respecto a la geometría de la falla ni a la magnitud del terremoto.

A continuación se presenta un esquema donde se describen las tres etapas del algoritmo de manera secuencial. Como se ve en la zona superior derecha de figura 2.1, la primera etapa consiste en registrar las señales provenientes del tsunami mediante sensores de presión instalados en el lecho marino y/o boyas GPS. Luego, utilizando el tiempo de origen del evento, la ubicación epicentral y las series de tiempos ya registradas, se reconstruye la deformación inicial de la superficie libre. Finalmente, la última etapa consiste en el cálculo de las series de tiempo en puntos cercanos a la costa a través de la utilización de la deformación de la superficie libre calculada en la etapa anterior y las funciones de Green, las cuales fueron calculadas con antelación y almacenadas en una base de datos.

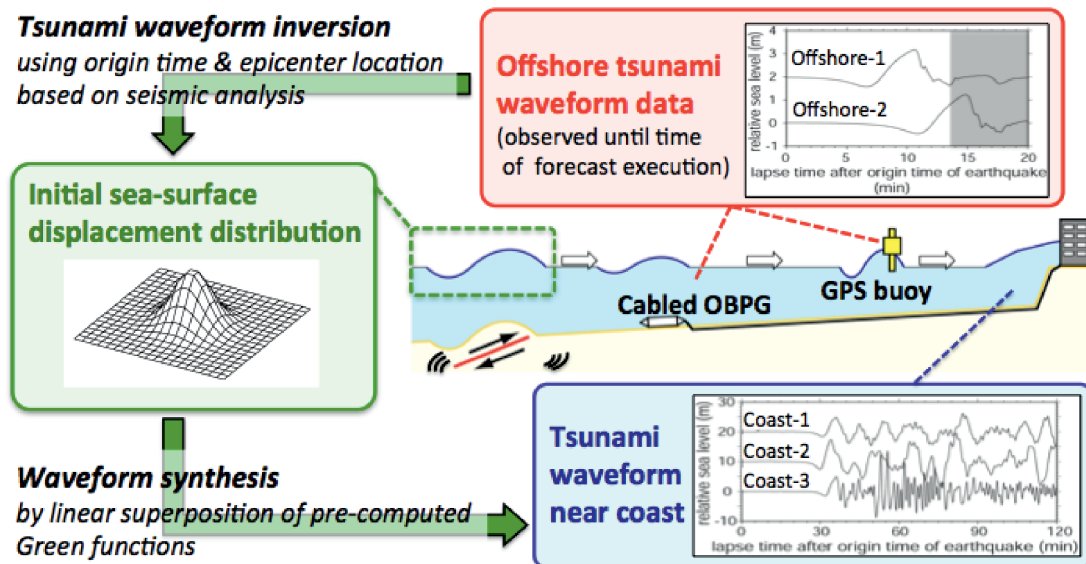


Figura 2.1: Esquema explicativo del algoritmo tFISH. (Fuente : Tsushima)

2.2.1. Preparación de base de datos de tsunamis unitarios

En primer lugar, se debe completar una base de datos de funciones de Green. Para realizar esto, se subdivide la zona donde potencialmente podría encontrarse la fuente de tsunami (zona cercana a la trinchera o fosa) en pequeñas fuentes elementales que corresponden a tsunamis unitarios (figura 2.2a).

Estas fuentes elementales, se propagan obteniéndose la serie de tiempo de tsunami en puntos de pronóstico que resulten de interés; ya sea posibles ubicaciones de sensores de presión ó puntos cercanos a la costa. De esta manera, bajo el supuesto de la superposición lineal de las series en los puntos de pronóstico, es posible reconstruir la combinación de fuentes unitarias que, al ser propagadas, producen la serie real.

Las posibles ubicaciones de sensores se seleccionan en zonas cercanas a la fosa, siendo ésta la zona con mayor potencial tsunamigénico. Debido a la incertidumbre en la ubicación del evento, se seleccionan las posibles ubicaciones cada 0.25 grados de longitud de arco (≈ 30 [km]). Esta discretización se eligió debido a las longitudes de ondas típicas de tsunamis, las que suelen ser mayor a los 100 [km], por lo tanto, 0.25 grados de longitud de arco es una discretización suficiente para cubrir la zona en cuestión y al mismo tiempo no elevar los requerimientos computacionales.

Para la creación de la base de datos utilizada en este trabajo, se usó una grilla de 30 segundos de arco y el software de propagación *JAGURS* (*Baba et al., 2014*). Las fuentes elementales, estas consisten en cuadrados de dimensiones 0.15 x 0.15 segundos de arco, cuya geometría es representada por la siguiente distribución gaussiana:

$$B(\vec{x}) = A_0 \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{(L/2)^2}\right); \quad (2.2.1)$$

donde A_0 es la deformación máxima del fondo marino siendo en este caso igual a uno ($A_0 = 1$), y L el lado del cuadrado de la fuente elemental. Luego, mediante la función de transferencia propuesta por *Kajiura et al., (1963)*, es posible obtener la deformación de la superficie libre a partir de la deformación del fondo marino. En esta etapa además se aplica una corrección a los sensores que se encuentren dentro de una fuente elemental. Esto se debe a que el sensor por si solo no logra registrar la deformación del fondo, ya que solo mide de manera indirecta la presión a través de la columna de agua sobre este.

Es importante mencionar que las fuentes elementales se encuentran sobrepuestas, como se muestra en la Figura 2.2c. El objetivo de esto es representar, de forma suave, la deformación inicial de la superficie libre con un numero finito de elementos discretos (*Aida et al., 1972*). En este trabajo, lse utiliza un número aproximado de 1000 fuentes unitarias.

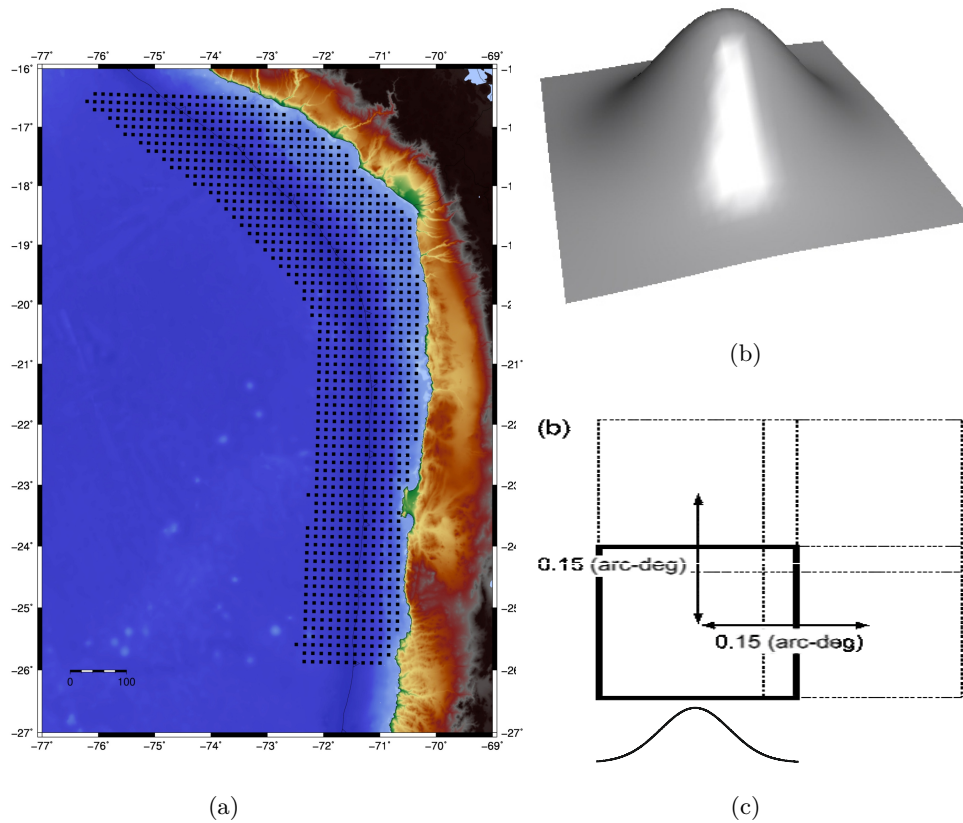


Figura 2.2: Fuentes unitarias usadas para el cálculo de las funciones de Green. En (a) se muestra la distribución de fuentes unitarias (cuadrados negros) en la zona cercana a la fosa (o trinchera) utilizadas en este trabajo. En (b) se muestra geometría de la superficie libre en un elemento y en (c) la representación esquemática de la superposición de las fuentes elementales.

2.2.2. Imposición de restricciones

La imposición de restricciones en el algoritmo (*Tsushima et al., 2009*) tiene como objetivo reducir la inestabilidad de la solución y aumentar la rapidez en los cálculos. Por lo anterior, se utilizan tres tipos de restricciones. La primera está relacionada con el área donde se determina la deformación inicial de la superficie libre. La segunda está asociada a la altura de la deformación de la superficie libre con respecto a la distancia horizontal al epicentro. Por último, se utiliza una restricción que asegura una condición de suavidad en la fuente del tsunami. Estas restricciones se explican con mayor detalle a continuación.

2.2.2.1. Área de influencia

Para reducir la inestabilidad del algoritmo, se limita el área sobre la cual se estiman los desplazamientos de la superficie libre. Para implementar esta restricción, se define un tiempo de observación

de datos, denominado tiempo de escucha T_0 . Luego se analizan las posibles fuentes que al recibir una perturbación podrían generar una señal que el sensor logre registrar dentro del tiempo seleccionado ($0 < t < T_0$). En otras palabras se invierte la señal desde los sensores solo para las fuentes unitarias que potencialmente afectarían las series de tiempo producto del tsunami dentro del tiempo de escucha.

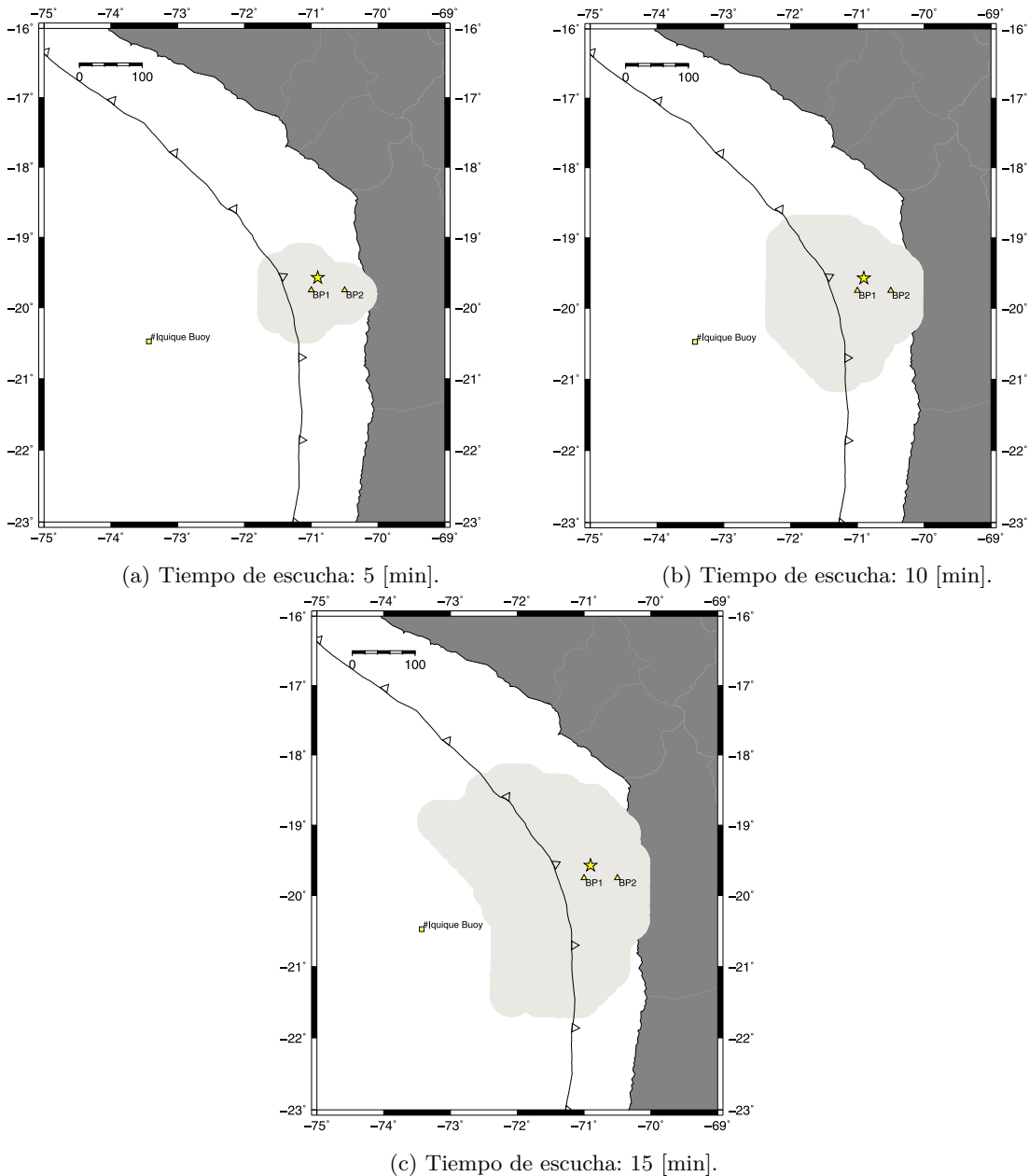


Figura 2.3: Áreas de influencia (en gris) para diferentes tiempos de escucha. Los triángulos amarillos representan los sensores de presión, la estrella representa el epicentro y la línea con triángulos la ubicación de la fosa. (a), (b) y (c) muestran las áreas de influencia para un tiempo de escucha de 5, 10 y 15 minutos respectivamente.

Cabe mencionar que, a medida que el tiempo de observación de datos seleccionado aumenta, el área de influencia también lo hace debido a la de propagación del tsunami. De esta forma es posible reducir el área y las fuentes elementales para la que se desea estimar la deformación de la superficie libre sin la necesidad de utilizar las 1000 fuentes unitarias con la que consta la base de datos. En la Figura 2.3 se muestran las áreas de influencia de una configuración de sensores para diferentes tiempos de escucha.

2.2.2.2. Amortiguamiento

Si las estimaciones de la deformación inicial son realizadas en un tiempo muy cercano a la ocurrencia del terremoto (o en otras palabras, el tiempo de escucha seleccionado es muy corto tal que solo un sensor registre el tsunami), pueden aparecer problemas para encontrar la ubicación de la fuente. En tal caso, el desplazamiento de la superficie libre puede distribuirse de forma errónea, ocasionando errores en la predicción de los tiempos de arribo y amplitudes del tsunami.

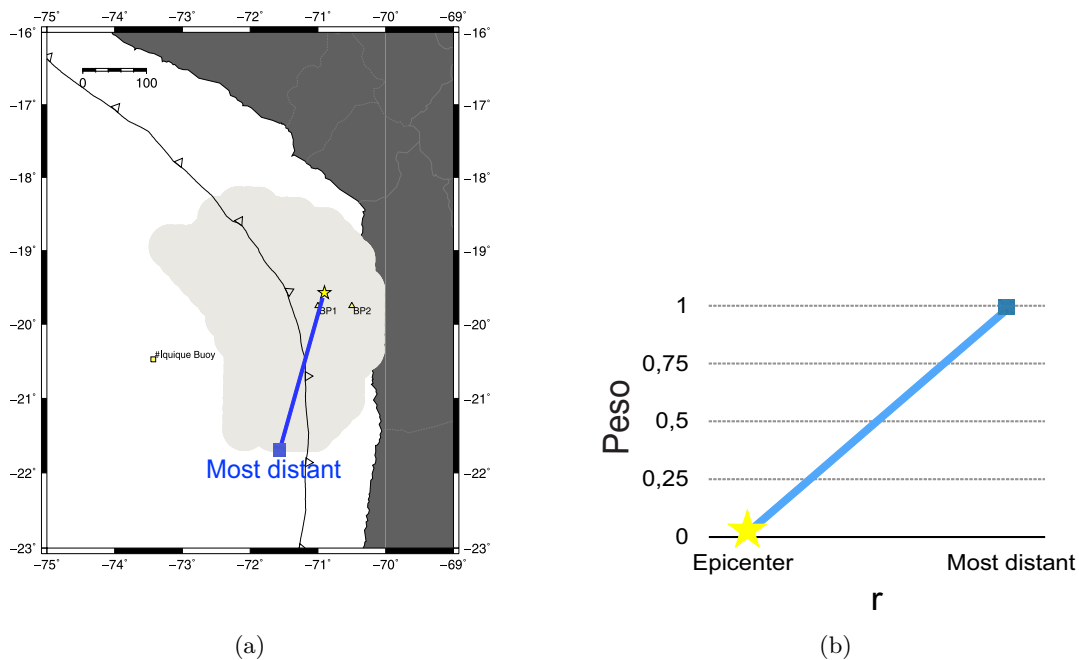


Figura 2.4: Representación esquemática de la restricción de amortiguamiento. En la figura (a) se muestra el área de influencia en gris y la línea azul representa la distancia más larga desde el epicentro a la fuente unitaria más lejana. En (b) se muestra una representación esquemática del peso asociado a la distancia desde el epicentro. Para fuentes unitarias lejanas al epicentro, toma un peso igual a 1 y para fuentes cercanas al epicentro, toma pesos cercanos a 0.

Para superar esta dificultad se utiliza información sobre la ubicación epicentral, la cual es obtenida aproximadamente en 3 minutos después de ocurrido el sismo. La hipótesis propuesta consiste en asumir que si el terremoto ocurre lo suficientemente lejos, la deformación de la superficie libre debería ser

cero. Esta restricción se impone mediante:

$$d_{ij} = \delta_{ij} \frac{r}{r_{max}}; \quad (2.2.2)$$

donde δ_{ij} es el delta de Kronecker, r representa la distancia horizontal desde la fuente unitaria i al epicentro y r_{max} la máxima distancia desde el epicentro a la fuente más lejana dentro del área de influencia seleccionada. En la Figura 2.4 se muestra el funcionamiento de esta restricción de manera esquemática, donde el peso asociado a cada fuente unitaria impide los desplazamientos verticales en zonas distantes al epicentro asignando pesos iguales o cercanos a la unidad y valores cercanos a cero cuando las fuente unitarias se encuentran cerca del epicentro. Una característica importante de esta restricción, es que a medida que el área de influencia aumenta cuando lo hace el tiempo de escucha, los valores de $\frac{r}{r_{max}}$ disminuyen y el efecto de esta restricción se vuelven mas débil.

Escrita de forma matricial, donde \mathbf{D} es una matriz diagonal que representa la restricción de amortiguamiento y \mathbf{a} los factores de escalamiento para las respectivas fuentes unitarias, se tiene:

$$\mathbf{D}\mathbf{a} = \mathbf{0}; \quad (2.2.3)$$

2.2.2.3. Restricción de suavidad

Finalmente, se impone una restricción para asegurar una condición de suavidad de la deformación inicial de la superficie libre mediante la expresión:

$$a_{l+1,m} + a_{l-1,m} + a_{l,m+1} + a_{l,m-1} - 4a_{l,m} = 0; \quad (2.2.4)$$

donde $a_{l,m}$ es la deformación inicial máxima de la fuente elemental en la posición definida por l y m a los ejes este y norte respectivamente. Matricialmente es posible escribirla a través de:

$$\mathbf{S}\mathbf{a} = \mathbf{0}; \quad (2.2.5)$$

Donde \mathbf{S} representa la matriz de suavidad definida por los $a_{l,m}$.

2.2.3. Problema inverso

Una vez registradas las señales a través de sensores de presión que contienen información respecto a la fuente del tsunami (*e.g. Gonzalez et al., 1991*), se realiza la inversión de estos datos con el objetivo de obtener la distribución inicial de desplazamientos de la superficie libre a través de la expresión:

$$f_k^{obs}(T) = \sum_{i=1}^M G_{ik}(T)a_i \quad 0 \leq T \leq T_0; \quad (2.2.6)$$

donde $f_k^{obs}(T)$ son los datos observados por los sensores de presión en la posición k -ésima para un tiempo de escucha determinado T y a_i representa el parámetro de escalamiento para la i -ésima fuente unitaria, siendo este último nuestra incógnita. Es posible escribir la ecuación 2.2.6 de forma matricial, la cual se presenta a continuación:

$$\mathbf{f}^{obs}(T) = \mathbf{G}(T)\mathbf{a}; \quad (2.2.7)$$

Análogamente, $\mathbf{f}^{obs}(T)$ representa el vector de las señales registradas por el o los sensores de presión provenientes del tsunami, $\mathbf{G}(T)$ la matriz que contiene las funciones de Green $G_{ij}(T)$ y \mathbf{a} es el vector que representa los desplazamientos a_i de la superficie libre, vector que producto de la restricción del área de influencia, no considera todas las fuentes unitarias de la base de datos.

Finalmente, agregando las restricciones descritas en la sección 2.2.2, la ecuación final a resolver puede ser expresada de forma matricial como se muestra a continuación:

$$\begin{pmatrix} \mathbf{f}^{obs}(T) \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{G}(T) \\ \alpha \mathbf{S} \\ \beta \mathbf{D} \end{pmatrix} \mathbf{a} \quad 0 \leq T \leq T_0 \quad (2.2.8)$$

donde α y β son los pesos asociados a las condiciones de suavidad y amortiguamiento respectivamente. Luego, para estimar el desplazamiento de la superficie libre (vector \mathbf{a}), el sistema es resuelto mediante mínimos cuadrados a través del método de descomposición singular (*Press et al., 1992*). En las simulaciones presentadas en este trabajo, se utilizó un $\alpha = 10$ y un $\beta = 100$. Dichos valores son los utilizados por el actual prototipo japonés, los cuales fueron calibrados mediante experimentos computacionales.

2.2.4. Problema directo

Una vez calculada la distribución espacial de desplazamientos, es decir, el vector \mathbf{a} mediante la inversión de las señales registradas por los sensores de presión, las series de tiempo de la superficie libre en puntos de interés (f_n^{calc}) pueden ser calculadas a través de la superposición lineal de las funciones de Green calculadas con antelación. Si las funciones de Green calculadas en el n -ésimo punto a los largo de la costa correspondiente al i -ésimo desplazamiento de la superficie libre $G_{in}(T)$, las series de tiempo en el n -ésimo punto $f_n^{calc}(T)$ se obtiene a través de la siguiente expresión:

$$f_n^{calc}(T) = \sum_{i=1}^M G_{in}(T)a_i; \quad (2.2.9)$$

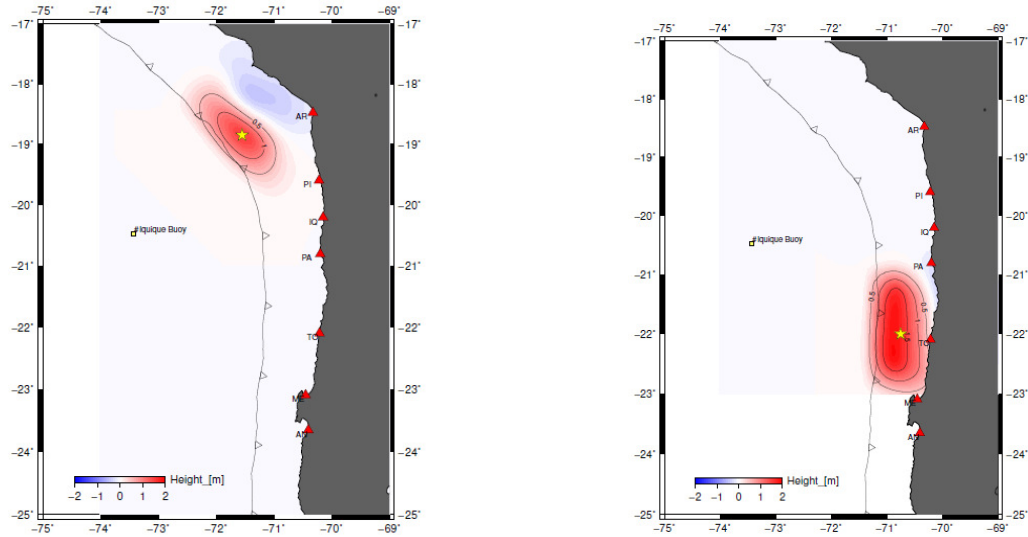
2.3. Elección de eventos extremos y configuración de prueba de la red de sensores

Una vez definida la base de datos de escenarios unitarios, se realiza un análisis para eventos ubicados en los extremos de una zona geográfica de interés, de esta forma se establece los potenciales eventos y a las vez los mas críticos para el diseño de la red de sensores. La delimitación geográfica se debe a que el tiempo de propagación de los tsunamis impone una restricción en la distancia máxima a la que puede estar ubicado un sensor para identificar la señal. Por otra parte, el tiempo efectivo para emitir una alerta, y por consiguiente, identificar al tsunami, es aproximadamente 15 a 20 minutos en el caso de Chile. Debido a esto, en esta sección se explica como atacar esta problemática.

2.3.1. Elección de eventos extremos geográficos

Resulta evidente que para la implementación y aplicación de esta metodología se hace necesario seleccionar un área de estudio y, dentro de ella, los escenarios más idóneos para probar el sistema. Si bien en la actualidad no es posible conocer información precisa de la ubicación, magnitud u otros parámetros de los posibles terremotos futuros, si es posible tener una estimación de áreas geográficas donde eventualmente podrían ocurrir.

Con base en antecedentes históricos y modelos de acomplamientos intersísmicos, se identifican ventanas sísmicas como área de interés inicial. En el presente trabajo se consideró la ventana del norte grande, que pese al terremoto y tsunami del 1 de Abril de 2014, aún mantiene un gran potencial de generación (*Cienfuegos et al., 2014*). Esto ha permitido proponer dos áreas extremas de ruptura: la primera se extiende desde Ilo (Perú) hasta Pisagua (Chile). Esta zona no ha sido activada desde el terremoto de 1868. Una segunda brecha comprende el segmento que va desde Punta Patache hasta Mejillones, la cual no se ha activado desde 1877. Ambas se presentan en la Figura 2.5 y se denominan Evento Norte y Evento Sur, con una magnitud de momento igual a 8.3 y 8.5 respectivamente (*Cienfuegos et al., 2014*). Estos escenarios se generaron usando un modelo de acoplamiento intersísmico de Chlieh (2011) e información sobre las tasas de deslizamiento intersísmico y convergencia. De esta manera, se asume que una posible red de sensores debiera detectar estos eventos extremos y cualquier otro evento que se produzca entre ellos.



(a) Escenario Norte

(b) Escenario Sur

Figura 2.5: Escenarios extremos geográficos. La estrella amarilla indica la ubicación del epicentro y los triángulos rojos la ubicación de los mareógrafos de las localidades principales.

2.3.2. Selección área de escucha

Como se mencionó anteriormente, la ubicación de los eventos extremos condiciona el área donde un potencial sensor podría captar la señal proveniente del tsunami. Esto ocurre debido a la restricción impuesta por el tiempo requerido para emitir la evacuación.

Para determinar el área de escucha, se propagó, mediante el software *JAGURS*, cada escenario extremo geográfico (figura 2.5) en forma independiente. De esta manera se obtiene el área afectada por el tsunami luego de 10 minutos ocurrido el evento tsunamigenico, por lo tanto, cualquier sensor ubicado dentro de el área de escucha registraría la señal proveniente del tsunami en un tiempo menor o igual a 10 minutos. La elección de este tiempo de observación de datos se debe a nuestros tiempos de arribo, los que oscilan entre 15 a 20 minutos para las localidades mas desfavorables. Al utilizar 10 minutos de datos y luego realizar la inversión, la cual toma alrededor de dos minutos, se tendría un margen de tiempo para emitir la alerta para las localidades ubicadas en las zonas más desfavorables.

Un ejemplo de las áreas de escucha para los eventos extremos en estudio se presenta en la Figura 2.6.

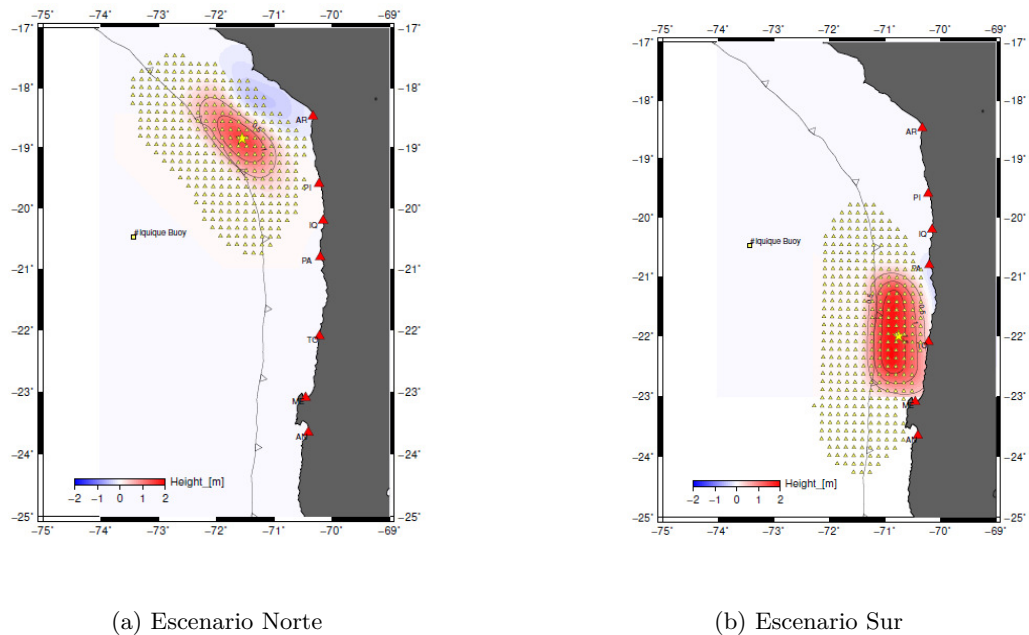


Figura 2.6: Áreas de escucha (descrita por triángulos amarillos) para un tiempo de 10 minutos. Los triángulos rojos denotan la ubicación de los mareógrafos de las localidades principales.

2.3.3. Configuración de prueba de la red de sensores

Una vez definidas las áreas de escucha para cada evento extremo, se genera un número de posibles configuraciones de prueba de la red de sensores. Si bien *An et al.*, (2014) sugiere que dos sensores es un número suficiente para obtener una predicción aceptable si estos se encuentran ubicados de manera óptima, en el presente caso se utilizarán tríadas. La razón se fundamenta en la distribución geográfica de los escenarios extremos a lo largo de la costa y también para aprovechar el área de escucha común a cada tsunami. De esta forma el sensor intermedio debiera ser capaz de identificar eventos generados entre los escenarios extremos. Este sensor se considera fijo en el análisis, al cual se le llamará "sensor 0".

Luego se realiza un análisis de manera independiente para cada escenario, donde cada área de escucha contará con dos sensores, el sensor fijo (que se encuentra en ambas áreas de escucha) y el segundo se definirá probando diferentes ubicaciones hasta encontrar la ubicación óptima basada en criterios técnicos. Para encontrar dicha ubicación se realizará una discretización en las áreas de escucha cada 0.25 grados de longitud de arco (≈ 30 [km]). La distancia entre sensores elegida se fundamenta gracias a la longitud de onda de un tsunami, las que a menudo exceden los 100 [km], por lo tanto, una discretización cada 30 [km] es suficiente para las posibles ubicaciones de sensores. Con esto se supone que cada par de sensores bastará para identificar el evento extremo. Ahora el problema consiste en ubicar de manera óptima estos dos sensores adicionales. Las ubicaciones de prueba se presentan en

la Figura 2.7, donde cada rectángulo negro representa una posible posición del segundo sensor móvil. El caso del evento norte cuenta con 99 posibles configuraciones y en el caso del evento sur 113. La diferencia anterior se justifica por el tamaño de cada área de escucha, debido a la diferente extensión de la zona de sollevamiento y velocidad de propagación de la onda producto de la batimetría.

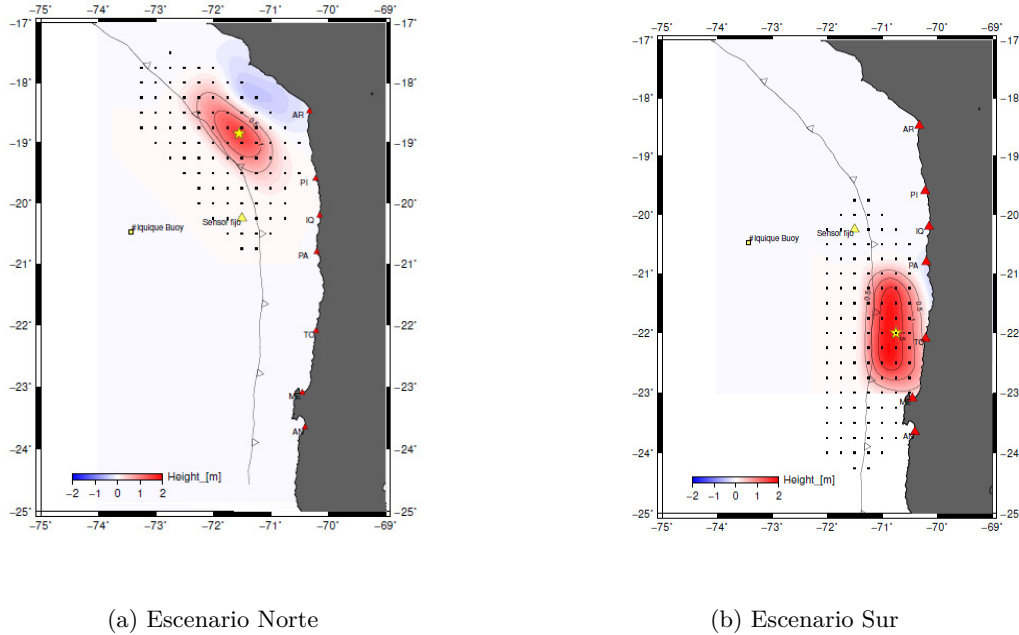


Figura 2.7: Posibles ubicaciones de sensores (rectángulos negros). Los triángulos rojos denotan la ubicación de los mareógrafos de las localidades principales.

2.4. Determinación de configuración ideal

El paso crítico de la metodología es la identificación, con una base sustentada en criterios técnicos, de la configuración que arroje el mejor resultado en la predicción del tsunami en un tiempo de escucha dado. Para ello, en primer lugar se propagan los tsunamis para obtener la serie de tiempo en cada posible ubicación de los sensores. Una vez obtenidas las series, se aplica una corrección debido a la deformación permanente del fondo marino si alguno de los sensores se encuentra dentro de dicha zona. Este procedimiento se encuentra explicado en detalle en *Tsushima et al.*, (2012). Posteriormente se realiza el proceso de inversión para cada configuración. Luego se analiza la calidad de la simulación utilizando una función de coste que se define posteriormente (ecuación 2.4.14), donde se compara que tan buena es la predicción para cada punto de análisis mediante i) la técnica de inversión y ii) la propagación mediante los métodos convencionales. Finalmente se unifican los resultados obtenidos anteriormente mediante la Ecuación 2.4.15 y se selecciona la posición definitiva del conjunto de sensores que minimiza el error global de las predicciones.

Es importante mencionar que los puntos de observación donde se realiza la comparación entre

las series de tiempo producto de la inversión y las series provistas por el software de propagación *COMCOT*, se encuentra a cierta distancia de la costa, específicamente en puntos donde la profundidad es igual a 200 metros, ya que estudios realizados por Hayashi et al., (2013), demostraron que se produce una mejor correlación con los resultados al utilizar la ley de Green para propagar a la costa si se utilizan puntos con la profundidad mencionada. Además, al escoger ubicaciones en aguas profundas, los efectos no lineales son menores y como se mencionó en la sección 2.2.4, la técnica de inversión se basa fundamentalmente en la linealidad de la propagación para poder considerar válida la superposición de tsunamis unitarios.

2.4.1. Estimación del error

Para cuantificar el error entre las series de tiempo provistas por el algoritmo tFISH para cada arreglo de sensores y las entregados por el tsunami sintético propagado mediante *COMCOT* en un determinado punto de observación, se definieron tres estimadores de error para cuantificar la calidad en el pronóstico. Estos son el i) tiempo de arribo, ii) la amplitud máxima y iii) un ajuste global (*skill*), los cuales se agrupan en la ecuación 2.4.14. La característica fundamental de estos estimadores radica en la capacidad de entregar una evaluación en términos simples y precisos, trabajando dentro de ciertos rangos establecidos.

Para los tres estimadores de error mencionados en el párrafo anterior, se estableció un valor de saturación o valor máximo igual a uno. Este valor de saturación indica en el caso del estimador asociado al tiempo de arribo y amplitud máxima un error porcentual igual o mayor al 100% y en el caso del *skill*, indica que la magnitud de los errores es comparable o mayor a los valores observados. Por el contrario, un valor igual a cero para los tres indicadores significa un ajuste perfecto.

2.4.2. Tiempo de arribo

El tiempo de arribo se refiere al tiempo que tardará el tsunami en llegar a un lugar específico luego de su generación. La importancia de este radica en su utilidad para generar planes de evacuación. En este trabajo se definió el tiempo de arribo de dos formas con el objetivo de utilizar un estimador robusto.

En primer lugar, el tiempo de arribo T_1 de una señal η se define como el primer instante en que la pendiente de la señal supera cierto umbral, es decir, $T_1(\eta) = \min(t \in (0, T) | \frac{\partial \eta(t)}{\partial x} > \delta)$. Esto permite identificar la primera llegada de un frente de onda que genere una tasa de cambio significativa.

En forma paralela se definió el tiempo de arribo T_2 como el primer instante en que la señal supera cierto umbral, o sea, $T_2(\eta) = \min(t \in (0, T) | \eta(t) > \eta(0) + \varepsilon)$. Esto permite identificar la primera llegada de un frente de onda que genere un valor de inundación significativo.

Para cada caso, se estima su error relativo respecto del tsunami sintético a través de:

$$\Delta T_i = \min \left\{ \left| \frac{T_i(\eta_{obs}) - T_i(\eta_{pred})}{T_i(\eta_{obs})} \right|; 1 \right\} \quad (2.4.10)$$

para luego unificarlos en un indicador único de error:

$$\Delta T = \frac{\Delta T_1 + \Delta T_2}{2} \quad (2.4.11)$$

2.4.3. Amplitud máxima

La amplitud máxima de la superficie libre es de suma importancia, ya que está directamente relacionada con el potencial destructivo del tsunami. La amplitud máxima se ha definido como $H(\eta) = \max(\eta(t) - \eta(0) \mid t \in (0, T))$, donde se considero el valor máximo de la superficie libre dentro de una ventana de tiempo de 30 minutos. El error relativo asociado a la amplitud máxima es:

$$\Delta H_i = \min \left\{ \left| \frac{H(\eta_{obs}) - H(\eta_{pred})}{H(\eta_{obs}) - \eta(0)} \right|; 1 \right\} \quad (2.4.12)$$

2.4.4. Skill

El skill es un índice comúnmente utilizado para evaluar el desempeño de un modelo numérico *Willmott et al., 1981*. Un valor nulo quiere decir que los errores entre lo generado y medido son nulos, lo que supone un ajuste perfecto; un skill igual a uno, quiere decir que la magnitud de los errores es comparable a los valores observados y a medida que el valor de skill aumenta, indica que la magnitud de los errores es mucho mayor a los valores observados. Es importante mencionar que este indicador, a diferencia de los mencionados anteriormente, se usa para identificar el grado de ajuste global de la serie de tiempo. Este indicador se define como se indica a continuación mediante:

$$skill = \min \left\{ \sqrt{\frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\eta_{for} - \eta_{obs})^2}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\eta_{obs})^2}}; 1 \right\} \quad (2.4.13)$$

2.4.5. Determinación de la ubicación de sensores

Dado que es posible que un estimador de error, ya sea el tiempo de arribo, amplitud máxima o skill pueda tener un resultado óptimo de manera independiente, en este trabajo se utiliza una combinación lineal de ellos para identificar que configuración de sensores minimiza la función costo y, por ende, obtiene una mejor predicción en el punto de observación j de manera global. La función de coste se define como:

$$F_j(\Delta T, \Delta H, skill) = \alpha \Delta T_j + \beta \Delta H_j + \gamma skill_j; \quad (2.4.14)$$

donde j indica una localidad de interés en la cual se desea analizar la predicción, y alpha (α), beta (β), y gamma (γ) son parámetros empíricos que determinan el peso relativo de cada indicador. Para este caso, se usaron los valores de 0.4, 0.4 y 0.2 respectivamente, los que se seleccionaron tomando en consideración el nivel de importancia de los estimadores pensando en una futura alerta. Por lo tanto, el tiempo de arribo (de gran utilidad para generar planes de evacuación) y la amplitud máxima (que se relaciona con el potencial destructivo del tsunami) tienen un mayor peso.

Si bien es cierto que la función objetivo F_j evalúa la capacidad de predicción de la inversión para un punto de medición j (que en el caso del escenario norte podría ser Arica, Pisagua, Iquique o Patache), esta no ofrece la posibilidad de unificar las predicciones para los $j - esimos$ puntos de interés a modo de obtener un resultado global. Esto significa que se podría encontrar una distribución óptima para la predicción en una localidad, pero en otra localidad cercana dicha configuración puede ser deficiente en términos de la calidad en la predicción.

Para suplir esta deficiencia se definió una nueva ecuación 2.4.15, cuya principal ventaja radica en que permite calcular el error global asociado a los diversos puntos de medición j dada una combinación de sensores i , agrupando cada medición de error en los puntos de medición j en EG_i . Esta ecuación se define como:

$$EG_i = \sum_{j=1}^n F(\Delta T, \Delta H, skill)_{j,i} \quad (2.4.15)$$

Una vez calculado el error global asociado a los diferentes arreglos de sensores, provisto por el sensor fijo y el segundo sensor i que varía su posición, se selecciona el arreglo que cuente con el menor error global según la ecuación 2.4.15. Es decir, $\min(EG_i)$ teniendo en consideración que $F(\Delta T, \Delta H, skill)_j < \zeta \quad \forall j$, donde ζ es el error global máximo que podría tener una localidad j para la $i - esima$ configuración de sensores. De esta forma se asegura una capacidad de predicción sobre un rango establecido para todos los puntos de predicción j con un error menor a ζ .

2.5. Verificación de la configuración elegida

Establecida la configuración definitiva de sensores a través del procedimiento descrito anteriormente para cada escenario de forma independiente, se incluyen verificaciones que consideran escenarios intermedios a los definidos en la subsección 2.8. De esta manera, es posible analizar cómo se comportaría la configuración de sensores elegida para diferentes eventos.

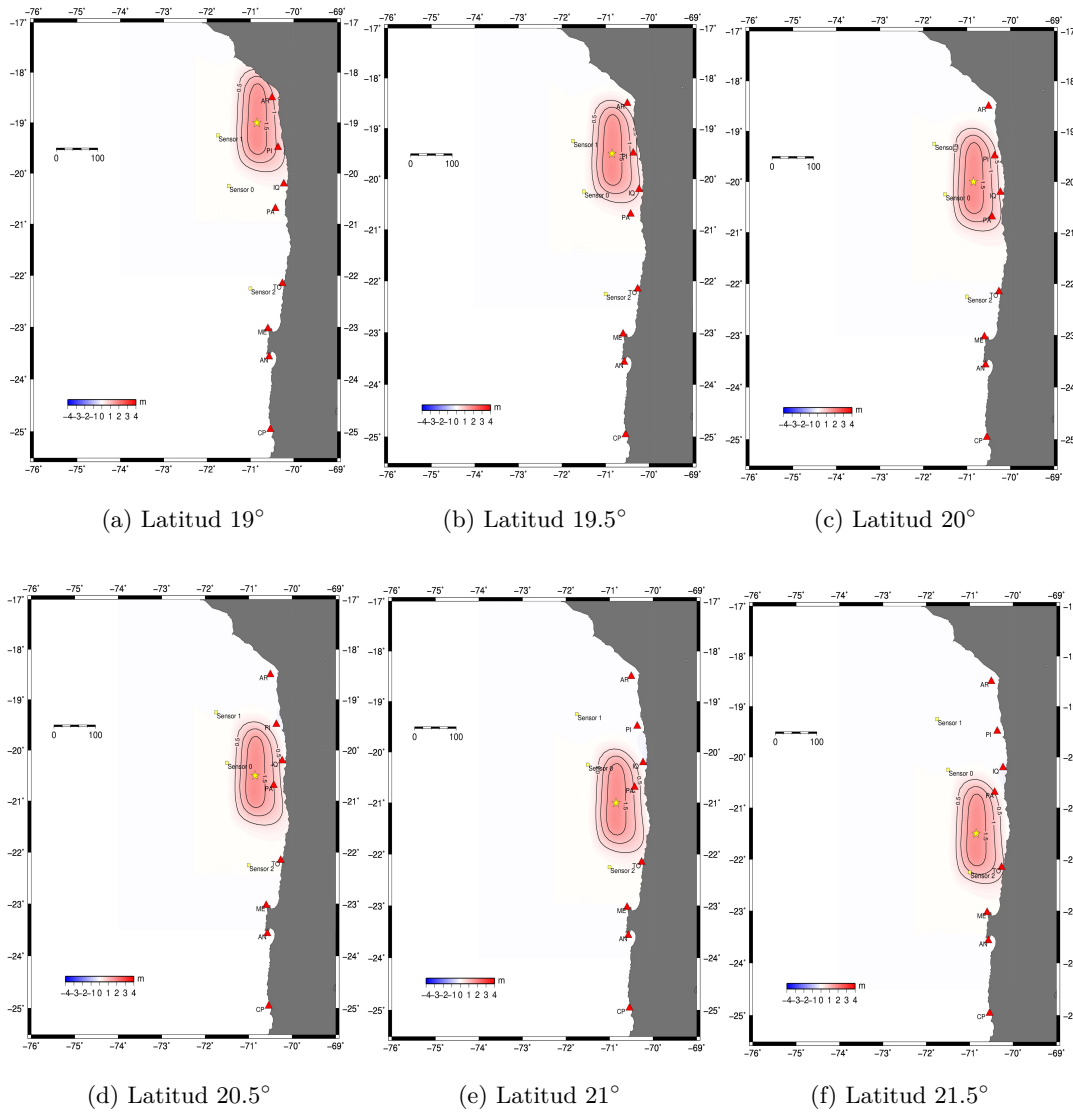


Figura 2.8: (a) - (f) muestran los escenarios utilizados para realizar la verificación de la configuración de sensores elegida. La estrella amarilla representa el epicentro para cada escenario y los triángulos rojos los puntos donde se analizan las predicciones.

El criterio de selección utilizado para definir los escenarios intermedios, fue elegir el escenario mas desfavorable, con un mayor momento sísmico, entre los dos escenarios extremos geográficos definidos en la subsección 2.3.1. En este caso, fue el escenario sur. Posteriormente el escenario sur fue desplazado cada 0.5 grados de latitud en dirección norte hasta encontrarse con el escenario norte. Luego se utiliza la ecuación 2.4.14 para analizar la calidad de las predicciones en los puntos de observación, los que corresponden a los puntos frente a los mareógrafos de Arica, Pisagua, Iquique, Patache, Tocopilla, Mejillones y Antofagasta. En la figura 2.8 se muestran los escenarios utilizados para realizar la verificación del arreglo escogido.

RESULTADOS Y ANÁLISIS

3.1. Introducción

En este capítulo se presentan resultados obtenidos al aplicar la metodología descrita en el capítulo anterior, luego de definir los escenarios extremos y seleccionar sus áreas de escucha de forma independiente. En una primera parte se muestra el análisis de las predicciones asociadas a los diferentes estimadores de error a medida que se cambia la ubicación de un segundo sensor manteniendo el otro fijo. Este análisis se realiza para las localidades de Arica, Pisagua, Iquique, Patache, Tocopilla, Mejillones y Antofagasta, ubicadas en el norte de Chile. El principal objetivo de este capítulo es encontrar, en las predicciones, patrones que se relacionen con un cambio en la posición de un segundo sensor, además de analizar la distribución espacial del error para cada localidad. Posteriormente se unifican los resultados, seleccionando la ubicación definitiva para la tríada de sensores y se asegura una calidad aceptable en el pronóstico para el conjunto de localidades. Finalmente se realiza una verificación de la configuración propuesta considerando escenarios intermedios a los extremos definidos en el subcapítulo 2.3.1.

3.2. Cálculo del error asociado al pronóstico

En esta sección, a modo de ejemplo, se muestra el cálculo de los indicadores de error asociados al tiempo de arribo (ΔT), amplitud máxima (ΔH), *skill* y error global. Para llevar a cabo estos cálculos, se considera el pronóstico solamente en la ciudad de Arica para dos configuraciones de sensores, ya que el procedimiento es el mismo para las otras localidades y arreglos de sensores. Estas configuraciones están formadas por el arreglo 1 y 2, los cuales consisten en la utilización del sensor fijo en ambos casos y los sensores número 26 y 62, respectivamente.

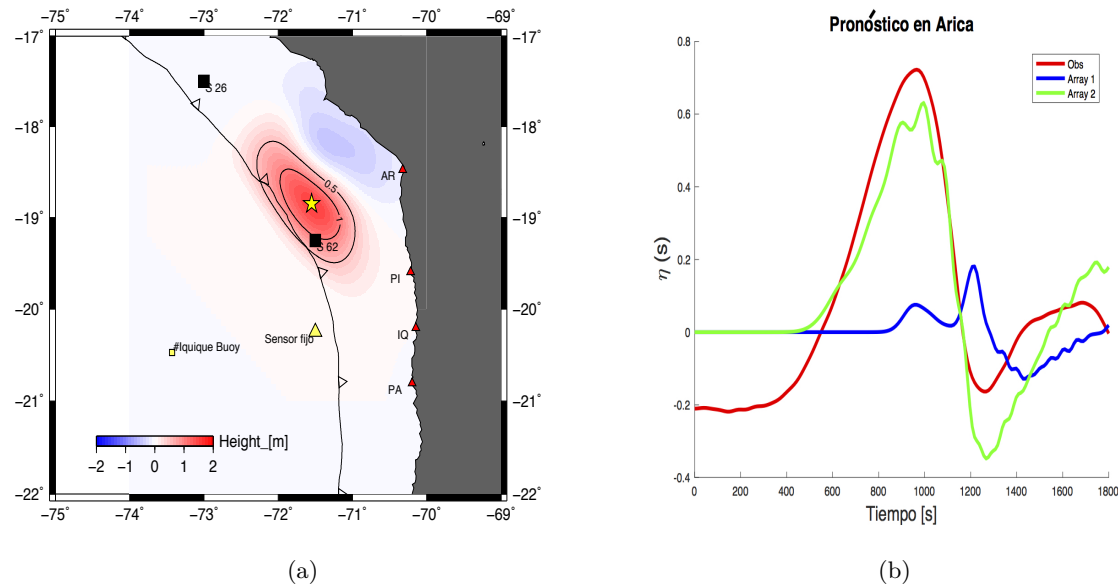


Figura 3.1: Pronóstico en Arica utilizando dos arreglos de sensores diferentes. En la figura (a) se muestra el escenario norte, el sensor fijo (triángulo amarillo) y la ubicación de los sensores 26 y 62 (rectángulos negros). En la figura (b) se muestran las series de tiempo en Arica obtenidas al propagar en *COMCOT* la deformación inicial de la superficie libre mostrada en la figura (a) (línea roja) y las obtenidas a través del método de inversión utilizando los arreglos 1 y 2 (líneas azul y verde respectivamente), considerando un tiempo de observación de datos igual a 10 minutos.

Es posible notar que se presentan diferencias significativas entre la inversión realizada por las señales de 10 minutos registradas por el arreglo 1 y el 2. Para cuantificar esta diferencia en las predicciones respecto a la serie observada, se utiliza la ecuación 2.4.14, la que mide qué tan bien se predice el tiempo de arribo, amplitud máxima y el ajuste global dentro de una ventana de tiempo de 30 minutos después de ocurrido el sismo.

El estimador que cuantifica la calidad en la predicción del tiempo de arribo ΔT_1 , se define como el primer instante en que la pendiente supera cierto umbral. Se desprende de la figura 3.1 que la curva de color verde, correspondiente a los resultados obtenidos mediante el uso de las señales registradas por el arreglo 2, presenta pendientes similares en el mismo intervalo de tiempo que la serie de datos

modelados con *COMCOT* (curva roja) a diferencia de la curva azul, la que alcanza igual pendiente cerca de los 20 minutos (segundo pulso). Para ese caso, el error alcanza su límite de saturación, presentando errores mayores al 100% a diferencia del arreglo 2 que presenta un error porcentual del 42%.

Con el estimador ΔT_2 , el tiempo de arribo se define como el primer instante de tiempo en que la señal supera cierto umbral (0.05 [m]). De la figura 3.1 (b) se desprende que en el caso del arreglo 2 (línea verde), éste ocurre para tiempos similares, cercanos a los 10 minutos, presentando una diferencia porcentual del 12%. Con el arreglo 1, el error porcentual es del 53%, lo que se explica debido a que el primer pulso supera el umbral establecido luego de 14 minutos de ocurrido el sismo.

Al presentarse en ambos estimadores asociados al tiempo de arribo (ΔT_1 y ΔT_2) menores errores con el arreglo dos, el estimador ΔT , (el cual es un promedio de ΔT_1 y ΔT_2) también es menor.

Arreglo	ΔT_1	ΔT_2	ΔT	ΔH	<i>skill</i>	F_{Arica}
1	1	0.526	0.763	1	0.979	0.901
2	0.438	0.123	0.280	0.109	0.459	0.248

Tabla 3.1: Error en Arica para dos arreglos de sensores.

El estimador asociado a la predicción de la amplitud máxima ΔH en un intervalo de tiempo de 30, presenta diferencias importantes al utilizar las diferentes arreglos de sensores (Tabla 3.1). Se desprende de la figura 3.1 (b) que la predicción de la amplitud máxima utilizando el arreglo 2 es muy cercana a la observada, presentando errores del 11%. En cambio, utilizando el arreglo 1, la amplitud máxima cercana a 0.2 [m] es de aproximadamente un cuarto de los 0.8 [m] de amplitud observada, lo que implica un error porcentual del 400%. Por ende, el estimador ΔH alcanza su límite de saturación en este caso.

El *skill* es un indicador que mide qué tan bien el pronóstico se ajusta a la señal patron. Se observa que la series obtenidas al realizar las inversión de las señales registradas por el arreglo 2, es más cercana a los valores observados, lo cual es corroborado por el valor de *skill* igual a 0.459. Por otro lado, para la señal obtenida mediante el arreglo 1, el valor del *skill* es igual a 0.979; valor que tiene sentido, ya que en el gráfico 3.1 (b), se nota una diferencia importante entre ambas curvas.

Finalmente, al realizar la combinación lineal por sus respectivos pesos de los 3 indicadores anteriormente mencionados (ΔT , ΔH y *skill*) para el arreglo 1 y 2, se obtienen un error global igual a 0.901 y 0.248 respectivamente. Estos valores son congruentes debido a la diferencias entre las señales obtenidas mediante la inversión (líneas azul y verde) con respecto a la señal observada (línea roja).

3.3. Evaluación local de la calidad de pronóstico

En esta sección se analizará la distribución del error mediante la ecuación 2.4.14, a medida que se varía la posición del segundo sensor, en forma independiente para cada escenario. En el caso del escenario norte se consideran las localidades de Arica, Pisagua, Iquique y Patache y en el escenario sur, Patache, Tocopilla, Mejillones y Antofagasta. La elección de las localidades se debe a su proximidad con respecto a la fuente de cada evento, siendo estas localidades las más críticas al momento de emitir la alerta. El objetivo principal de esta sección es definir la ubicación de un segundo sensor, considerando el pronóstico independiente por cada localidad.

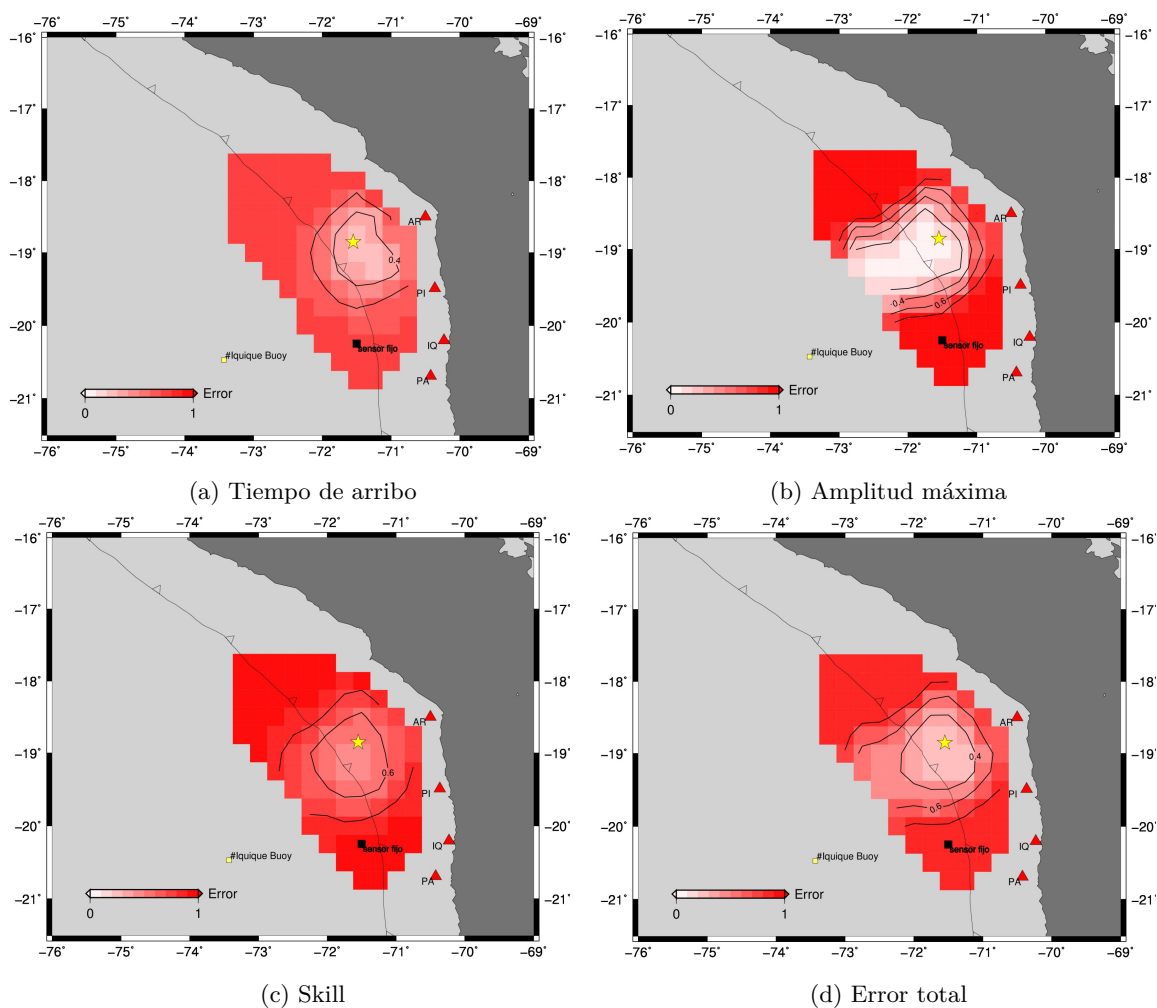


Figura 3.2: Distribución del error en Arica (AR) variando la posición de un segundo sensor, asociado al (a) tiempo de arribo, (b) amplitud máxima, (c) skill y (d) error total. El color rojo indica una mala predicción asociada al estimador en cuestión para la localidad de Arica al ubicar un segundo sensor en dicha zona y el blanco lo opuesto. Las curvas de nivel indican un igual error y la estrella amarilla representa la ubicación del epicentro correspondiente al escenario norte.

Debido al volumen de información y al número de localidades, en esta sección se analizan, ya sea, el tiempo de arribo (ΔT), amplitud máxima (ΔH) y skill solamente para las localidades de Arica y Patache (figuras 3.2 y 3.3 respectivamente). La información correspondiente a las otras localidades puede encontrarse en el Anexo C.

A pesar de que los estimadores de error usados en este trabajo han sido utilizados ampliamente en la literatura para cuantificar la calidad de la predicción, estos por si solos no logran describir la información necesaria para eventuales planes de alerta o evacuación. Por ende, se propone combinar estos estimadores en un estimador global para incluir toda la información necesaria, como lo indica la Ecuación 2.4.14.

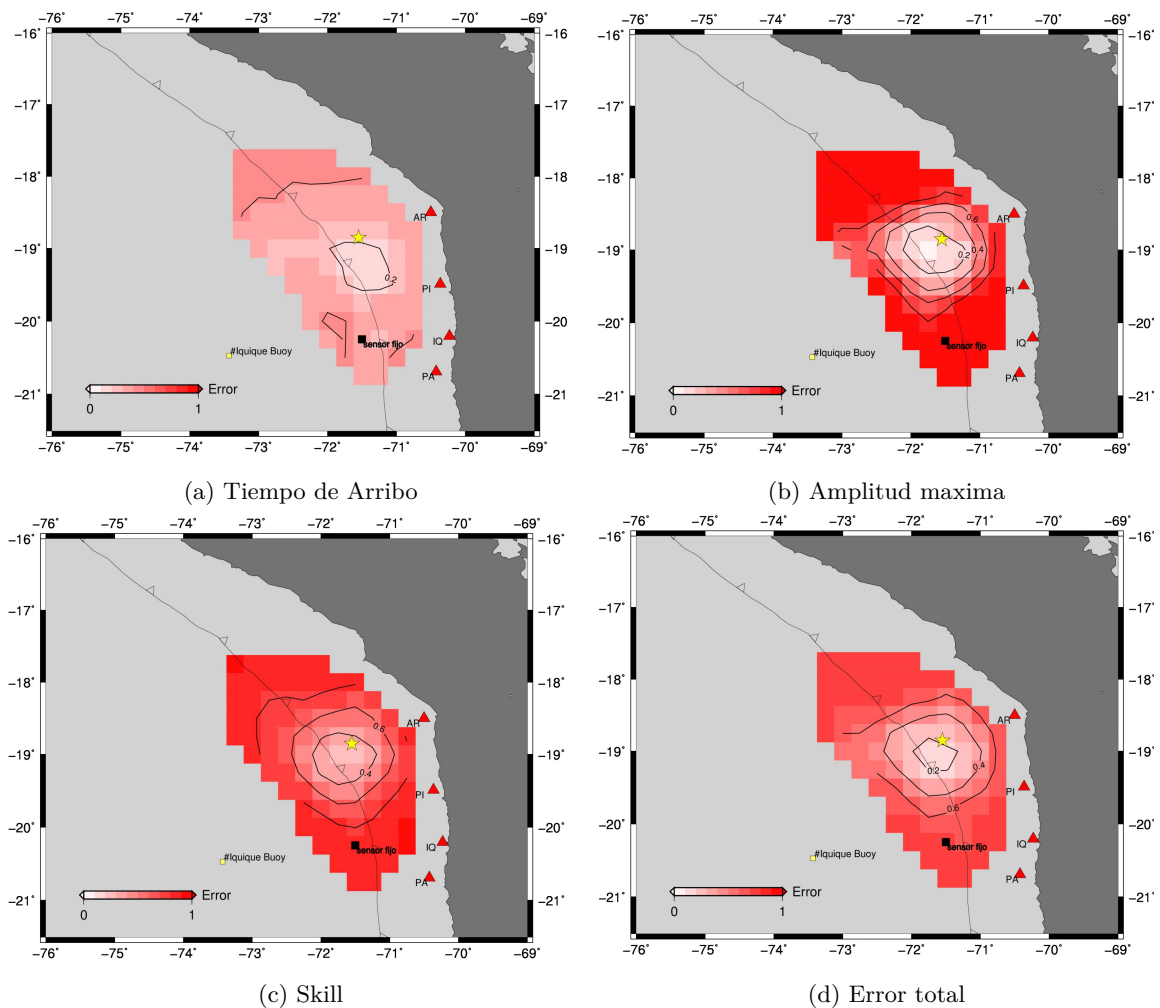


Figura 3.3: Distribución del error en Patache (PA) variando la posición de un segundo sensor, asociado al (a) tiempo de arribo, (b) amplitud máxima, (c) skill y (d) error total. El color rojo indica una mala predicción asociada al estimador en cuestión para la localidad de Patache al ubicar un segundo sensor móvil en dicha zona y el blanco lo opuesto. Las curvas de nivel indican un igual error y la estrella amarilla representa la ubicación del epicentro correspondiente al escenario norte.

Con respecto al estimador asociado al tiempo de escucha (ΔT), es posible notar que en el caso de Arica la calidad de la predicción aumenta considerablemente al posicionar el segundo sensor móvil frente a dicha localidad (Figura 3.2a), teniendo errores porcentuales cercanos al 30%. Sin embargo, a medida que el sensor móvil se aleja de dicha zona, el estimador aumenta hasta llegar al nivel de saturación, con errores porcentuales iguales o mayores al 100%. En cambio, al analizar el estimador para la ciudad de Patache (figura 3.3a) es posible distinguir que los errores máximos alcanzados son de 42% y los mínimos de 12%. A diferencia de Arica, la distribución del error se comporta de manera más uniforme y no hay una zona focalizada de buenas predicciones. Lo anterior se debe a la ubicación del sensor fijo, ya que éste se encuentra frente a la ciudad de Patache, por ende, para cualquier arreglo de sensores, siempre hay un sensor frente a dicha localidad, mejorando la predicción del tiempo de arribo. Esto sustenta el hecho que al ubicar un sensor frente a la localidad donde se pretende predecir los tiempos de arribo, implicará un aumento sustancial en la calidad del pronóstico del estimador en cuestión.

En lo referente al estimador de la amplitud máxima (ΔH), es posible distinguir en las figuras 3.2b y 3.3b la presencia de un mismo patrón, donde se presenta una concentración de buenas predicciones en la zona ubicada sobre el área de elevación de la fuente y frente a ésta en dirección hacia aguas profundas. La explicación de esto se debe fundamentalmente a que la mayor cantidad de energía es propagada de forma perpendicular respecto al eje principal del Tsunami, en otras palabras, la subestimación de la amplitud del tsunami puede estar relacionada con la directividad en la radiación de energía (*Kajiura et al., 1970*).

Al igual que el estimador asociado a la amplitud máxima, el *skill* sigue un patrón similar, donde la zona de buenas predicciones se encuentra sobre el área de elevación y frente a esta hacia aguas profundas, presentando especialmente una buena correlación sobre el área de elevación de la fuente.

Por último, con respecto al estimador global, es posible notar en Arica (figura 3.2d) se encuentra dominado por la amplitud máxima (ΔH) y el tiempo de escucha (ΔT), debido al peso de estos ($\beta = \alpha = 0.4$), ya que la zona de elevación se encuentra frente a la ciudad, por lo tanto, la zona asociada a los buenos pronósticos también. En cambio, en el caso de Patache, si bien la zona de buenas predicciones está localizada en el mismo sector que en el caso de la ciudad de Arica, el indicador del tiempo de escucha no aporta mucha información, pues los buenos pronósticos se encuentran en toda el área de extensión. En este caso el estimador que mide la amplitud máxima domina, justificando de esta forma el hecho de que combinar los tres estimadores permite conseguir un estimador global más robusto, ya que por sí solos, los indicadores utilizados en la ecuación 2.4.14 como ΔT , ΔH o el *skill* no logran cuantificar el error de todos los parámetros de interés.

3.4. Unificación de los resultados y configuración final de sensores

Una vez calculada la estimación del error de las diferentes localidades debido al respectivo escenario, se procede a unificar los resultados para cada escenario. De esta forma es posible definir la ubicación del sensor móvil que, junto con el sensor fijo, minimiza el error en las cuatro localidades en estudio, asegurando una calidad aceptable de predicción en cada una de ellas.

i	Latitud	Longitud	F_{Arica}	$F_{Pisagua}$	$F_{Iquique}$	$F_{Patache}$	EG_i
1	-19.50	-71.75	0.396	0.502	0.428	0.263	0.397
2	-19.25	-71.75	0.249	0.613	0.146	0.173	0.295
3	-19.00	-71.75	0.238	0.743	0.348	0.126	0.364

Tabla 3.2: Cálculo de EG para diferentes configuraciones de sensores.

Al unificar las predicciones para cada localidad en un solo estimador global, se sacrifica calidad en el pronóstico local, pero se aumenta la cobertura de la red de monitoreo. De esta forma es posible definir la ubicación final de los sensores y generar una red de monitoreo robusta, la cual asegura una buena calidad de predicción en todos los puntos de pronóstico minimizando el número de sensores.

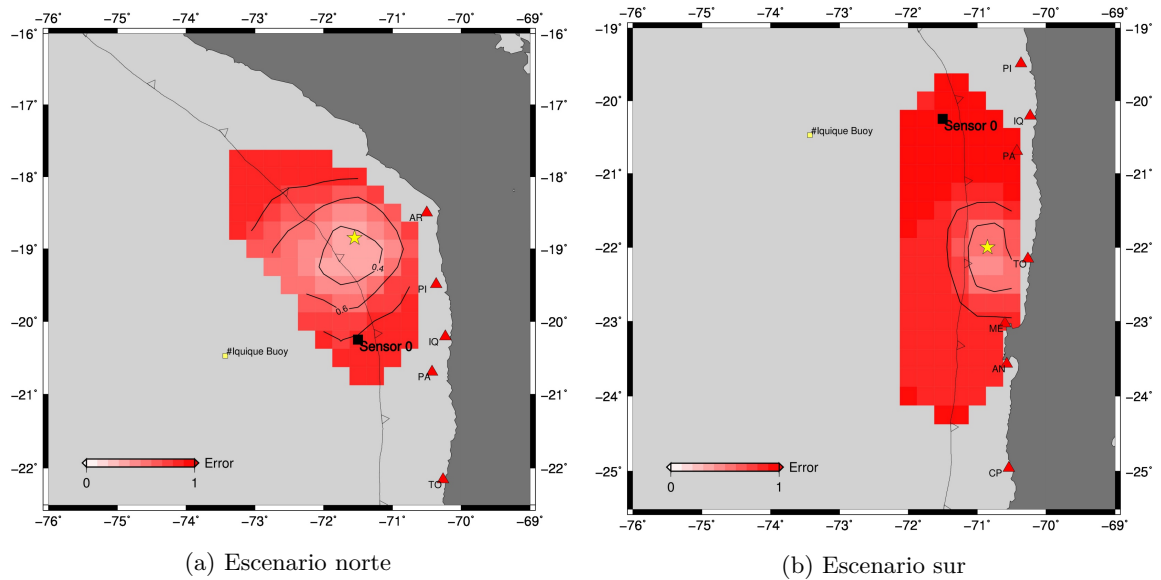


Figura 3.4: Unificación de los resultados por escenario, luego de utilizar la ecuación 2.4.15 para agrupar los errores por localidad. El color rojo indica una mala correlación y el blanco lo opuesto.

A modo de ejemplo, se presenta el cálculo de EG en la tabla 3.2 para 3 configuraciones de sensores,

compuestas por el sensor fijo y el sensor *i-ésimo* considerando el escenario norte. En la tabla 3.2 se muestra el error global para cada localidad en cuestión y el valor de EG para una determinada configuración de sensores. Es posible notar que el arreglo 2 presenta el mejor nivel de predicción, ya que el valor de EG es menor y además se verifica que para todas las localidades el error global es menor al 65%.

Utilizando la ecuación 2.4.15, se procede a unificar los resultados, combinando los errores por localidad en un solo estimador EG . Este procedimiento consiste en obtener un promedio de los resultados obtenidos por la ecuación 2.4.14 basado en la posición del segundo sensor móvil para las localidades vecinas por escenario. Si bien, cierta ubicación podría arrojar en promedio un mejor resultado, la ecuación EG cuenta con una restricción que impone un error máximo para cada localidad. Por ejemplo, en el caso del escenario sur, en Arica, Pisagua, Iquique y Patache, el error máximo asociado al error global según la ecuación 2.4.14 deber ser menor o igual que ζ . Para efectos de este trabajo se considero un error máximo del 65%, en otras palabras $\zeta=0.65$.

Por otro lado, es posible distinguir que la zona de buenas predicciones (color blanco) se encuentra cercana al epicentro en ambos casos. Esto se debe a que para las cuatro localidades, el estimador de aptitud máxima (ΔH) se comporta mejor cuando el segundo sensor se encuentra sobre la zona de elevación. Ello, sumado al peso del estimado en cuestión (β), generan una tendencia clara a concentrar los buenos resultados en dicha zona.

Una vez obtenida la distribución del error basado en la variación del segundo sensor para cada escenario, es posible obtener la ubicación definitiva de cada sensor, donde el error EG sea mínimo y que además cumpla que el error global para cualquiera de las localidades en cuestión sea menor a un cierto valor ζ ($F(\Delta T, \Delta H, skill)_j < \zeta \quad \forall j$). La ubicación final de los sensores se muestra en la figura 3.5.

3.5. Verificación de la configuración de sensores elegidos

Definida la posición final de la tríada de sensores, se realiza una verificación del comportamiento de estas para diferentes escenarios, los cuales se muestran en la figura 2.8. De esta forma es posible analizar el potencial comportamiento de los sensores para eventos intermedios a los extremos geográficos ya definidos. La importancia de este análisis radica en conocer el comportamiento de la red frente a otros casos que pudiesen ocurrir.

La verificación se realizó con seis escenarios, para los cuales se analizó la capacidad de pronóstico en los diferentes puntos de observación, corroborándose la buena calidad de predicción de la configuración seleccionada.

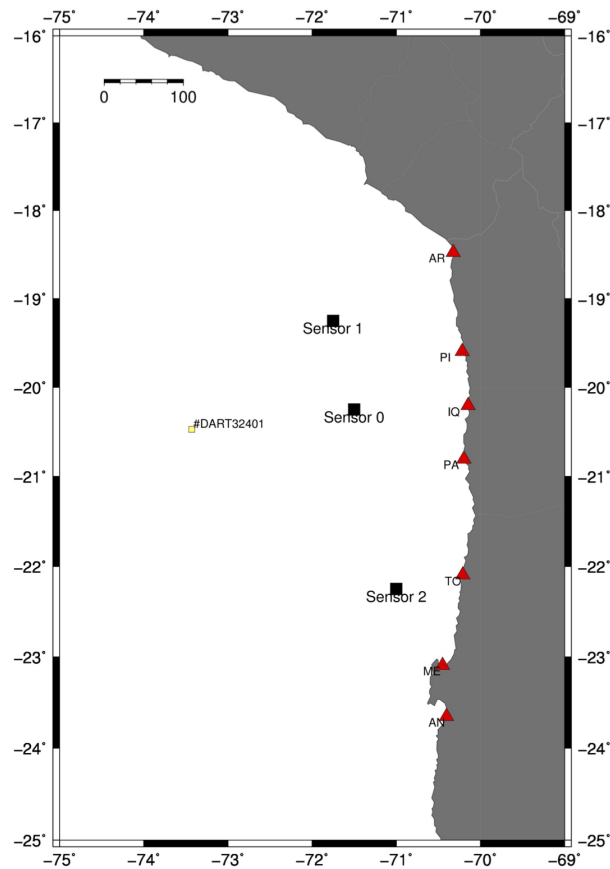


Figura 3.5: Distribución final de sensores para la red de monitoreo. Los cuadrados negros indican la ubicación final de los sensores y los triángulos rojos la ubicación de las principales localidades en la zona.

En la figura 3.6 se presenta una matriz de comparación donde se muestra el error global asociado a las predicciones. El eje de las abscisas contiene la ubicación del epicentro para los seis escenarios de prueba y en el eje de las ordenadas las ocho localidades donde se evalúa la calidad del pronóstico. Con respecto a la escala de colores, los colores cálidos indican un mal ajuste y los fríos, lo contrario.

Al analizar la matriz de error global, es posible notar que la zona superior izquierda, la cual incluye las ciudades de Arica, Pisagua e Iquique, presentan una baja calidad en el ajuste (rectángulos rojos) para eventos con epicentro entre los 19 y 20 grados de latitud. La razón de esto se debe a la ubicación de la fuente respecto a los puntos de pronóstico, ya que para los escenarios ubicados al norte, los puntos de medición o mareógrafos virtuales se encuentran sobre el área de elevación de la deformación inicial, presentando una deformación inicial instantánea, con una altura de elevación cercana al metro, como es posible ver en la figura 2.8. En cambio, al realizar las inversiones de las señales considerando un tiempo de escucha de 10 minutos y reconstruir la deformación inicial de la superficie libre para

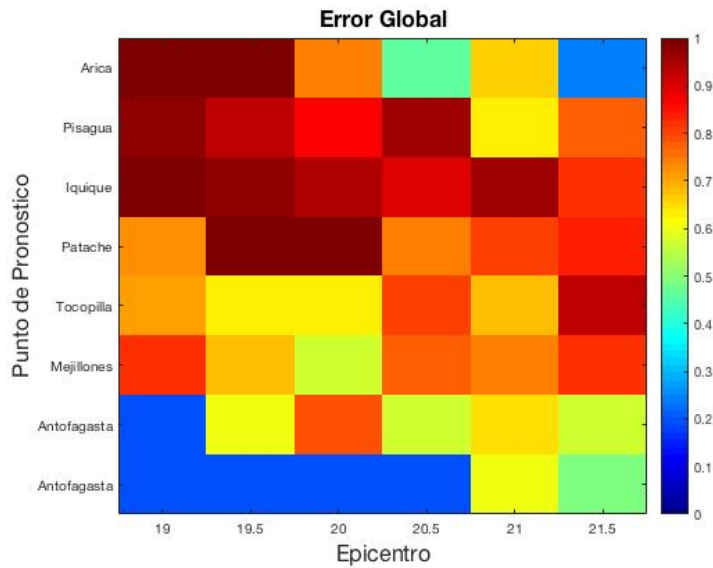


Figura 3.6: Matriz de error global asociada a la calidad de la predicción para las localidades de interés considerando diferentes eventos tsunamigénicos. En el eje de las abscisas se indica la ubicación del epicentro del evento tsunamigénico y en el eje de las ordenadas la localidad en cuestión. Colores cálidos indican un buen ajuste y colores fríos indican lo contrario.

los eventos mencionados, el área de elevación es de menor extensión, como se muestra en las figuras A.1a, B.3a y A.3a, por lo tanto, los puntos de pronóstico se encuentran fuera de el área de elevación, no detectando la deformación instantánea de la fuente.

Al no encontrarse los puntos de pronóstico dentro de la fuente reconstruida a través de la inversión, las predicciones no detectan la deformación instantánea y por ende, se presentan grandes diferencias en la elevación de la superficie libre entre la serie de tiempo observada y la pronosticada, aumentando el error asociado a la amplitud máxima. Por otro lado, el estimador relacionado con el tiempo de escucha (ΔT_2), también se ve afectado al no registrar la deformación instantánea, ya que este se define como el instante en que la señal supera cierto valor. Por ende, al no detectarse la deformación instantánea, el tiempo de arribo (ΔT_2) según la definición anterior ocurre posteriormente al real, aumentando el valor del estimador en cuestión.

Debido al peso en la función objetivo de estos estimadores, iguales a 0.6 en total ($\alpha/2 + \beta$), se produce un aumento del error global asociado a las predicciones en la zona para las localidad de Arica, Pisagua e Iquique producto de la subestimación en el tamaño de la fuente, ya que no es posible detectar la deformación instantánea para el tiempo de escucha utilizado.

De forma global, se distingue que el valor del error global oscila alrededor de 0.7. Al analizar la figura 3.6 se distingue la presencia de errores dentro de un rango aceptable, salvo en el cuadrante superior izquierdo, donde las localidades ubicadas al norte con epicentros en la misma zona, presentan algunos resultados que llegan a valores cercanos al punto de saturación.

DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS

Luego de aplicar la metodología propuesta, fue posible distinguir la presencia de una fuerte correlación entre la ubicación de los sensores y los estimadores de error. Además se estableció la posición final de los sensores en la zona norte de Chile, minimizando el número de estos y optimizando sus ubicaciones. Si bien es cierto que la verificación de la configuración propuesta entregó resultados con errores menores al 60% para un tiempo de escucha de 10 minutos, algunas localidades ubicadas al norte tuvieron problemas en su pronóstico debido a la ubicación de la fuente con respecto a los puntos de pronóstico o mareógrafos virtuales.

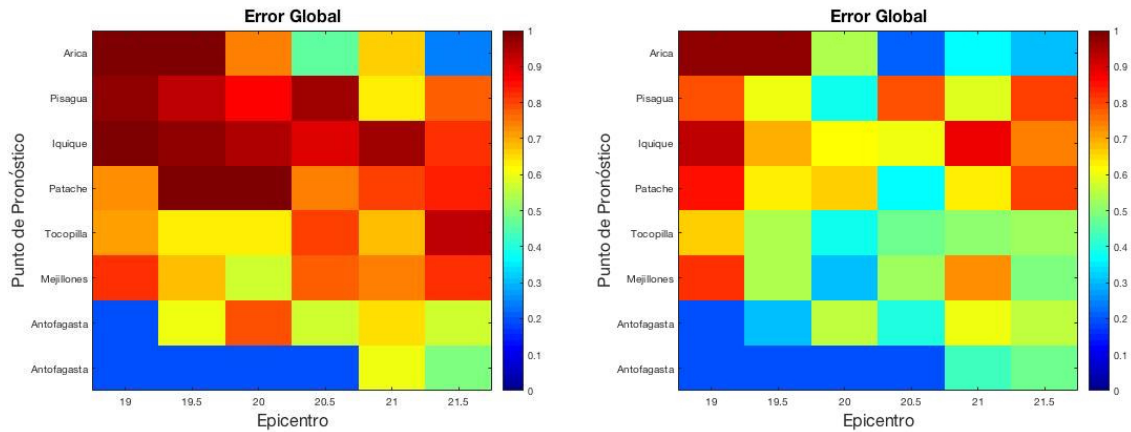
Para la realización de este trabajo se consideró un tiempo de escucha igual a 10 minutos para llevar a cabo la inversión, debido a los cortos tiempos de arribo a los cuales el país se ve enfrentado. Es importante considerar la opción de actualizar el tiempo de observación de datos con el objetivo de analizar qué ocurriría con los resultados a medida que este se incrementa y de esta forma se obtienen nuevas predicciones y de esta forma, actualizar la alerta. Por lo tanto, se realizará un análisis de sensibilidad respecto al tiempo de escucha, con el fin de vislumbrar el cambio en magnitud del error en las predicciones y la variación de la deformación inicial de la superficie libre.

Por otro lado, con el objetivo de verificar cómo se habría comportado la configuración de sensores propuesta para un evento real ocurrido en el pasado, se seleccionó el evento de Iquique 2014, utilizando la deformación inicial de la superficie libre proporcionada por *Hayes et al.*, (2014), la cual se propagó mediante el software *COMCOT*. Es importante notar que la ubicación de la fuente se encuentra entre los escenarios extremos definidos anteriormente.

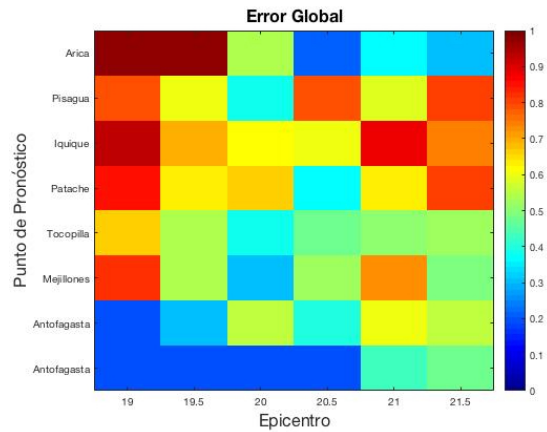
Finalmente, con respecto a la función objetivo, que cuantifica el error global en base a los tres estimadores propuestos 2.4.14, se realizará un análisis de sensibilidad de los pesos asociados al tiempo de arribo (α), amplitud máxima (β) y *skill* (γ). De esta forma será posible analizar que tanto se ve influenciado el resultado global de error debido a la elección de sus pesos.

4.1. Análisis de sensibilidad respecto al tiempo de escucha

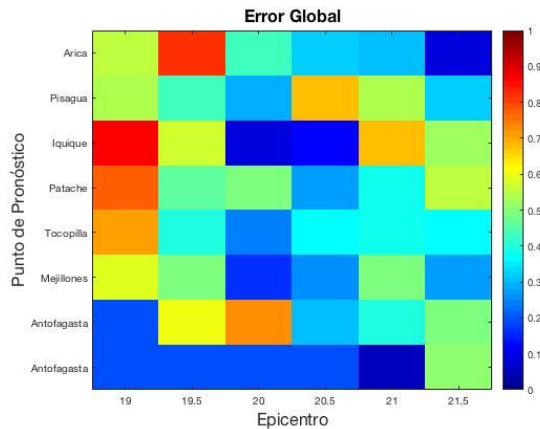
Para el desarrollo de la metodología aquí propuesta se utilizó un tiempo de escucha igual a 10 minutos para llevar a cabo las inversiones y hacer el análisis respectivo. En esta sección se realizara un análisis de sensibilidad del tiempo de escucha, utilizando tiempos de observación de datos de 10, 15 y 20 minutos, de esta forma será posible analizar como varia la calidad en las predicciones y de esta manera, actualizar la alerta.



(a) Tiempo de escucha: 10 [min]



(b) Tiempo de escucha: 15 [min]



(c) Tiempo de escucha: 20 [min]

Figura 4.1: Matrices de error en las localidades de interés para diferentes eventos tsunamigénicos. Se consideró diferentes tiempos de escucha para realizar la inversión. En la figura (a) se utilizó un tiempo de escucha de 10 minutos, (b) y (c), corresponden a 15 y 20 minutos respectivamente. Colores cálidos indican un mal ajuste y colores fríos indican lo contrario.

Para llevar a cabo este análisis se realizó un procedimiento similar al hecho en la sección 3.4, donde se ensayó cómo se hubiera comportado la tríada de sensores para una serie de eventos intermedios. La única diferencia en esta sección, es la variación en el tiempo de escucha utilizado.

Para interpretar de mejor forma los resultados se presentan mediante matrices de error (Figura 4.1), debido al gran volumen de información. Al observar las tres matrices de comparación, es posible notar que a medida que el tiempo de escucha aumenta, la calidad de las predicciones también lo hacen considerablemente.

Al utilizar un tiempo de escucha igual a 10 minutos, el valor de la función de coste, la cual evalúa que tan buenas son las predicciones, considerando los diferentes eventos y localidades, tiene un valor aproximado de 0.71, pero al aumentar el tiempo de observación a 15 o 20 minutos, el error asociado a las predicciones disminuye a 0.55 y 0.41 respectivamente.

Es posible notar en la figura 4.3a que la zona superior izquierda de la matriz, es decir, desde Arica a Patache para sismos con epicentro desde los 19 a los 20 grados de latitud sur, hay una concentración de malas predicciones. La razón de esto se debe fundamentalmente a la ubicación de la fuente respecto a dichas localidades, donde los puntos de pronóstico se encuentran dentro de la zona de elevación de la fuente, en cambio, al realizar la inversión y reconstruir la fuente esta es de menor extensión, quedando los mareógrafos virtuales fuera de la fuente reconstruida, no logrando detectar la deformación instantánea y por lo tanto, introduciendo errores adicionales en el pronóstico.

Al observar las reconstrucciones de las fuentes para tiempos de escucha igual a 10 minutos en el Anexo A (Figuras A.1b, B.3b y A.3b), es posible notar que las fuentes son considerablemente más pequeñas que la original. Además, es posible notar que las localidades en cuestión no están dentro de la zona de elevación y por ende, la deformación instantánea no es captada. A medida que el tiempo de escucha aumenta, las reconstrucciones de las fuentes tienden a parecerse a la original (Figuras A.1c, A.1d, B.3c, B.3d, A.3c y A.4d). De esta forma se los puntos de pronóstico se ubican dentro de la fuente y se detecta la deformación instantánea, mejorando el pronóstico.

4.2. Aplicación caso real, Iquique 2014

Para corroborar el comportamiento de la configuración de sensores propuesta, se analizó el evento real ocurrido el primero de Abril del 2014 en Iquique ($M_w 8.2$). Para llevar a cabo las inversiones, se utilizó la deformación inicial de la superficie libre propuesta por *Hayes et al.*, (2014) (Figura 4.2). La propagación fue realizada mediante el software *COMCOT*, a partir del cual se obtuvo las series de tiempo en los puntos de pronóstico. Finalmente, se hicieron las inversiones, considerando tiempos de escuchas iguales a 10, 15 y 20 minutos.

La Tabla 4.1 muestra la magnitud del error en la predicción en diferentes localidades según la ecuación F_j , considerando diferentes tiempos de escucha. A partir de ella es posible determinar que el pronóstico dista bastante de los resultados obtenidos mediante el software *COMCOT* al utilizar un tiempo de escucha igual a 10 minutos para llevar a cabo la inversión. Donde el error es aproximadamente 90% para todas las localidades en cuestión. En gran medida, la diferencia en estos resultados es producto de la ubicación de los sensores respecto a la fuente. Como es posible observar en la figura B.4 del Anexo B, la señal registrada por los sensores no es lo suficientemente larga, ya que para

un tiempo de escucha de 10 minutos, el sensor 2 no logra registrar la señal proveniente del tsunami y los sensores 0 y 1 captan solo una parte del registro. Como consecuencia de esto, la deformación inicial reconstruida mediante este método (Figura 4.3a) presenta alturas considerablemente menores. Como se ha dicho anteriormente, si los sensores no registran el primer peak y el valle de la señal por completo, como fue en este caso, la calidad de los resultados suele ser menor.

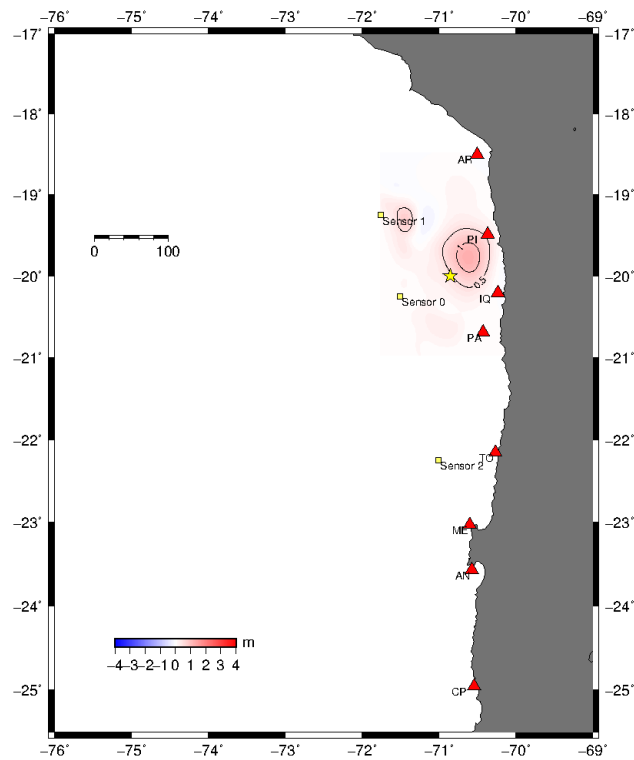
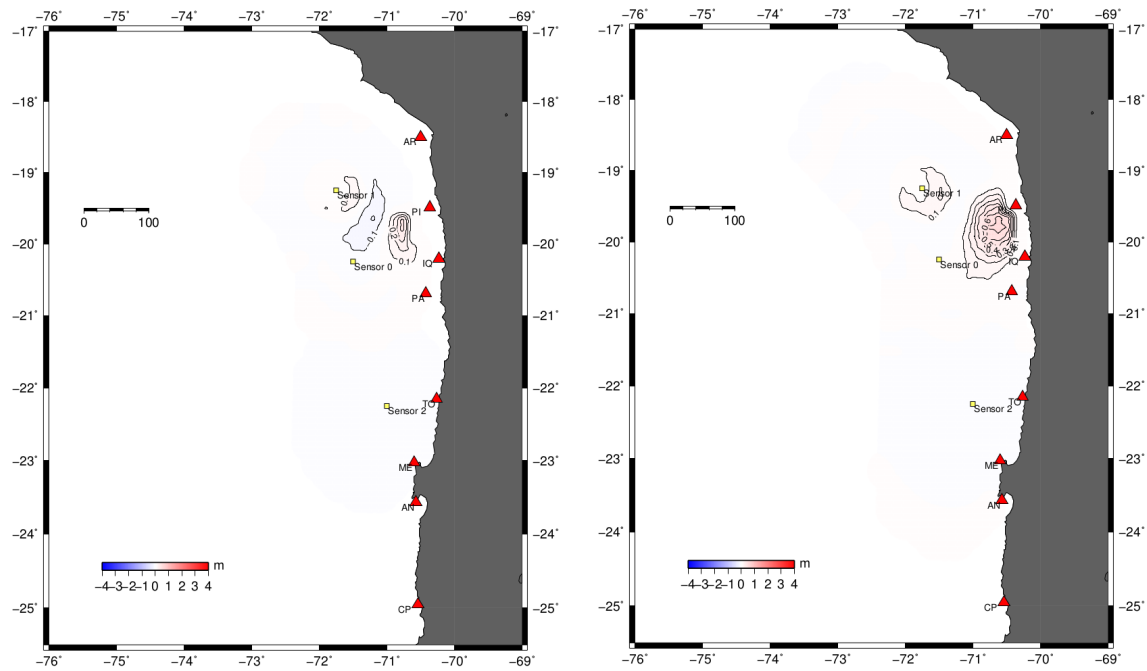


Figura 4.2: Deformación inicial de la superficie libre propuesta por *Hayes et al.*, (2014) para el evento de Iquique 2014. Curvas de contorno cada 0.5 metros.

Los resultados obtenidos al utilizar tiempos de escucha iguales a 15 o 20 minutos mejoran drásticamente, presentando en promedio errores de un 55 y 30 % para las localidades en cuestión respectivamente.

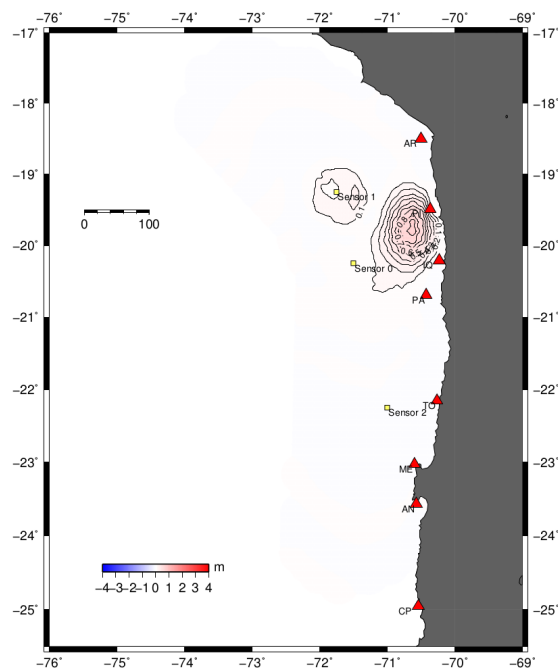
Es posible notar en las figuras B.5 y fig: B 6 diferencias entre la señal registrada por los sensores y la reconstruida a través del proceso de inversión. En primer lugar cabe destacar que para tiempos de escucha superior a 10 minutos el sensor número dos logra detectar la perturbación generada por el tsunami, entregando información adicional a la inversión. Además, para los tiempos de escucha seleccionados, es posible registrar casi en su totalidad el peak y el valle en los sensores 0 y 1, mejorando la calidad en la reconstrucción de la superficie libre (Figuras 4.3b y 4.3c) y por ende el pronóstico.

Para 10 minutos, la calidad del pronóstico dista de lo obtenido mediante del software *COMCOT* (Figura B.1). Los pronósticos para tiempos de escucha de 15 minutos presentan una considerable mejor



(a) Tiempo de escucha: 10 [min].

(b) Tiempo de escucha: 15 [min].



(c) Tiempo de escucha: 20 [min].

Figura 4.3: Reconstrucciones de la deformación inicial de la superficie libre para el evento de Iquique 2014 utilizando diferentes tiempos de observación de datos. Curvas de contorno cada 0.1 metros.

(figura B.2 del Anexo B), prediciendo de forma correcta los tiempos de arribo y amplitudes máximas, antes de que el tsunami llegue a dichas localidades. Por lo tanto, pensando en actualizaciones en las alertas, la red de sensores propuesta hubiera sido de utilidad en la toma de decisiones en el caso de haber contado con ella para el pasado evento. Finalmente, es importante recordar que la ubicación de estos puntos de pronóstico se encuentra frente a las localidades, a distancias donde existe una profundidad igual a 200 metros, ya que estudios reliazados por *Hayashi et al.*, (2013) mostraron que a dicha profundidad se obtienen mejores resultados al propagar mediante la ley de Green. Además los efectos no lineales son de menor importancia. Por lo tanto, eso daría un margen de tiempo adicional al arribo del tsunami, dando tiempo extra para emitir la alerta.

Error Global			
Tiempo de Escucha			
Localidad	10 [min]	15 [min]	20 [min]
Arica	0.985	0.907	0.706
Pisagua	0.986	0.488	0.201
Iquique	0.973	0.615	0.325
Patache	0.950	0.547	0.346
Tocopilla	0.947	0.149	0.070
Mejillones	0.906	0.611	0.084
Antofagasta	0.788	0.523	0.401

Tabla 4.1: Error global asociado a las predicciones del evento de Iquique 2014 considerando tiempos de escucha iguales a 10, 15 y 20 minutos.

4.3. Análisis de sensibilidad de los pesos de la función objetivo aplicado al evento de Iquique 2014.

Con el objetivo de verificar qué tan robusta es la función objetivo propuesta (ecuacion 2.4.14), se realizó un análisis de sensibilidad a los pesos de dicha ecuación. Para aquello, se varió cada uno de los pesos (α , β y γ) en $\pm 10\%$ en intervalos de 5%. Dando origen a 19 posibles combinaciones. Además se calculó el comportamiento de cada estimador de error de forma independiente (combinaciones 20, 21 y 22). Las combinaciones se presentan en la tabla 4.2. Cabe destacar que este análisis se realizó para las predicciones asociadas al evento de Iquique 2014, considerando un tiempo de escucha de 15 minutos. Ya que para un tiempo de escucha de 10 minutos, gran parte de los estimadores se encuentran en la zona de saturación o cerca de esta, por lo tanto, no era posible distinguir correctamente las variaciones

42.3. Análisis de sensibilidad de los pesos de la función objetivo aplicado al evento de Iquique 2014.

en el error global.

Combinaciones								
Combinación	0	1	2	3	4	5	6	7
α	0.4	0.45	0.45	0.5	0.5	0.5	0.35	0.35
β	0.4	0.35	0.4	0.35	0.3	0.4	0.45	0.4
γ	0.2	0.2	0.15	0.15	0.2	0.1	0.2	0.25
Combinación	8	9	10	11	12	13	14	15
α	0.3	0.3	0.3	0.4	0.35	0.4	0.45	0.4
β	0.45	0.5	0.4	0.45	0.5	0.5	0.3	0.3
γ	0.25	0.2	0.3	0.15	0.15	0.1	0.25	0.3
Combinación	16	17	18	19	20	21	22	
α	0.45	0.5	0.4	0.35	1	0	0	
β	0.45	0.4	0.35	0.35	0	1	0	
γ	0.1	0.1	0.25	0.3	0	0	1	

Tabla 4.2: Posibles combinaciones de los pesos de la función de coste al variar en $\pm 10\%$ cada peso en intervalos de 5%.

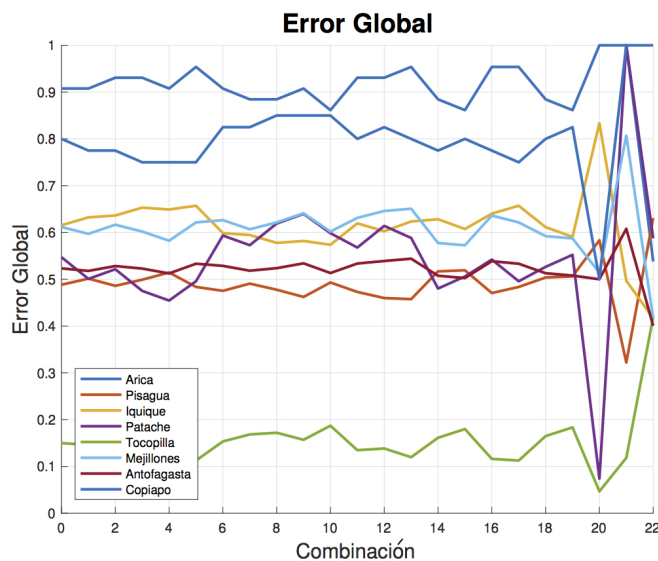


Figura 4.4: Análisis de sensibilidad a los pesos de la función de coste aplicado al evento de Iquique 2014.

Los resultados del análisis se muestran en la figura 4.4, donde el error global para cada localidad mantiene una tendencia similar salvo para las últimas tres combinaciones donde se considera solo un estimador de error para evaluar el error global, ya que el peso asociados a los otros estimadores es igual a cero. Además es posible notar que la diferencia porcentual del error global se mantiene relativamente constante a medida que cambian los valores de los pesos, siendo estos valores similares a la configuración número cero, considerada como referencia ($\alpha = \beta = 0.4, \gamma = 0.2$). Cabe destacar que al aplicar una variación de $\pm 10\%$ en los pesos, las variaciones porcentuales del error global respecto a la combinación número cero presentan diferencias menores al 10% salvo en el caso de la ciudad de Patache y Tocopilla donde se alcanzan con algunas combinaciones variaciones cercanas al 20% . En el caso de Tocopilla se explica debido al bajo valor que presenta el error global para la combinación número cero. sustentando el hecho que la ecuación de coste propuesta en este trabajo es lo suficientemente robusta.

Con respecto a las últimas tres configuraciones (20, 21 y 22), donde se evalúa cómo se comportan cada estimador de forma independiente, es posible notar que se producen grandes diferencias entre las combinaciones propuestas. Al observar estas combinaciones en la figura 4.4 es posible distinguir la inestabilidad en el error con respecto a la tendencia de las configuraciones anteriores, indicando que los tres indicadores de error propuestos en este trabajo por si solos no son una buena forma de cuantificar el error.

CONCLUSIONES

El objetivo principal de este trabajo ha sido establecer una metodología sistemática, que permita el desarrollo de una red de monitoreo para tsunamis basada en criterios técnicos, donde se define de forma óptima la cantidad de sensores de presión y ubicación, con miras a la predicción en tiempo real de tsunamis de campo cercano en el norte grande de Chile. Esto se llevó a cabo mediante simulaciones numéricas basadas en los posibles eventos que se esperan en el norte de Chile y en la optimización de una función coste, que se compone de tres parámetros habitualmente usados en la caracterización del ajuste del tsunami.

Además, es posible notar la existencia de cierto patrón entre la variable a estimar, ya sea el tiempo de arribo, amplitud máxima y skill, con la ubicación del sensor en cuestión. Si este se ubica frente al punto de observación, la calidad de predicción del tiempo de arribo aumenta considerablemente; de igual forma, si el sensor se ubica sobre la zona de elevación o frente a ella, las predicciones de la amplitud máxima y el skill mejoran drásticamente.

Es importante notar que si bien la red de sensores fue diseñada basándose en los escenarios extremos, esta también incluye verificaciones que consideran escenarios intermedios a los extremos geográficos definidos al comienzo. Con esto fue posible analizar cómo se comportarían los pronósticos para eventos diferentes utilizando los sensores ya seleccionados en su posición definitiva.

Además, se exploró la inclusión de diferentes tiempos de escucha, y se analizó el cambio en la capacidad de predicción que esto produce, ya que la ventana de tiempo para la detección de información es una variable relevante para la emisión de alertas y avisos. Gracias a este análisis de sensibilidad, fue posible corroborar el incremento en la capacidad de predicción de la red de monitoreo a medida que el tiempo de observación aumenta. El incremento en la calidad se debe básicamente a la ubicación de las fuentes respecto a los puntos de pronóstico, ya que al captar de manera completa el primer peak y valle de la señal del tsunami, los resultados mejoran considerablemente, lo que se aprecia al momento de estimar el error.

Así, la metodología aquí propuesta presenta un gran potencial que permitirá definir la ubicación de posibles sensores de presión para obtener predicciones de calidad utilizando el método de inversión. Esta metodología permitirá realizar una rápida evaluación del peligro de tsunami para eventos de campo cercano en caso de eventual emergencia, complementando así la toma de decisiones con una herramienta precisa y confiable.

REFERENCIAS

Aida, I. (1972), Numerical estimation of a tsunami source (in Japanese with English abstract), *J. Seismol. Soc. Jpn.*, 25, 343–352.

Arcas, D., and Titov, V. (2006). Sumatra tsunami: Lessons from modeling, *Surv. Geophys.*, 27(6), doi:10.1007/s10712-006-9, 679–705.

Baba T, Takahashi N, Kaneda Y, Inazawa Y, Kikkojin M (2013) Tsunami inundation modeling of the 2011 Tohoku earthquake using three-dimensional building data for Sendai, Miyagi Prefecture, Japan. In: -Fandin~o VS (eds) Tsunami events and lessons learned; ecological and societal significance, Springer, Amsterdam, accepted

Baba T, Takahashi N, Kaneda Y, Kikkojin M (2014) Tsunami inundation modeling of the 2011 Tohoku earthquake using three-dimensional building data for Sendai, Miyagi Prefecture, Japan. In: Fadino VS et all (eds) Tsunami events and lessons learned in natural and technological hazards research, vol 35. Springer, Dordrecht, pp 89-98 11.1007/978-94-007-7269-4 3

Chao An, Philip L.-F. Liu, Matthew Pritchard (2014), Number and Location of Tsunami Bouys in Tsunami Inversion, S21A-4406

Cienfuegos, L. Suarez, R. Aranguiz, G. Gonzalez, J. Gonzalez-Carrasco, P. Catalan, J.C. Dominguez and T. Tomita, Reassessment of Tsunami Hazard in the City of Iquique, Chile, After the Pisagua Earthquake of April 2014, Abstract NH13A-3727, AGU Fall Meeting, San Francisco. 12/2014

Geist, E. L. and Dmowska, R.: Local Tsunamis and Distributed Slip at the Source, *Pure Appl. Geophys.*, 154, 485-512, doi:10.1007/s000240050241, 1999.

Gica, E.; Spillane, M. C.; Titov, V. V.; Chamberlin, C. D. & Newman, J. C. (2008), Development of the Forecast Propagation Database tor NOAAs Short-term Inundation Forecast For Tsunamis (SIFT), NOAA Technical Memorandum OAR PMEL-139

González, F. I., C. L. Mader, M. C. Eble, and E. N. Bernard (1991), The 1987– 88 Alaskan Bight tsunamis: Deep ocean data and model comparisons, *Nat. Hazards*, 4, 119–139, doi:10.1007/BF00162783.

González, F. I., E. N. Bernard, C. Meinig, M. Eble, H. O. Mofjeld, and S. Stalin (2005), The NTHMP tsunameter network, *Nat. Hazards*, 35, 25– 39, doi:10.1007/s11069-004-2402-4.

Hayes, Gavin P. and Herman, Matthew W. and Barnhart, William D. and Furlong, Kevin P. and

Riquelme, Sebastian and Benz, Harley M. and Bergman, Eric and Barrientos, Sergio and Earle, Paul S. and Samsonov, Sergey (2014), Continuing megathrust earthquake potential in Chile after the 2014 Iquique earthquake, *Nature* 512, 295–298, doi:10.1038/nature13677

Johnson, J. M., K. Satake, S. R. Holdahl, J. Sauber, The 1964 Prince William Sound earthquake: Joint inversion of tsunami and geodetic data, *J. Geophys. Res.*, 101, 523–532, 1996.

Johnson, J. M., Heterogeneous coupling along Alaska-Aleutians as inferred from tsunami, seismic, and geodetic inversions, *Tsunamigenic Earthquakes and their Consequences* R. Dmowska, B. Saltzman, *Adv. Geophys.*, 39, 1–116, 1999.

Kajiura, K. (1963), The leading wave of a tsunami, *Bull. Earthquake Res. Inst.*, 41, 535–571.

Kawaguchi K, Araki E, Kaneda Y (2011) Establishment of a method for real-time and long-term seafloor monitoring. *J Adv Mar Sci Tech Soc* 17:125–135 (in Japanese with English abstract)

Omira, R.; Baptista, M. A.; Matias, L.; Miranda, J. M.; Catita, C.; Carrilho, F. & Toto, E. (2009). Design of a Sea-level Tsunami Detection Network for the Gulf of Cadiz. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 9, 1327-1338.

Mungov, G., Elb´e, M., and Bouchard, R (2012), DARTR tsunameter retrospective and real-time data: a reflection on 10 years of processing in support of tsunami research and operations, *Pure Appl. Geophys.* 170(9–10), 1369–1384, doi:10.1007/s00024-012-0477-5

Ozer, Necmioglu (2016): Development of a Tsunami Database for Marmara Sea, *Geophysical Research Abstracts* Vol. 18, EGU2016-11661.

Percival, D. B., Denbo, D.W., Eble, M. C., Gica, E., Mofjeld, H. O., Spillane, M. C., Tang, L., and Titov, V. V.: Extraction of tsunami source coefficients via inversion of DARTr buoy data, *Nat. Hazards*, 58, 567–590, 2011.

Pires, C. and Miranda, P. M. A.: Tsunami waveform inversion by adjoint methods, *J. Geophys. Res.*, 106, 19773–19796, 2001.

Piatanesi, A., Tinti, S., and Pagnoni, G.: Tsunami waveform inversion by numerical finite-elements Green’s functions, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 1, 187–194, doi:10.5194/nhess-1-187-2001, 2001.

Piatanesi, A. and S. Lorito, Rupture process of the 2004 Sumatra-Andaman earthquake from tsunami waveform inversion, *Bull. Seismol. Soc. Am.*, 97, S223–S231, doi:10.1785/0120050627, 2007.

Piatanesi, A., Tinti, S. and Gavagni, I. (1996). The slip distribution of the 1992 Nicaragua Earthquake from tsunami run-up data. *Geophysical Research Letters* 23: doi: 10.1029/95GL03606. issn: 0094-8276.

Rakowsky, N., Androsov, A., Fuchs, A., Harig, S., Immerz, A., Danilov, S., Hiller, W., and Schröter, J. (2013). Operational tsunami modelling with TsunAWI – recent developments and applications, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 13, 1629-1642, doi:10.5194/nhess-13-1629-2013

Satake, K.: Inversion of tsunami waveforms for the estimation of a fault heterogeneity: method and numerical experiments, *J. Phys. Earth*, 35, 241–254, 1987.

Satake, K. (1989), Inversion of tsunami waveforms for the estimation of heterogeneous fault motion of large submarine earthquakes: The 1968 Tokachi-oki and 1983 Japan Sea earthquakes, *J. Geophys. Res.*, 94,5627–5636, doi:10.1029/JB094iB05p05627.

Spillane, M. C., E. Gica, V. V. Titov, and H. O. Mofjeld (2008), Tsunameter network design for the U.S. DART arrays in the Pacific and Atlantic Oceans, NOAA Tech. Memo., OAR PMEL-143, 165 pp.

Tang, L., Titov, V.V., Bernard, E.N., Wei, Y., Chamberlin, C., NEWMAN, J.C., Mofjeld, H., Arcas, D., Eble, M., Moore, C., Uslu, B., Pells, C., Spillane, M.C., Wright, L.M., and Gica, E. (2012). Direct energy estimation of the 2011 Japan tsunami using deep-ocean pressure measurements. *J. Geophys. Res.*, 117, C08008, doi:10.1029/2011JC007635.

Titov, V.V. (2009): Tsunami forecasting. Chapter 12 in *The Sea, Volume 15: Tsunamis*, Harvard University Press, Cambridge, MA and London, England, 371–400.

Titov, V. V., F. I. Gonzalez, E. N. Bernard, M. C. Eble, H. O. Mofjeld, J. C. Newman, and A. J. Venturato, Real-time tsunami forecasting: Challenges and solutions, *Nat. Hazards*, 35, 35–41, doi:10.1007/s11069-004-2403-3, 2005.

Tsushima, H., R. Hino, H. Fujimoto, Y. Tanioka, and F. Imamura (2009), Near-field tsunami forecasting from cabled ocean bottom pressure data, *J. Geophys. Res.*, 114, B06309, doi:10.1029/2008JB005988.

Tsushima, H., K. Hirata, Y. Hayashi, Y. Tanioka, K. Kimura, S. Sakai, M. Shinohara, T. Kanazawa, R. Hino, and K. Maeda (2011), Near-field tsunami forecasting using offshore tsunami data from the 2011 off the Pacific coast of Tohoku earthquake, *Earth Planets Space*, 63(7), 821–826, doi:10.5047/eps.2011.06.052.

Tsushima, Ryota Hino, Yuichiro Tanioka, Fumihiko Imamura, and Hiromi Fujimoto (2012), Tsunami waveform inversion incorporating permanent seafloor deformation and its application to tsunami forecasting, *Journal of Geophysical Research*, VOL. 117, B03311, doi:10.1029/2011JB008877

Wei, Y., Cheung, K. F., Curitis, G. D., and McCreery, C. S.: Inversion algorithm for tsunami forecast, *J. Waterw. Port Coast. Ocean Eng.*, 129, 60–69, 2003.

Wei, Y., Chamberlin, C., Titov, V.V., Tang, L. and Bernard, E.N. (2013). Modeling of the 2011 Japan tsunami: Lessons for nearfield forecast, *Pure Appl. Geophys.*, 170, 1309–1331.

Wei, Y., E. N. Bernard, L. Tang, R. Weiss, V. V. Titov, C. Moore, M. Spillane, M. Hopkins, and U. Kanoglu (2008), Real-time experimental forecast of the Peruvian tsunami of August 2007 for U.S. coastlines, *Geophys. Res. Lett.*, 35, L04609, doi:10.1029/2007GL032250.

Willmott, C. J. (1981), On the validation of models, *Phys. Geogr.*, 2, 184–194.

RECONSTRUCCIÓN DE LA DEFORMACIÓN INICIAL DE LA SUPERFICIE DE LOS ESCENARIOS INTERMEDIOS.

En este anexo, se presentan los diferentes escenarios intermedios de prueba y sus respectivas reconstrucciones utilizando la técnica de inversión de tsunamis. Para llevar a cabo las inversiones, se utilizaron diferentes tiempos de escucha.

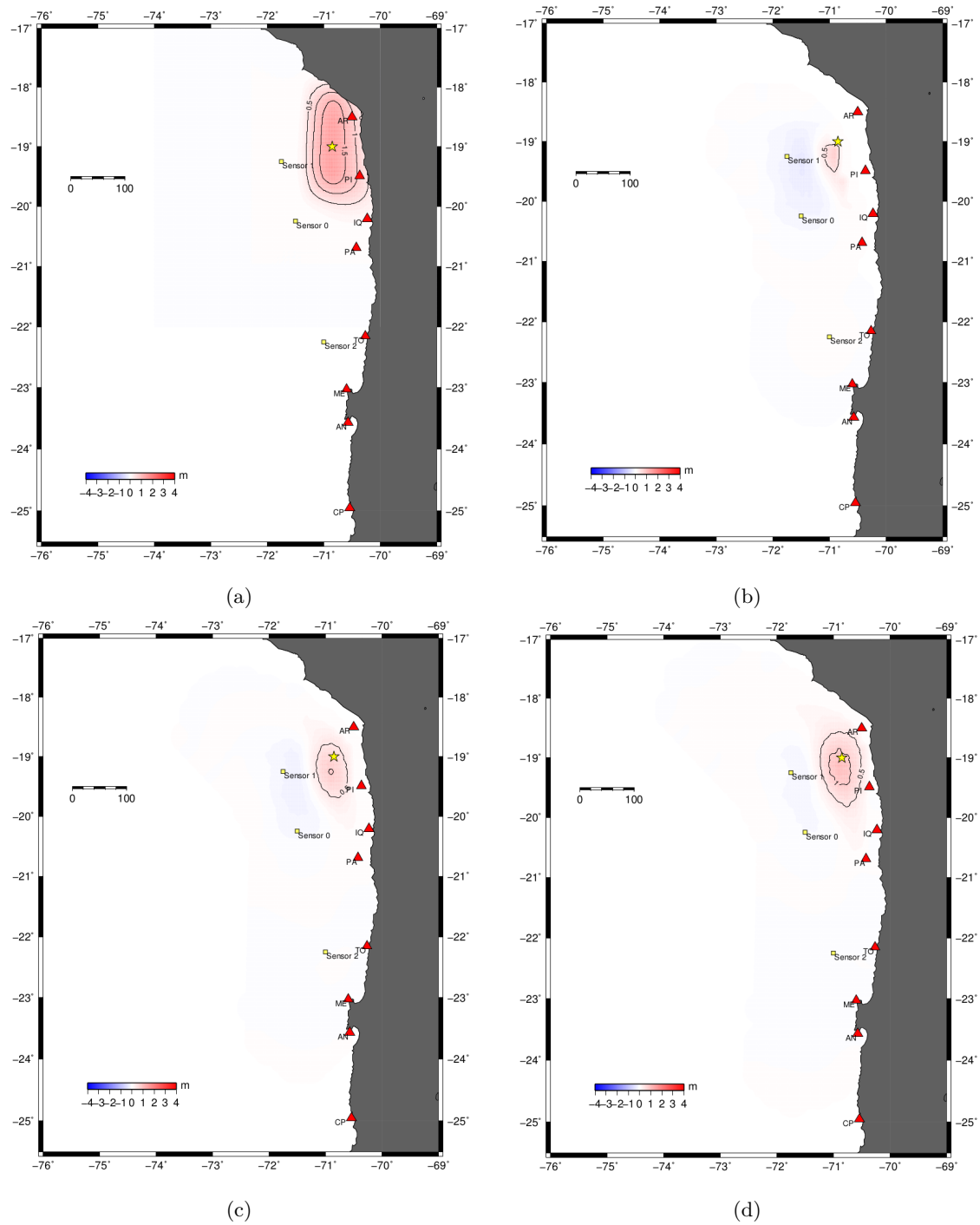


Figura A.1: Reconstrucción de la deformación inicial de la superficie libre utilizando diferentes tiempo de escucha para realizar la inversión. Se consideró un evento con epicentro en la latitud 19° . En la figura (a) se encuentra la deformación original de la superficie libre y en las figuras (b), (c) y (d) se encuentra la reconstrucción de la deformación inicial utilizando tiempos de escucha iguales a 10, 15 y 20 minutos respectivamente.

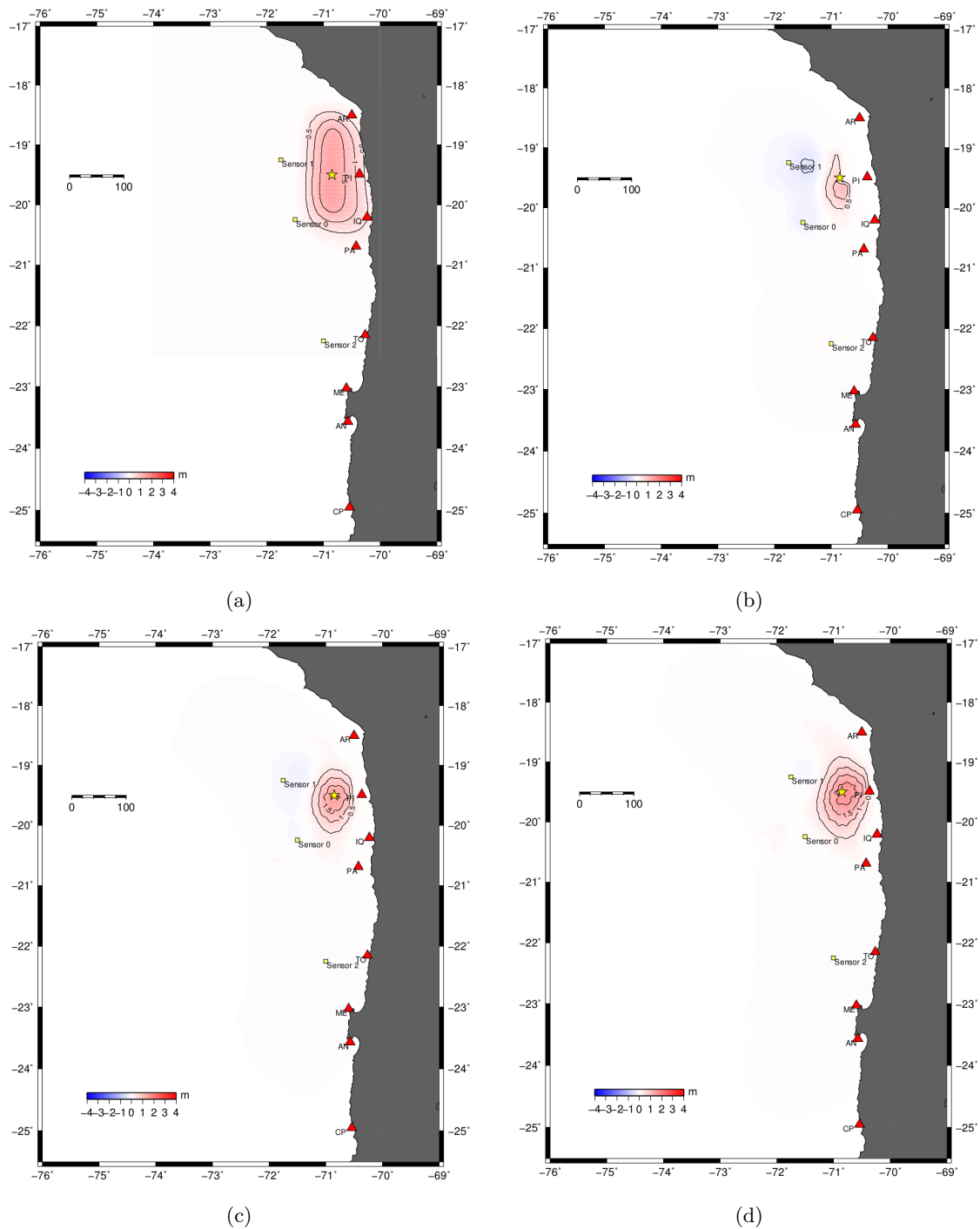


Figura A.2: Reconstrucción de la deformación inicial de la superficie libre utilizando diferentes tiempo de escucha para realizar la inversión. Se consideró un evento con epicentro en la latitud 19.5° . En la figura (a) se encuentra la deformación original de la superficie libre y en las figuras (b), (c) y (d) se encuentra la reconstrucción de la deformación inicial utilizando tiempos de escucha iguales a 10, 15 y 20 minutos respectivamente.

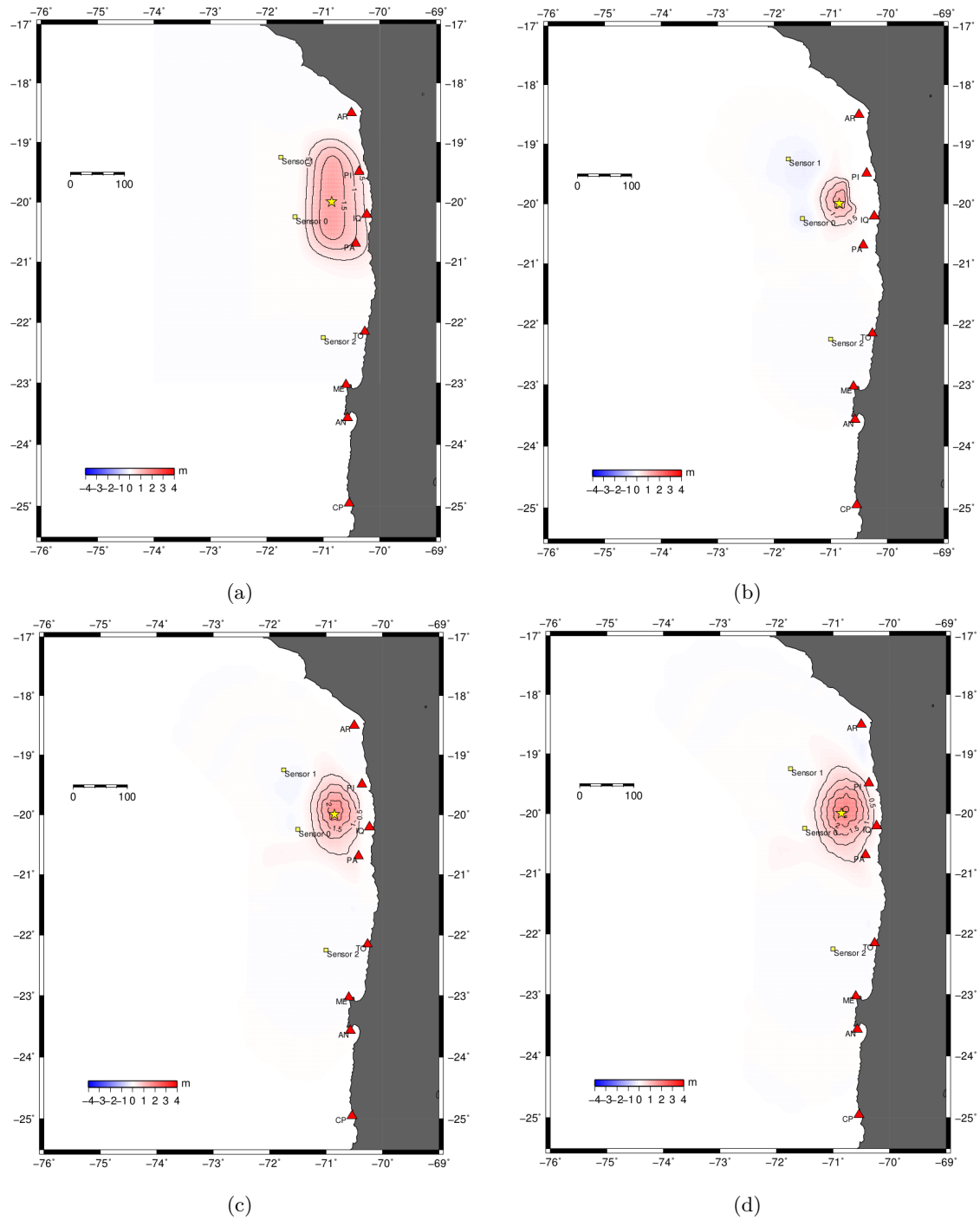


Figura A.3: Reconstrucción de la deformación inicial de la superficie libre utilizando diferentes tiempo de escucha para realizar la inversión. Se consideró un evento con epicentro en la latitud 20° . En la figura (a) se encuentra la deformación original de la superficie libre y en las figuras (b), (c) y (d) se encuentra la reconstrucción de la deformación inicial utilizando tiempos de escucha iguales a 10, 15 y 20 minutos respectivamente.

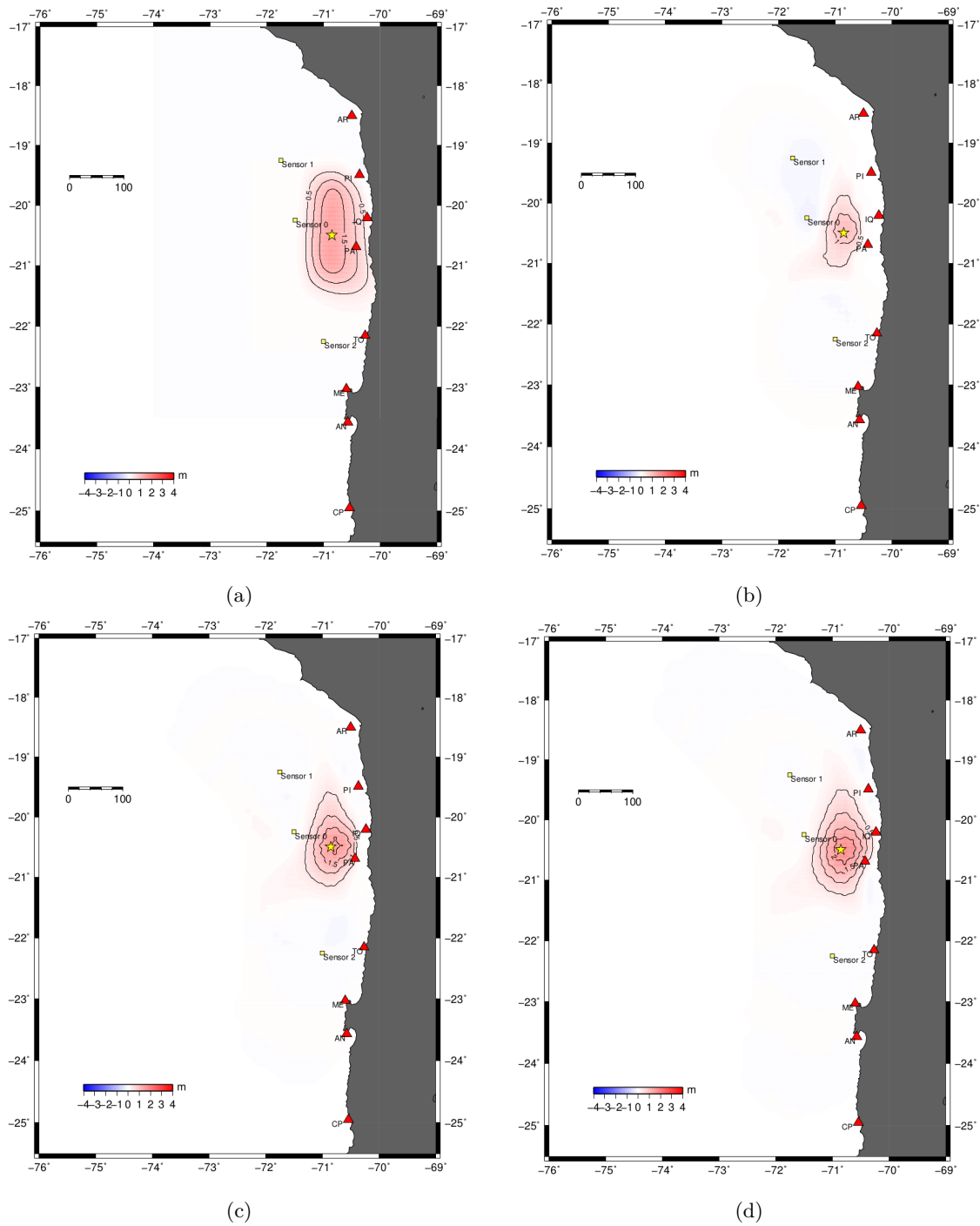


Figura A.4: Reconstrucción de la deformación inicial de la superficie libre utilizando diferentes tiempo de escucha para realizar la inversión. Se consideró un evento con epicentro en la latitud 20.5° . En la figura (a) se encuentra la deformación original de la superficie libre y en las figuras (b), (c) y (d) se encuentra la reconsutricción de la deformación inicial utilizando tiempos de escucha iguales a 10, 15 y 20 minutos respectivamente.

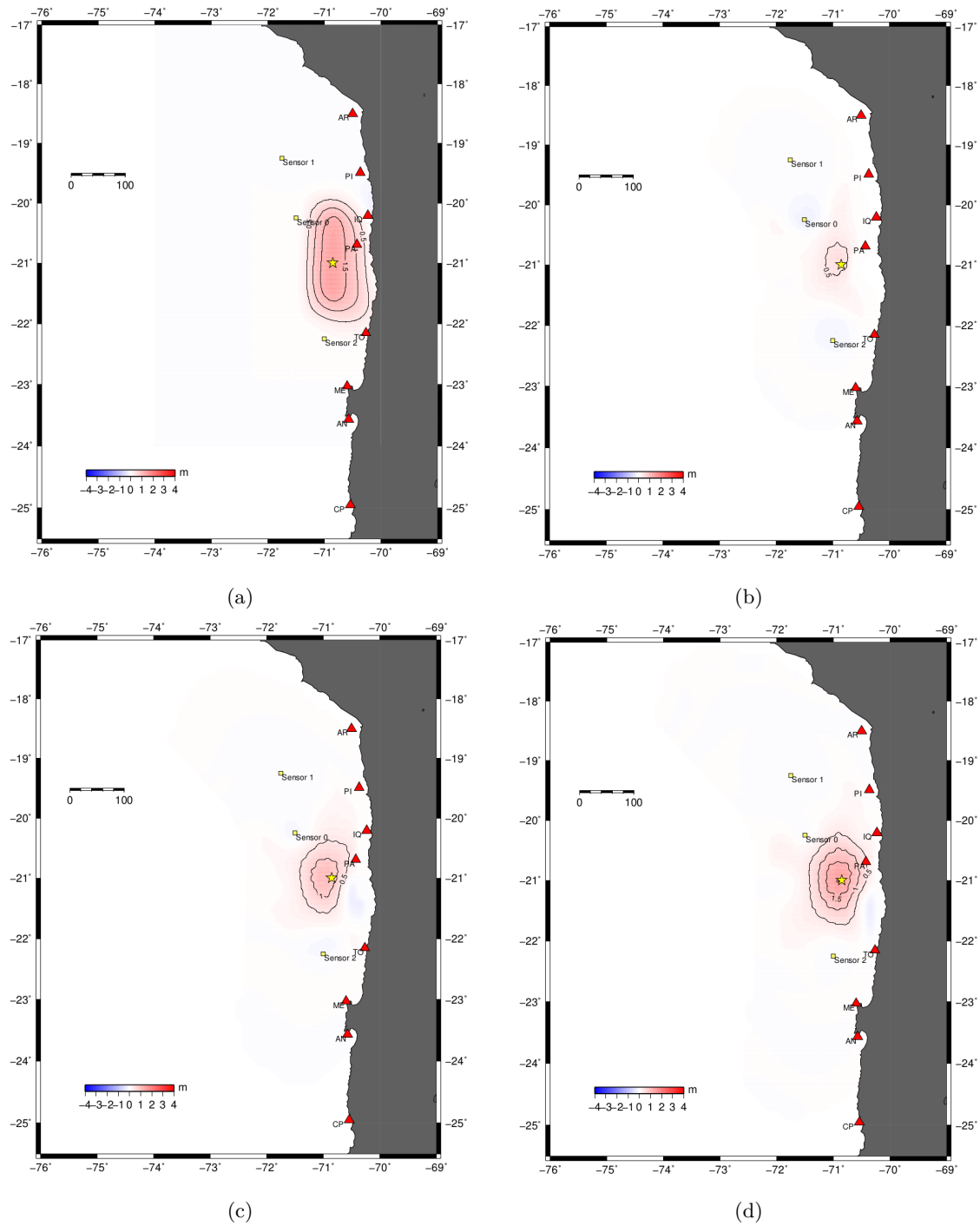


Figura A.5: Reconstrucción de la deformación inicial de la superficie libre utilizando diferentes tiempo de escucha para realizar la inversión. Se consideró un evento con epicentro en la latitud 21° . En la figura (a) se encuentra la deformación original de la superficie libre y en las figuras (b), (c) y (d) se encuentra la reconstrucción de la deformación inicial utilizando tiempos de escucha iguales a 10, 15 y 20 minutos respectivamente.

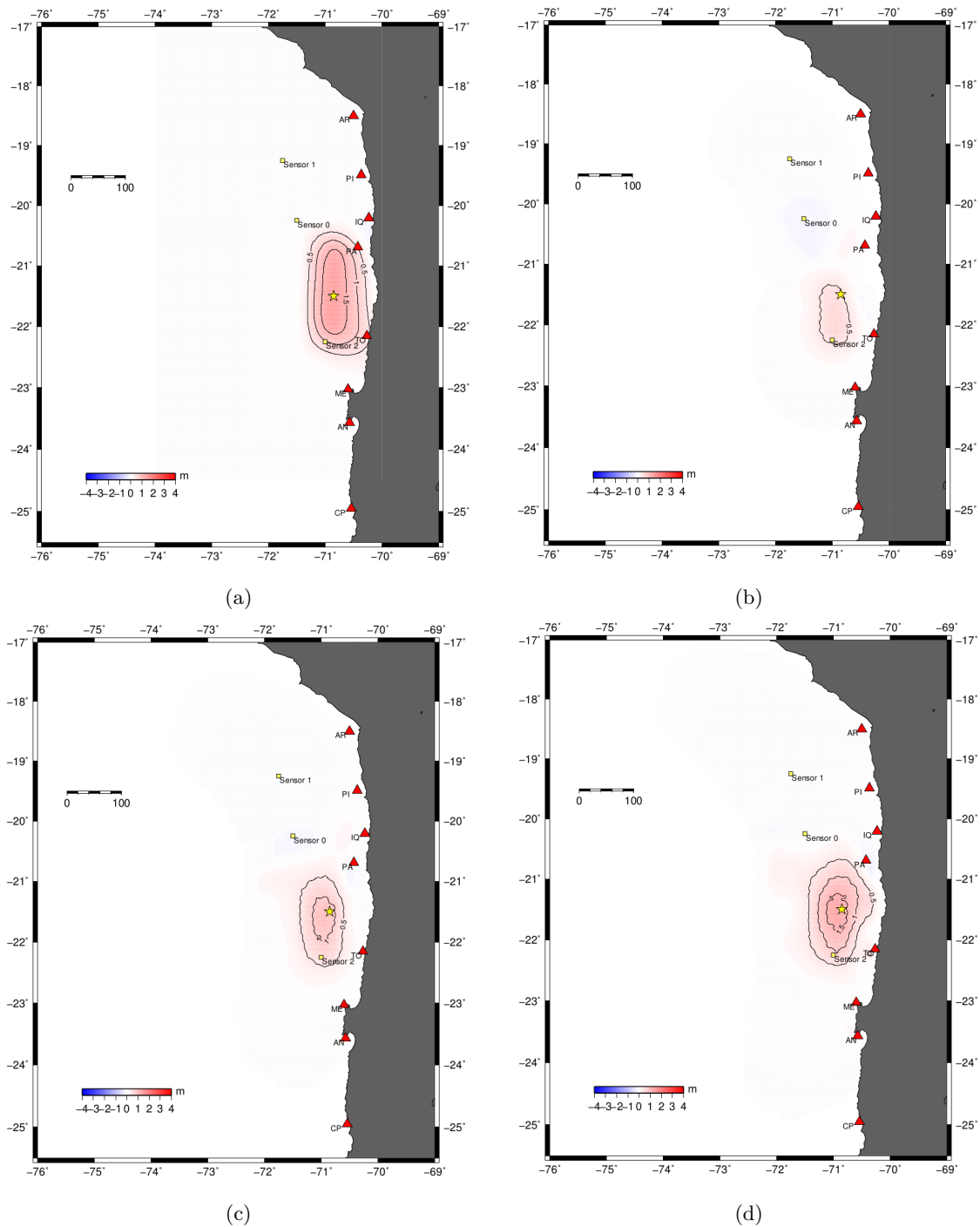


Figura A.6: Reconstrucción de la deformación inicial de la superficie libre utilizando diferentes tiempo de escucha para realizar la inversión. Se consideró un evento con epicentro en la latitud 21.5° . En la figura (a) se encuentra la deformación original de la superficie libre y en las figuras (b), (c) y (d) se encuentra la reconstrucción de la deformación inicial utilizando tiempos de escucha iguales a 10, 15 y 20 minutos respectivamente.

Anexo B

EVENTO IQUIQUE 2014

En este anexo, se presentan todas las gráficas que tienen relación con el evento de Iquique 2014. En la primera sección, se presentan las predicciones para las principales localidades del norte de Chile mediante la técnica de inversión y el entregado por el software *COMCOT*. Luego, se encuentran las series de tiempo observadas y reconstruidas mediante la técnica de inversión en los sensores 0,1 y 2.

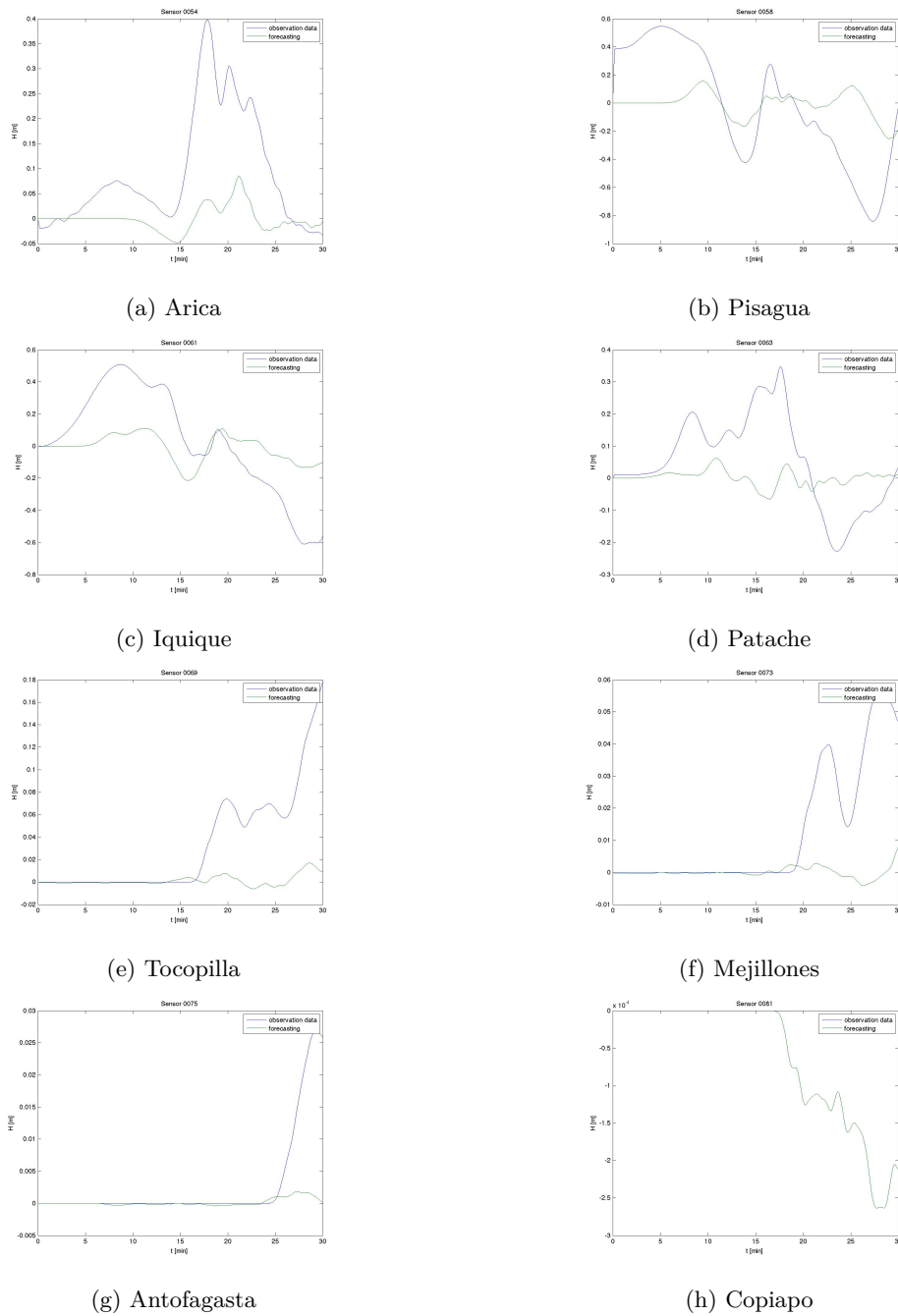
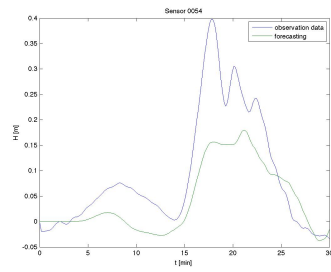
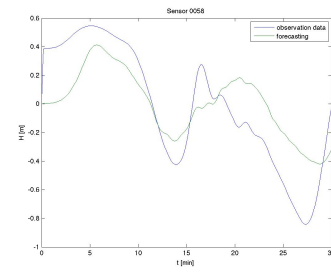


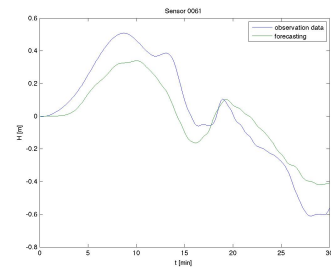
Figura B.1: Predicciones para (a) Arica, (b) Pisagua, (c) Iquique, (d) Patache, (e) Tocopilla, (f) Mejillones, (g) Antofagasta y (h) Copiapo utilizando un tiempo de escucha igual a 10 minutos. La línea azul y la verde representan los datos sintéticos observados y las predicciones respectivamente.



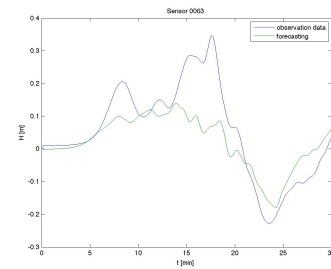
(a) Arica



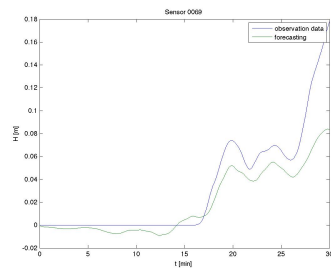
(b) Pisagua



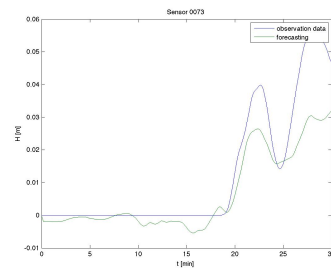
(c) Iquique



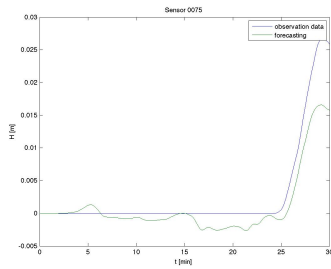
(d) Patache



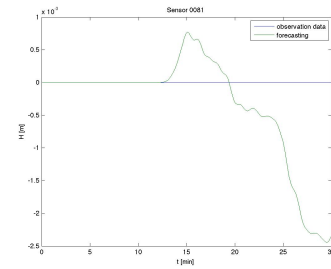
(e) Tocopilla



(f) Mejillones



(g) Antofagasta



(h) Copiapo

Figura B.2: Predicciones para (a) Arica, (b) Pisagua, (c) Iquique, (d) Patache, (e) Tocopilla, (f) Mejillones, (g) Antofagasta y (h) Copiapo utilizando un tiempo de escucha igual a 15 minutos. La línea azul y la verde representan los datos sintéticos observados y las predicciones respectivamente.

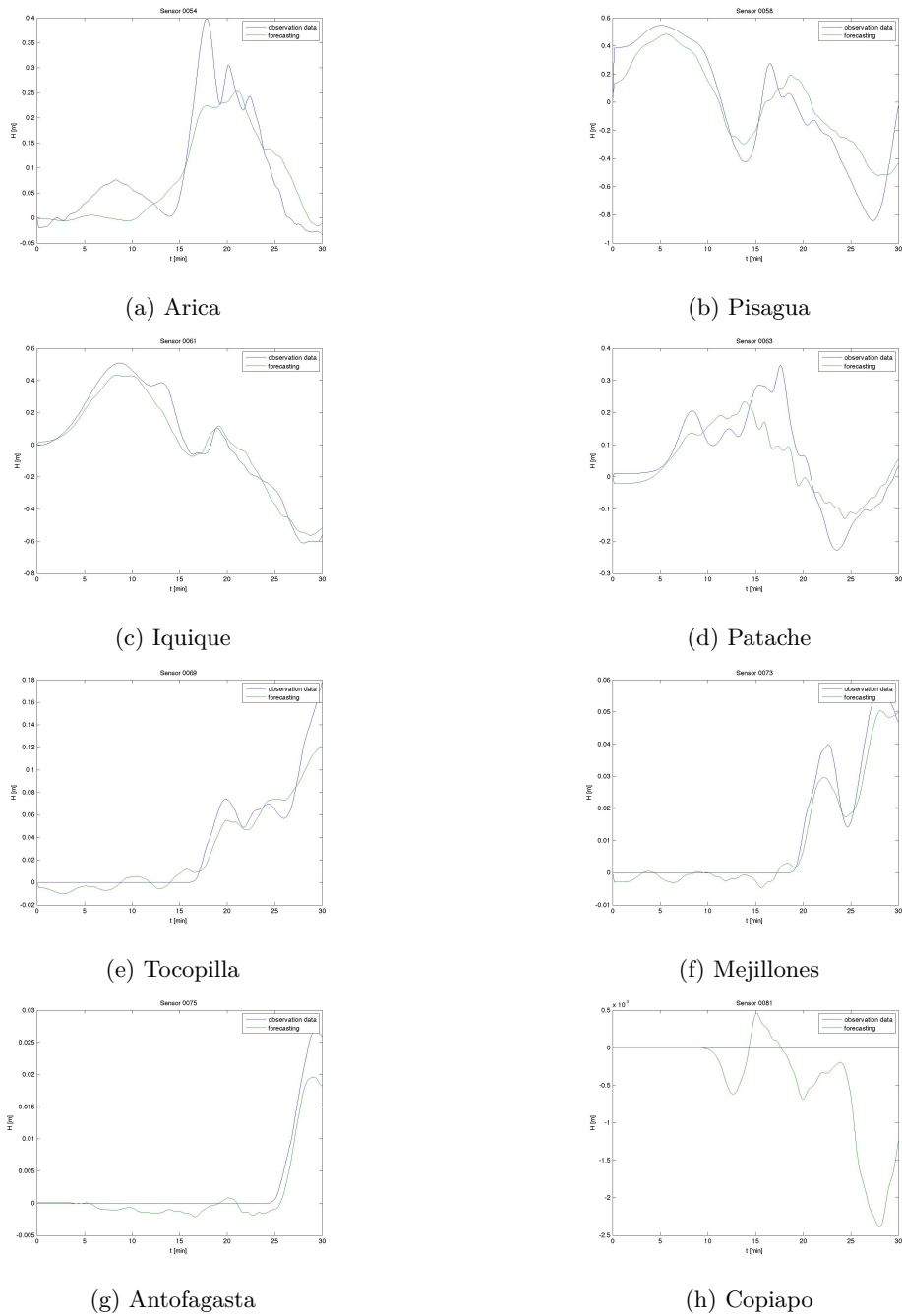


Figura B.3: Predicciones para (a) Arica, (b) Pisagua, (c) Iquique, (d) Patache, (e) Tocopilla, (f) Mejillones, (g) Antofagasta y (h) Copiapo utilizando un tiempo de escucha igual a 20 minutos. La línea azul y la verde representan los datos sintéticos observados y las predicciones respectivamente.

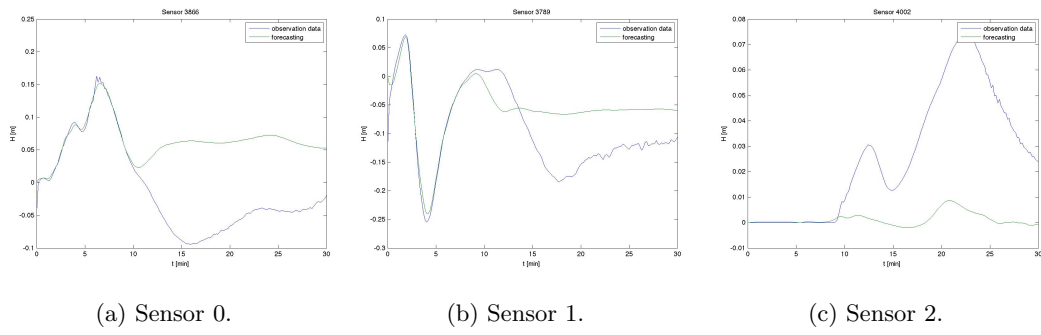


Figura B.4: Ajustes de la series de tiempo en los sensores considerando un tiempo de escucha de 10 minutos.

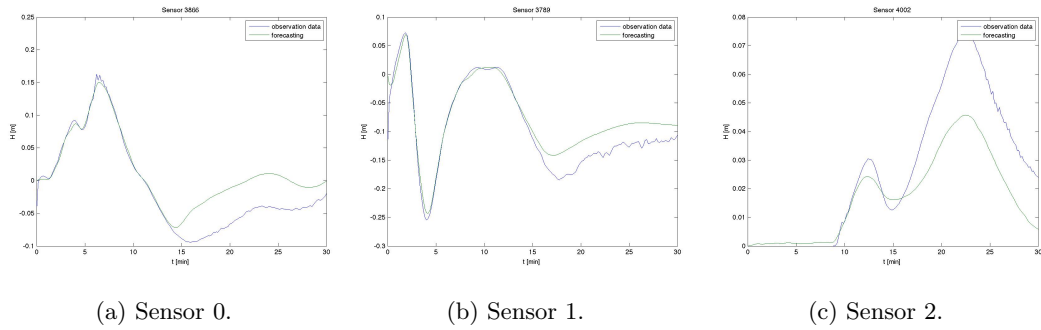


Figura B.5: Ajustes de la series de tiempo en los sensores considerando un tiempo de escucha de 15 minutos.

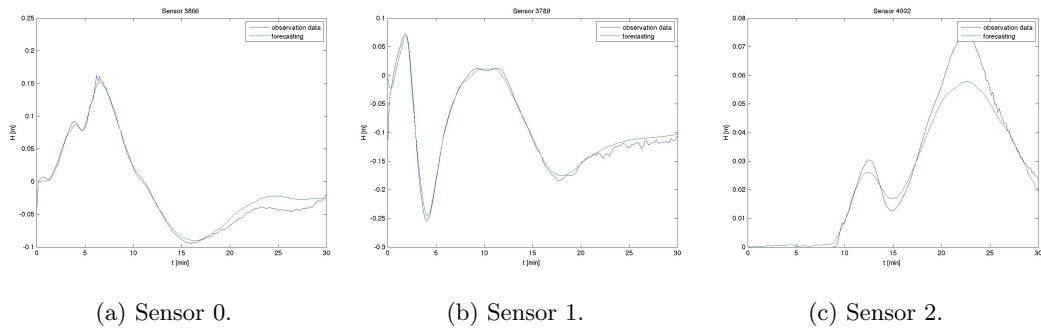


Figura B.6: Ajustes de la series de tiempo en los sensores considerando un tiempo de escucha de 20 minutos.