



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

CARACTERIZACIÓN DE TRAZAS SÍSMICAS EN EL CAMPO CERCANO: PISAGUA,
NORTE DE CHILE

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL ELÉCTRICO

RODRIGO KIMYEN CHI DURÁN

PROFESOR GUÍA:
JORGE SILVA SÁNCHEZ

PROFESORA CO-GUÍA:
DIANA COMTE SELMAN

MIEMBRO DE LA COMISIÓN:
MARCOS DÍAZ QUEZADA

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por Proyecto FONDECYT No.1130071

SANTIAGO DE CHILE
2015

**RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR
AL TÍTULO DE:** Ingeniero Civil Eléctrico
POR: Rodrigo Kimyen Chi Durán
FECHA: 23/04/2015
PROFESOR GUÍA: Jorge Silva Sánchez

CARACTERIZACIÓN DE TRAZAS SÍSMICAS EN EL CAMPO CERCANO: PISAGUA, NORTE DE CHILE

En la actualidad, el estudio de los sismos se basa en la interpretación correcta de la señales que ellos emiten y que los humanos somos instrumentalmente capaces de medir. La señal que se obtiene de un sismo es conocida como traza sísmica y cuantifica la respuesta en velocidad que generan las ondas sísmicas en la superficie terrestre.

La correcta caracterización de una señal sísmica entrega amplia información sobre el mismo, pudiéndose determinar cosas tales como su magnitud, lugar de ocurrencia, entre otros. Una de las principales características de una traza son la llegada de las ondas P y S, con las cuales se puede iniciar un primer análisis en la caracterización de una señal sísmica. La identificación de la aparición de estas dos ondas dentro de la traza sigue siendo un problema abierto en la sismología y que ha seguido siendo investigado con diversas técnicas de análisis de señales e inteligencia computacional.

En este trabajo de título se proponen tres métodos para la identificación de las ondas P dentro de una traza sísmica: Método de los Espectrogramas, Método de los Fractales y Métodos de los Fractales modificado. El primer método utiliza técnicas en el dominio de la frecuencia, identificando las alzas energéticas que muestra el espectrograma para la identificación de la llegada de una onda, el segundo es un método que determina la “dimensión fractal” de cada punto del sismograma, logrando detectar en base a un cambio brusco de la dimensión generado por la llegada de la onda y, finalmente, el tercer método es un método mixto entre los dos anteriores, que mezcla sus características para una mejor identificación.

Para la identificación de la onda S, se usó el algoritmo *Matching Basic Pursuit* que es capaz de descomponer la señal en funciones *wavelets*. Usando esa metodología, la señal era descompuesta y era posible analizar sólo la onda S presente en la traza, pudiendo de esta forma identificar el tiempo de llegada de ésta.

Los resultados de los métodos fueron positivos, el Método de los Espectrogramas y el Método de los Fractales obtuvieron cerca del 80 % y 83 % de detecciones correctas a menos de un segundo del tiempo real de la aparición de la onda P. El Método de los Fractales Modificado, que mezclaba características de ambos, elevó la cantidad de detecciones al 88 %. Por otro lado el método de reconocimiento de onda S obtuvo cerca del 83 % de detecciones correctas en el mismo intervalo. En conclusión, los métodos propuestos en esta investigación mostraron ser eficaces, y se proyectan como una excelente solución a este problema de la sismología.

Agradecimientos

Quiero agradecer a mis padres, Enrique e Iris, por su dedicación, ayuda y apoyo durante todos estos años. El resultado de todo su esfuerzo y cariño me ha permitido llegar a ser la persona que soy hoy y seré siempre.

Al resto de mi familia y a mis personas más queridas: mi hermano, mi tía, mi abuela, a mis primos, los cuales siempre me han acompañado y apoyado. A Susana, por todo su cariño y paciencia durante el período confección de mi memoria.

A mi Profesor Guía, Jorge Silva, por todos los valiosos comentarios e ideas que me ayudaron en el desarrollo de este trabajo. A mi Profesora Co-guía, Diana Comte, por proponerme la idea y darme un inmenso apoyo siempre. Al Profesor Marcos Díaz por todas sus valiosas acotaciones sobre este trabajo.

A las personas que tuvieron una directa influencia en esta memoria: a todo el grupo de investigación IDS por sus valiosos comentarios, y en particular, a Rodrigo Lobos por su excelente disposición siempre que necesité ayuda. A los estudiantes del tercer piso de Geofísica, en especial a Efraín Rivera y Stefano Cararo por su ayuda en los momentos precisos. A mi amiga, Valentina Astudillo, por sus infinitas observaciones sobre la presentación de este trabajo.

A todas las grandes personas conocí Beauchef: a mis amigos de sección mechona - plan común, a mis compañeros eléctricos y a mis alumnos que se terminaron transformando en mis amigos. Más aún, a todas aquellas las personas con las cuales tuve un momento para una conversación entretenida en una sala de clases, en el patio, en un pasillo o donde fuese.

A las personas que me dieron la posibilidad de enseñar durante mis años de universidad: a la Escuela de Verano y al Profesor Claudio Romero por permitirme ser su auxiliar varios semestres.

Finalmente, agradecer al proyecto FONDECYT N° 1130071 por el apoyo económico entregado para esta investigación.

Tabla de Contenido

1. Introducción	1
1.1. Motivación	1
1.2. Antecedentes	2
1.3. Objetivos	2
1.3.1. Objetivos Generales	2
1.3.2. Objetivos Específicos	2
1.4. Alcances	3
1.5. Estructura de la Memoria	3
2. Fundamentos y Conceptos Básicos	4
2.1. Sismos	4
2.1.1. Onda P	5
2.1.2. Onda S	5
2.1.3. Ondas Superficiales	6
2.1.4. Traza Sísmica	6
2.1.5. Definiciones Básicas en Sismología	7
2.2. Estado del Arte	8
2.3. Transformada de Fourier	9
2.3.1. Transformada de Fourier en Tiempo Reducido	10
2.4. Transformada Wavelet	11
2.4.1. Basic Matching Pursuit	12
2.5. Dimensión Fractal	14
3. Metodología	16
3.1. Base de Datos Original	16
3.2. Selección de Datos y Base de Datos Final	17
3.2.1. Tratamiento de la Base de Datos	18
3.3. Identificación Manual de Ondas P y S	19
3.4. Identificadores y Criterios de Autodetección	19
3.4.1. Método de Espectrogramas	20
3.4.2. Método de Dimensión Fractal	21
3.4.3. Basic Matching Pursuit	23
4. Resultados y Análisis	25
4.1. Criterios de Evaluación y Resultados	25
4.1.1. Método de Espectrogramas	26

4.1.2.	Método de Fractales	28
4.1.3.	Basic Matching Pursuit	30
4.2.	Análisis	32
4.2.1.	Sensibilidades de los Métodos	32
4.2.2.	Comparación entre los métodos de detección de Onda P y Método de los Fractales Modificado	39
4.2.3.	Factores Físicos en la Efectividad de Detección de la Onda P	41
4.2.4.	Factores Físicos en la Efectividad de Detección de la Onda S	44
5.	Conclusiones y Trabajo Futuro	46
5.1.	Conclusiones	46
5.2.	Trabajo Futuro	47
	Bibliografía	49

Índice de tablas

3.1. Distribución de Frecuencias en Magnitud Local.	18
4.1. Ventanas de Tiempo [s] usadas para cada prueba.	26
4.2. Solapamiento de ventanas usados para cada prueba.	27
4.3. Ventanas de Tiempo [s] usadas para cada prueba.	27
4.4. Ventanas de Tiempo [s] usadas para cada prueba.	28
4.5. Ventanas de Tiempo [s] usadas para cada prueba.	29
4.6. Cantidad de átomos usados en cada prueba.	30
4.7. Umbrales en tiempo [s] usadas para cada prueba.	31
4.8. Tabla de Resumen de Identificación de Onda P	39
4.9. Resumen de parámetros usados en los identificadores.	41
4.10. Parámetros Identificador Onda S.	44

Índice de figuras

2.1.	Placas tectónicas presentes en la superficie de la Tierra, líneas azules y rojas indican contacto entre las placas. La línea roja describe el Anillo de Fuego del Pacífico. [3]	4
2.2.	Esquema que describe la propagación de Ondas P [8].	5
2.3.	Esquema que describe la propagación Propagación de Ondas S [8].	6
2.4.	Esquema que describe la propagación propagación de Ondas Love [8].	6
2.5.	Esquema que describe la propagación propagación de Ondas Rayleigh [8].	6
2.6.	Esquema que representa una traza sísmica en velocidad indicando las llegadas de las ondas P, S y superficiales.	7
2.7.	Gráfica del epicentro, hipocentro y plano de falla.	8
2.8.	Ejemplo espectrograma realizado a una señal sísmica.	11
2.9.	Forma de Onda de una <i>Wavelet Morlet</i>	11
2.10.	Ejemplo de Fractales Autoafines y Autosimilares [17].	14
3.1.	Ejemplo Formato de Exportación SEISAN a MATLAB, primera fila encabezado con información de la medición, siguientes filas con el formato fecha - hora - velocidad.	16
3.2.	Ejemplo de un sismo extraído de la base de datos en formato MATLAB.	17
3.3.	Cuatro ejemplos de distintas trazas sísmicas en su eje Norte-Sur las cuales poseen distintas formas de ondas.	19
3.4.	(a) Traza Sísmica en Tiempo (b) Espectrograma de la Señal (c) Densidad Espectral Promedio	20
3.5.	Determinación de la dimensión fractal de la señal sísmica mediante una aproximación lineal del variograma	21
3.6.	(a) Traza Sísmica - (b) Dimensión Fractal para una ventana móvil de 1,2 [s] (120 muestras) - (c) Derivada Discreta de la Dimensión Fractal	22
3.7.	Descomposición Wavelet de una Traza Sísmica (50 átomos): (a) Traza Completa (b) Descomposición	23
3.8.	Ejemplo de una descomposición Wavelet poco deseada (50 átomos): (a) Traza Completa (b) Descomposición	24
4.1.	Variación del Tamaño de la Ventana de Tiempo - Método de los Espectrogramas.	26
4.2.	Solapamiento de la Ventanas de Tiempo - Método de los Espectrogramas.	27
4.3.	Variación de Umbrales - Método de los Espectrogramas.	28
4.4.	Variación del Tamaño de la Ventana de Tiempo - Método de los Fractales.	29
4.5.	Adición de Ruido - Método de los Fractales.	29

4.6. Cantidad de Átomos usados en las pruebas de detección (Eje Norte-Sur) - Basic Matching Pursuit.	30
4.7. Cantidad de Átomos usados en las pruebas de detección (Eje Este-Oeste) - Basic Matching Pursuit.	30
4.8. Umbral Mínimo para cada detección (Eje Norte-Sur) - Basic Matching Pursuit. . .	31
4.9. Umbral mínimo para cada detección (Eje Este-Oeste) - Basic Matching Pursuit. . .	31
4.10. Espectrogramas con distintas ventanas de tiempo de una misma traza sísmica. . . .	32
4.11. Densidades Espectrales para distintas ventanas de tiempo.	33
4.12. Distribución de tiempos en el intervalo -2 a 2 [s] - Método de los Espectrogramas. .	34
4.13. Distribución de tiempos Eje Norte - Sur en el intervalo -2 a 2 [s] - Método de los Fractales.	34
4.14. Traza con una onda P poco energética, la identificación es hecha en la llegada de la onda S.	35
4.15. Traza muy ruidosa, la identificación es hecha en la llegada de la onda S.	35
4.16. Gráfica de Tiempos Residuales para una misma Traza usando los Ejes Norte-Sur y Este-Oeste	36
4.17. Distribución de tiempos Eje Norte - Sur en el intervalo -2 a 2 [s].	37
4.18. Distribución de tiempos Eje Este - Oeste en el intervalo -2 a 2 [s].	38
4.19. Distribución de Total de Tiempos Residuales - Método de los Fractales Modificado.	40
4.20. Distribución Tiempos entre -2 y 2 [s] - Método de los Fractales Modificado.	40
4.21. Tiempo Residual Onda P versus Profundidad.	41
4.22. Distancia Hipocentral Onda P versus Distancia Hipocentral.	42
4.23. Análisis Error Máximo Tiempo Residual versus Distancia Hipocentral - Método de los Espectrogramas.	43
4.24. Distancia Hipocentral Onda P versus Magnitud.	43
4.25. Distancia Hipocentral Onda S versus Profundidad.	44
4.26. Distancia Hipocentral Onda S versus Hipocentral.	45
4.27. Distancia Hipocentral Onda S versus Magnitud.	45

Capítulo 1

Introducción

1.1. Motivación

El problema de la caracterización de una señal sísmica es una situación tratada desde los años 80 con una amplia gama de resultados. Dada la generación de ondas que provocan los sismos, el sismograma, o traza sísmica, deja un registro cuantificable capaz de capturar toda la información necesaria para la reconstrucción del mismo. A través de una serie de registros, es posible determinar casi por completo las características de un sismo; su magnitud, sus coordenadas geográficas, su profundidad, entre otras. Debido a lo anterior, la caracterización de la señal se vuelve trascendental, ya que con ella es posible inferir la información útil de la misma.

Una de las propiedades importantes de los sismos son los tipos de ondas que se provocan cuando la tierra adquiere movimiento, que son particularmente visibles y reconocibles en un sismograma. En particular, las ondas P y S son dos tipos de ondas generadas en un sismo, cuya velocidad entrega información sobre la ubicación espacial del sismo y el tipo de suelo por el se propagan. En consecuencia, el reconocimiento temporal de la llegada de estos dos tipos de ondas se vuelve indispensable, ya que su identificación correcta relaciona la estructura de velocidades que poseen las ondas sísmicas. Lo anterior permite obtener, mediante técnicas de inversión, la tomografía sísmica que entrega información sobre la características del suelo por donde viajan las ondas, lo cual es particularmente interesante en el ámbito prospección minera.

La complejidad del problema radica en la gran cantidad de formas de onda posibles para una traza sísmica, ya que hay diversos factores involucrados que modifican la señal; desde la distancia de la estación de medición con el lugar de ocurrencia del sismo, hasta el tipo de suelo en el cual se encuentra la estación. Por ende, la traza puede ser muy distinta de acuerdo al punto donde se mida. Más aún, para sismos de gran envergadura, los cuales implican grandes desplazamientos de rocas, la cantidad de ondas generadas es tal que el reconocimiento de ondas se vuelve complejo debido a la superposición de las mismas. Lo anterior implica que los métodos, además de precisión, necesitan ser robustos en detección.

1.2. Antecedentes

El problema, relacionado a la identificación temporal de los instantes de llegada de las ondas P y S en una traza sísmica, actualmente es un problema no resuelto completamente en la sismología. Esta problemática ha sido tratada con diversas técnicas como el análisis de señales o de inteligencia computacional, con el fin de poder automatizar una identificación que comúnmente se hace de forma manual. Las distintas técnicas matemáticas y/o computacionales aplicadas a este problema, intentan emular el procesamiento del cerebro humano, el cual es capaz de identificar estos instantes de forma visual en el dominio del tiempo. En el siguiente capítulo se realiza una revisión en detalle del estado del arte de este problema, comenzado con los primeros tipos de análisis que se realizaron sobre la señal hasta los algoritmos actuales y técnicas más específicas.

1.3. Objetivos

El objetivo general de este Trabajo de Título buscan estudiar e implementar soluciones para la estimación de tiempo de llegada de las ondas P y S. A continuación, se desprenden los objetivos, tanto generales como específicos a tratar en este trabajo.

1.3.1. Objetivos Generales

- Identificar de forma semi-automática los tiempos de llegada de las ondas P y S en una traza sísmica.
- Analizar el desempeño de el o los detectores, con el fin de verificar su calidad de detección y robustez ante varios tipos de forma de ondas y sismos de distintas características, tales como magnitud, profundidad, entre otras.

1.3.2. Objetivos Específicos

- Implementar, simular y comparar detectores de ondas P y S, utilizando herramientas en el dominio de la frecuencia y el tiempo, tales como: Transformada de Fourier en Tiempo Reducido, Transformada Wavelet y Dimensión Fractal.
- Ajustar los métodos para disminuir la diferencia de tiempo entre el estimado manualmente y el estimado automáticamente en menos de un segundo.
- Analizar sensibilidades de los métodos con respecto a sus propios parámetros de libertad e identificar factores físicos de un sismo que intervengan en la calidad de la detección.

1.4. Alcances

El presente trabajo explorará la estimación semiautomática de los tiempos de llegada de las ondas P y S, con trazas sísmicas previamente separadas de un continuo de medición de varias horas, quedando fuera de esta investigación el reconocimiento de las ondas P y S cuando se aprecian varios eventos sísmicos en una misma traza. Por otro lado, sólo se estudiarán sismos en el campo cercano, dejando de lado telesismos o sismos de periodo muy largo los cuales ocurren a más de 10 grados de latitud de las estaciones sismológicas.

1.5. Estructura de la Memoria

La estructura de la Memoria cuenta con cinco capítulos; el primero contextualiza el problema, explica las motivaciones del mismo y define los objetivos de este Trabajo de Título. En el Capítulo 2, se detallan las definiciones básicas que son necesarias para la comprensión de este trabajo, el estado del arte del problema y el marco teórico de las herramientas matemáticas y computacionales utilizadas en los mecanismos de detección. Luego, en el Capítulo 3, se detalla la metodología con la cual fue abordado el problema: cómo fue tratada la base de datos, cuáles fueron los criterios de detección y cómo fueron implementados los métodos. En el Capítulo 4 se entregan los resultados obtenidos de la aplicación de las herramientas, mostrando distintas gráficas y cuadros comparativos entre ellas. Además, se analiza y discute el comportamiento de los detectores de acuerdo a los resultados obtenidos. Finalmente, en el Capítulo 5 se da cuenta de las conclusiones del Trabajo de Título, indicando los hechos más relevantes encontrados y se proponen nuevas mejoras para los métodos, las cuales son posibles de realizar en el futuro.

Capítulo 2

Fundamentos y Conceptos Básicos

2.1. Sismos

La palabra sismo tiene su origen etimológico en el griego “*seisen*”, que describe el movimiento de la tierra debido a algún tipo de perturbación [25]. Desde tiempos remotos, la humanidad ha tenido que convivir con estos movimientos sobre la superficie terrestre, que han causado diversos desastres a lo largo del tiempo. Se entiende por sismología a la ciencia que estudia todo lo referente a los sismos, la fuente que los produce (localización, orientación, mecanismos, tamaño, amplitudes, etc.) y el medio físico por el cual se propagan.



Figura 2.1: Placas tectónicas presentes en la superficie de la Tierra, líneas azules y rojas indican contacto entre las placas. La línea roja describe el Anillo de Fuego del Pacífico. [3]

Los sismos son originados por fracturas de rocas en las profundidades, las cuales se encuentran sometidas a grandes esfuerzos de deformación [25]. Las placas tectónicas que existen en la superficie terrestre (Figura 2.1) presentan en sus contactos numerosas zonas rugosas que inhiben

los movimientos relativos entre ellas. Este hecho provoca una acumulación de energía que finaliza cuando se vence la resistencia al roce y se libera el esfuerzo contenido en dicha zona. Esta liberación de energía finalmente provoca el movimiento de las placas, dando lugar a las ondas o vibraciones que son sentidas en la superficie, las que son conocidas como sismos o terremotos.

El territorio chileno se encuentra ubicado sobre la placa Sudamericana, limitando occidentalmente con las placas de Nazca y Antártica. La subducción presente entre las placas de Nazca y Sudamérica genera terremotos a lo largo de todo Chile, aunque también existen otros tipos de sismos de origen volcánico o híbrido.

2.1.1. Onda P

La onda P es un tipo de onda longitudinal que viaja en el sentido del desplazamiento de la onda. Es el tipo de onda más rápido presente en un sismo, a lo que deben su nombre de P por ser las primeras en ser percibidas o medidas. Pueden desplazarse a través de cualquier medio, ya sea líquido o sólido. La velocidad de propagación α de la onda P depende de la densidad del material ρ y de los módulos de compresibilidad K y de corte μ , y está dada por la expresión

$$\alpha = \sqrt{\frac{K + \frac{4}{3}\mu}{\rho}} \quad (2.1)$$

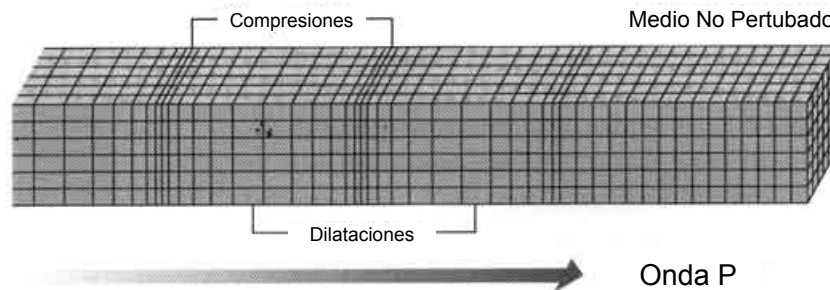


Figura 2.2: Esquema que describe la propagación de Ondas P [8].

2.1.2. Onda S

La onda S es una onda de corte o transversal en la cual las partículas viajan perpendicularmente a la dirección de la propagación de la onda. Es más lenta que las onda P, por lo cual recibe el nombre de secundaria. La velocidad de propagación β de la onda S depende de la densidad del material ρ y del módulo de corte μ , la cual está dada por

$$\beta = \sqrt{\frac{\mu}{\rho}} \quad (2.2)$$

Este tipo de onda no puede desplazarse por medios líquidos ($\mu = 0$).

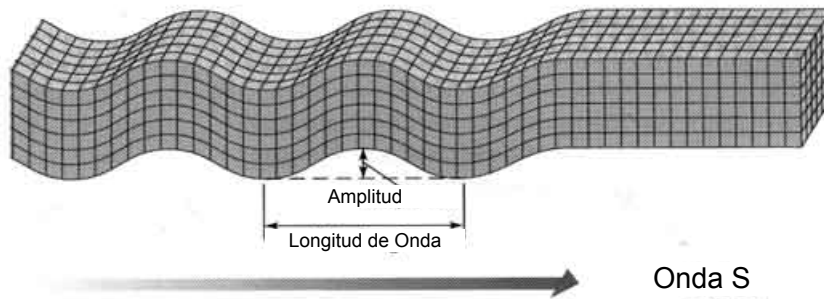


Figura 2.3: Esquema que describe la propagación Propagación de Ondas S [8].

2.1.3. Ondas Superficiales

Las ondas superficiales son aquellas que se originan cuando una onda de cuerpo (ondas P o S) se encuentra con una superficie libre, para luego propagarse en una dirección paralela a la superficie, con una amplitud que decrece con la distancia y profundidad. Existen dos tipos de ondas superficiales: de Love y las de Rayleigh. En esta memoria no se trabajará con este tipo de onda.

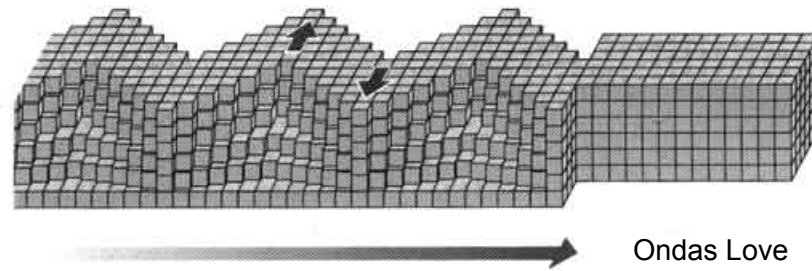


Figura 2.4: Esquema que describe la propagación propagación de Ondas Love [8].

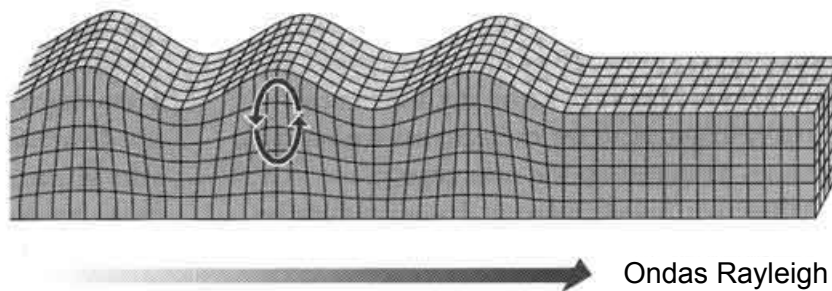


Figura 2.5: Esquema que describe la propagación propagación de Ondas Rayleigh [8].

2.1.4. Traza Sísmica

Una traza sísmica representa la respuesta del campo de ondas elásticas a la velocidad y los contrastes de densidad a lo largo de las interfases de las capas de rocas o los sedimentos a medida

que la energía viaja a través de las capas del subsuelo, desde una fuente hasta un receptor o un arreglo de receptores [30]. En una medición sísmica, existen tres componentes de movimiento (Norte - Sur, Este - Oeste y Vertical), de modo que cada sismo tiene tres trazas asociadas a su medición. En algunos de estas componentes es posible reconocer con mayor claridad algunos tipos ondas, como por ejemplo la llegada de la onda P, que es más clara en la componente vertical.

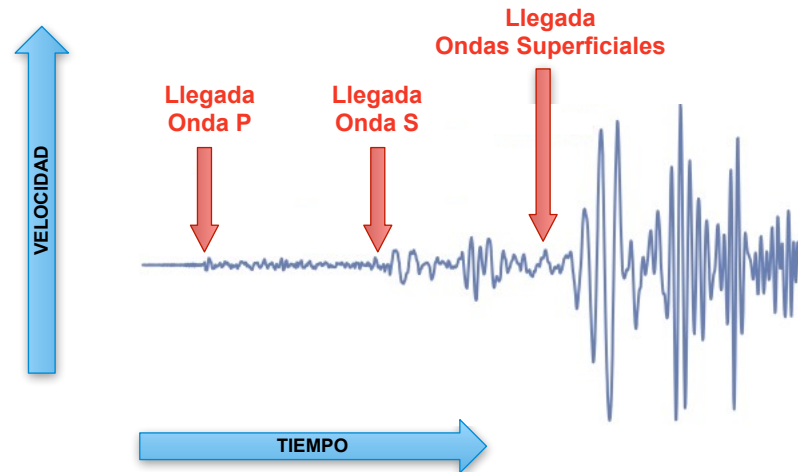


Figura 2.6: Esquema que representa una traza sísmica en velocidad indicando las llegadas de las ondas P, S y superficiales.

En la Figura 2.6 se aprecia una traza sísmica, en la cual se pueden identificar algunos momentos dentro de ella, como la llegada de las ondas P, S y superficiales, las cuales siempre aparecen en el orden recién mencionado. Las velocidades de las ondas P y S están directamente relacionadas con los tiempos de llegada de las mismas al receptor, pero a su vez también dependen de las densidades, propiedades elásticas de las rocas y de las características físicas del suelo por donde se propagan. En base a eso, es posible obtener varias trazas sísmicas distintas para un mismo sismo.

2.1.5. Definiciones Básicas en Sismología

Para efectos de este Trabajo de Título, es necesario definir algunos conceptos comunes en la sismología que serán usados recurrentemente.

- **Hipocentro:** El hipocentro es el punto dentro de la Tierra donde comienza la ruptura del terremoto.
- **Epicentro:** El epicentro corresponde al punto sobre la superficie de la Tierra ubicado verticalmente sobre el hipocentro.
- **Profundidad:** La profundidad de un sismo corresponde a la distancia vertical desde el epicentro hasta el hipocentro del sismo.
- **Falla:** Una falla es una fractura a lo largo de la cual los bloques de la corteza se han desplazado uno respecto al otro, en forma paralela a la fractura.
- **Magnitud:** La magnitud es una medida cualitativa que caracteriza el tamaño de un terremoto. Se han definido varias escalas para la medición de sismos, dentro de las más usadas son:

Magnitud Local (ML), Magnitud de Ondas Superficiales (Ms), Magnitud de Ondas de Cuerpo (Mb) y Magnitud de Momento (Mw).

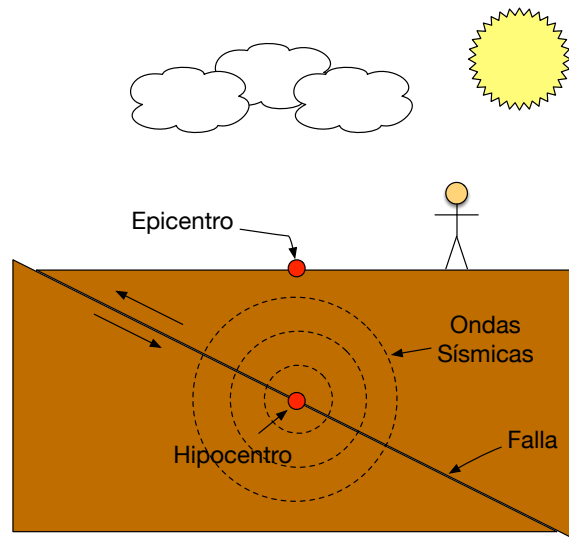


Figura 2.7: Gráfica del epicentro, hipocentro y plano de falla.

2.2. Estado del Arte

El estado del arte data desde hace más de treinta años, donde diversos autores han intentado abordar el problema desde diversas técnicas y perspectivas. Los primeros intentos de reconocimiento se aplicaron a la identificación automática de la onda P, para que luego de esos intentos Allen (1982) [2] propone que el reconocimiento de onda S podría mejorar si era analizado en el dominio de la frecuencia.

El estudio del reconocimiento automático de las distintas fases dentro de un sismo continuó por Baer & Krandolfer (1987) [5], los cuales propusieron herramientas de análisis de señales temporales, que finalmente fueron aplicadas a la detección de ondas P.

Por otro lado, algunos artículos comenzaron a señalar el hecho que la detección de onda S presentaba una gran dificultad en su identificación, debido a la cantidad de parámetros involucrados en su forma (Dowla, *et al.* 1990) [10]. En esta misma fecha, las redes neuronales empezaron a ser usadas ampliamente en este tema, ya que permiten una gran variabilidad de tipos de señales y además de distinguir distintas perturbaciones, ya sea explosiones, derrumbes o sismos (Dysart & Pully, 1990) [11].

El inicio del estudio de la identificación de la onda S comienza con Cichowicz (1993) [9], el cual propuso un método de identificación basado en tres variables de un sismo: el ángulo de deflexión, el grado de polarización y la relación entre la energía transversal y total. Este tipo de análisis presenta una detección mediante un umbral definido, que en caso de ser superado, se reconocía la onda como S. Este método presentó entre un 65 % a un 70 % de casos favorables con la base de datos.

Estudios posteriores hechos por Wang & Teng (1997) [34] han desarrollado varios métodos de detección usando redes neuronales de retropropagación, con resultados del 74 % de reconocimiento efectivo, lo cual permitió concluir que esta metodología es muy eficiente para el procesamiento de señales en tiempo real. Paralelo a estos estudios, Anant & Dowla (1997) [4] comenzaron el análisis de las señales sísmicas con la Transformada *wavelet*, el cual permitía la separación de las ondas P y S. Otros estudios utilizando la misma técnica fueron hechos por Tibuleac *et al.* (1999) [31] y Gendron *et al.* (2000) [14], que usaron la Transformada *wavelet* para descomponer la señal, con el fin de obtener sus coeficientes y determinar mediante técnicas probabilísticas la identificación de las llegadas de distintas fases.

Desde el año 2000, el reconocimiento se ha trabajado arduamente con redes neuronales, mejorando su identificación con diversas modificaciones a los algoritmos de retropropagación, como han propuesto diversos autores como Bai & Kennett, (2000) [6] o Gentili & Michelini (2006) [15].

Actualmente los métodos de identificación automática de las ondas P y S, tienen un margen de error entre 0,1 a 0,2 [s] con respecto al tiempo obtenido manualmente con 80- 90 % de la base de datos como Nakamura *et al.*, (2007) [24], Baillard *et al.*, (2014) [7], Gentili & Michelini (2006) [15]. Sin embargo, los artículos nombrados anteriormente presentan bases de datos pequeñas, de alrededor de 300 a 900 sismos y con un preprocesamiento bastante exhaustivo.

2.3. Transformada de Fourier

La transformada de Fourier permite representar señales en bases de Fourier (frecuencia) que originalmente poseen una representación temporal. Un gran número de clases de funciones puede ser representada como una combinación lineal de exponenciales complejas con sus respectivas frecuencias entre $[-\pi, \pi]$. Específicamente, para una señal discreta $x(n)$, esta puede ser descrita como:

$$x(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} X(\omega) e^{j\omega n} d\omega \quad (2.3)$$

$$X(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n) e^{-j\omega n} \quad (2.4)$$

Las Ecuaciones 2.3 y 2.4 son conocidas como la Transformada Discreta de Fourier para la secuencia $x(n)$. La ecuación 2.3 representa $x(n)$ como una superposición infinitesimalmente pequeña de exponenciales complejas $d\omega X(\omega) e^{j\omega n}$, donde $X(\omega)$ determina el peso relativo de cada exponencial [27].

El uso de la Transformada de Fourier en distintos ámbitos de la ciencia y de la ingeniería llevó al desarrollo de la Transformada Rápida de Fourier (FFT), la cual es un algoritmo para obtener rápida y eficientemente la Transformada Discreta de Fourier. La reducción en el número de operaciones se logra a través de la descomposición del vector $x(n)$ sucesivamente en varias secuencias de menor tamaño, aplicándoles DFT a cada una de ellas [18]. El método queda descrito matemáticamente

como:

$$x(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N-1} X(k) e^{j \frac{2\pi}{N} kn}, \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (2.5)$$

$$X(k) = \sum_{n=1}^{N-1} x(n) e^{-j \frac{2\pi}{N} kn}, \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (2.6)$$

donde N es el número de la potencia de 2 más cercano a la muestra y $X(k)$ es la FFT de la serie $x(n)$.

2.3.1. Transformada de Fourier en Tiempo Reducido

La Transformada Fourier en Tiempo Reducido (en inglés *Short-Time Fourier Transform*, STFT), consiste en separar la Transformada de Fourier en trozos, aplicándola a una ventana móvil $w[n, \tau]$, donde τ es la posición de la ventana, a lo largo de toda la señal. Las ventanas son típicamente sobrelapadas para evitar discontinuidades en la forma de onda. Por ejemplo, la ventana de Hamming, está dada por la secuencia

$$w(n, \tau) = 0,54 - 0,4 \cos \left(\frac{2\pi(n - \tau)}{N_\omega - 1} \right) \quad (2.7)$$

para $0 \leq n \leq N_\omega - 1$ y una nula para cualquier otro valor de n , donde N_ω es la duración de la ventana. El valor de N_ω es comúnmente elegido considerando el *trade-off* entre el ancho de la ventana y la resolución en frecuencia, ya que para una ventana muy pequeña se gana exactitud temporal [27], pero se pierde contenido en frecuencia de la señal analizada, e inversamente con una ventana muy grande se pierde exactitud temporal pero se gana mayor contenido en frecuencia. La Transformada de Fourier en Tiempo Reducido se define como

$$X(\omega, \tau) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n, \tau) e^{j\omega n} \quad (2.8)$$

donde

$$x(n, \tau) = w(n, \tau)x(n) \quad (2.9)$$

que representa una ventana de la señal analizada, centrada en un tiempo τ .

El espectrograma es una forma gráfica de mostrar la magnitud de la variación temporal de las características espectrales de la señal que entrega la STFT. El espectrograma puede ser obtenido a través de la siguiente expresión

$$S(\omega, \tau) = |X(\omega, \tau)|^2 \quad (2.10)$$

la cual puede ser interpretada como una “densidad de energía” bidimensional, relativa a la información espectral unidimensional que entrega la Transformada de Fourier pero para diferentes localizaciones temporales.

En la Figura 2.8 se muestra un espectrograma aplicado a una señal sísmica, en él puede observarse el contenido en frecuencia de la señal temporal, pudiendo identificarse algunas frecuencias predominantes de la señal.

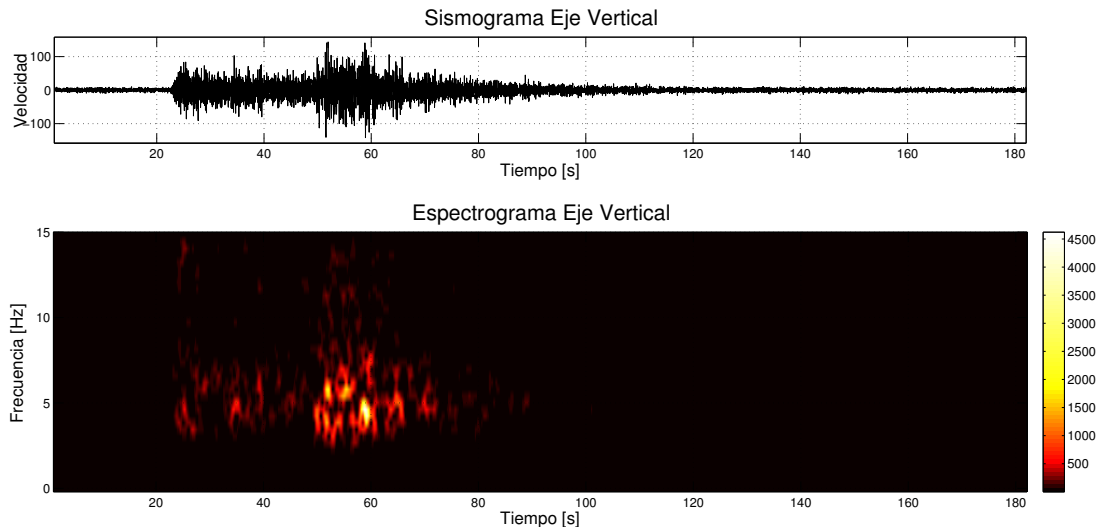


Figura 2.8: Ejemplo espectrograma realizado a una señal sísmica.

2.4. Transformada Wavelet

Los *wavelets* son funciones que cumplen ciertas condiciones matemáticas y son usadas para representar datos o funciones. Como ya se mencionó en la sección anterior, este tipo de descomposición, a diferencia de la Transformada de Fourier, se basa en la descomposición de la señal en *wavelets* y no en funciones sinusoidales de distinta frecuencia. La transformada *wavelet* de una serie discreta $x(n)$ se obtiene a través de una señal base o una función *wavelet* madre Ψ_0 , la cual debe cumplir con un promedio temporal igual cero y debe estar localizada en el espacio de tiempo - frecuencia [12]. Un ejemplo de una función *wavelet* es *Wavelet Morlet*, la cual es una señal modulada por una Gaussiana

$$\Psi_0[\eta] = \pi^{-\frac{1}{4}} e^{j\omega_0\eta} e^{-\frac{\eta^2}{2}} \quad (2.11)$$

donde ω_0 es una frecuencia adimensional donde en la *Wavelet Morlet* se tiene $\omega_0 = 6$ para cumplir con la condición de admisibilidad [12] y η es el tiempo adimensional dada una escala s y tiempo localizado n , según el tiempo de muestreo Δt . La función *wavelet* fue normalizada por $(\frac{\Delta t}{s})^{\frac{1}{2}}$ para asegurarse que no aporte mayor energía adicional a la onda de estudio.

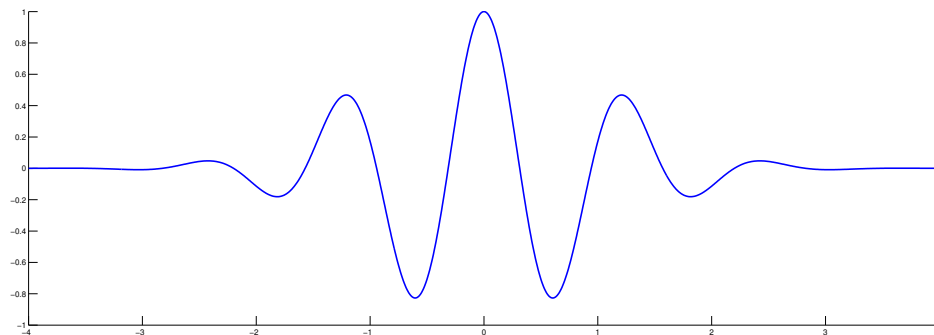


Figura 2.9: Forma de Onda de una *Wavelet Morlet*

Luego, la Transformada *wavelet* se define como

$$W_n(s) = \sum_{n'=0}^{N-1} x(n) \Psi^* \left[\frac{(n' - n)\Delta t}{s} \right] \quad (2.12)$$

donde el Ψ^* es el conjugado de Ψ .

2.4.1. Basic Matching Pursuit

Matching Pursuit fue introducido por Mallat & Zhang (1993) [22], pero pensado para ser aplicado en el aprendizaje de máquinas más que al procesamiento de señales. Para efectos de esta investigación se utilizará la versión del algoritmo *Basic Matching Pursuit*. El algoritmo se basa en lo siguiente: sean l observaciones $\{y_1, y_2, \dots, y_l\}$ de una función meta $f \in \mathcal{H}$ evaluada en los puntos x_1, x_2, \dots, x_l , donde \mathcal{H} es un espacio de funciones de Hilbert. Por otro lado, se considera un diccionario finito $\mathcal{D} = \{d_1, d_2, \dots, d_M\}$ de M funciones pertenecientes a un espacio de Hilbert \mathcal{H} . El algoritmo busca encontrar una aproximación *sparse* a la función f , de la forma

$$f_N = \sum_{n=1}^N a_n g_n(t) \quad (2.13)$$

donde N es la cantidad de *funciones básicas* con la cual puede ser aproximada la función f , $g_i \in \mathcal{D}$ en una función básica, $\alpha_i \in \mathbb{R}^N$ corresponde a los coeficientes de la aproximación. f_N representa una aproximación de f usando exactamente N funciones básicas distintas tomadas del diccionario \mathcal{D} .

La notación a utilizar para la explicación del algoritmo es la siguiente:

- Por cada función $f \in \mathcal{H}$, se denotará \vec{f} para representar un vector l -dimensional que corresponde al valor de f evaluado en esos l puntos.
- Se define $\vec{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ como el vector meta.
- El vector de residuos es definido como $\vec{R}_N = \vec{y} - \vec{f}_N$.
- $\langle \vec{h}_1, \vec{h}_2 \rangle$ representa el producto punto entre \vec{h}_1 y \vec{h}_2 .
- $\|\vec{h}\|$ denota la norma L_2 (euclidiana) de un vector \vec{h} .

El objetivo del algoritmo es encontrar la combinación de funciones básicas $\{g_1, g_2, \dots, g_N\} \subseteq \mathcal{D}$ y sus respectivos coeficientes $\{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N\} \subseteq \mathbb{R}^N$ de modo que se resuelva el siguiente problema de minimización

$$\text{mín} \quad \sum_{i=1}^l (y_i - f_N(x_i))^2 \quad (2.14)$$

Para un caso general, no es posible usar propiedades específicas de una familia de funciones que compongan el diccionario, por lo tanto, encontrar las N funciones óptimas $\{g_1, \dots, g_N\}$ implica una exhaustiva búsqueda sobre todas las posibilidades sobre un diccionario de M funciones básicas

($M!/(N!(M-N)!)$ posibilidades). El procedimiento anteriormente descrito es computacionalmente muy ineficiente, por lo que el algoritmo *Basic Matching Pursuit* procede de una forma bastante ávida y constructiva [33] :

- Se comienza con $\vec{f}_0 = 0$, y de forma recursiva se van añadiendo a la base que inicialmente se encontraba vacía, de manera que en la etapa n se reduce la norma del residuo $\vec{R}_n = \vec{y} - \vec{f}_n$.
- Dado \vec{f}_n se construye:

$$\vec{f}_{n+1} = \vec{f}_n + \alpha_{n+1}\vec{g}_{n+1} \quad (2.15)$$

donde se buscan $g_{n+1} \in \mathcal{D}$ y $\alpha_{n+1} \in \mathbb{R}$ de modo que se minimice el error residual, es decir, la raíz de la norma del siguiente residuo:

$$\begin{aligned} \|\vec{R}_{n+1}\|^2 &= \|\vec{y} - \vec{f}_{n+1}\|^2 \\ &= \|\vec{y} - (\vec{f}_n + \alpha_{n+1}\vec{g}_{n+1})\|^2 \\ &= \|\vec{R}_n - \alpha_{n+1}\vec{g}_{n+1}\|^2 \end{aligned} \quad (2.16)$$

Formalmente:

$$(g_{n+1}, \alpha_{n+1}) = \operatorname{argmin}_{g \in \mathcal{D}, \alpha \in \mathbb{R}} \|\vec{R}_n - \alpha\vec{g}\|^2 \quad (2.17)$$

- Para cualquier función básica $g \in \mathcal{D}$, el α que minimiza $\|\vec{R}_n - \alpha\vec{g}\|^2$ está dado por

$$\begin{aligned} \frac{\partial \|\vec{R}_n - \alpha\vec{g}\|^2}{\partial \alpha} &= 0 \\ -2\langle \vec{g}, \vec{R}_n \rangle + 2\alpha\|\vec{g}\|^2 &= 0 \\ \alpha &= \frac{\langle \vec{g}, \vec{R}_n \rangle}{\|\vec{g}\|^2} \end{aligned} \quad (2.18)$$

Para este valor óptimo de α , se tiene

$$\begin{aligned} \|\vec{R}_n - \alpha\vec{g}\|^2 &= \left\| \vec{R}_n - \frac{\langle \vec{g}, \vec{R}_n \rangle}{\|\vec{g}\|^2} \vec{g} \right\|^2 \\ &= \|\vec{R}_n\|^2 - 2\frac{\langle \vec{g}, \vec{R}_n \rangle}{\|\vec{g}\|^2} \langle \vec{g}, \vec{R}_n \rangle + \left(\frac{\langle \vec{g}, \vec{R}_n \rangle}{\|\vec{g}\|^2} \right)^2 \|\vec{g}\|^2 \\ &= \|\vec{R}_n\|^2 - \left(\frac{\langle \vec{g}, \vec{R}_n \rangle}{\|\vec{g}\|} \right)^2 \end{aligned} \quad (2.19)$$

Luego, el $g \in \mathcal{D}$ que minimiza la expresión (2.17), también minimiza (2.19), que corresponde a la maximización de $\frac{\langle \vec{g}, \vec{R}_n \rangle}{\|\vec{g}\|}$. En otras palabras, esa es la función del diccionario que corresponde al vector “más colineal” con el residuo correspondiente.

En conclusión, el g_{n+1} minimizado en (2.17) es uno de los máximos de $\|\frac{\langle \vec{g}_{n+1}, \vec{R}_n \rangle}{\|\vec{g}_{n+1}\|}\|$ y el α correspondiente es

$$\alpha_{n+1} = \frac{\langle \vec{g}_{n+1}, \vec{R}_n \rangle}{\|\vec{g}_{n+1}\|^2}$$

El algoritmo itera hasta que se alcanza las N funciones básicas y sus respectivos coeficientes.

2.5. Dimensión Fractal

Un fractal es por definición un conjunto métrico para el cual la dimensión de Hausdorff-Besicovitch excede estrictamente la dimensión topológica [23]. La dimensión de Hausdorff-Besicovitch generaliza la dimensión topológica de un conjunto típico, el cual siempre es número natural a un número real no negativo. En el caso de una curva en el plano, donde típicamente las curvas topológicas son unidimensionales, una curva fractal tiene una dimensión D que está en el rango $1 \leq D \leq 2$. Es posible afirmar que la dimensión fractal cuantifica el grado de complejidad de una curva fractal. Las bases teóricas de la teoría fractal pueden ser encontrada en Mandebrot (1983) [23], Feder (1988) [13] y Peitgen *et al.* (1992) [26]. El uso de fractales en geofísica está completamente descrito en Turcotte (1997) [32] y Korvin (1992) [21].

Las curvas fractales pueden ser clasificadas como autosimilares o autoafines. De acuerdo a Turcotte (1997) [32], una definición formal de un fractal autosimilar en un espacio 2D xy es tal $f(rx, ry)$ es estadísticamente similar a $f(x, y)$, donde r es un factor de escala. Por el otro lado, un fractal autoafín es tal que $f(rx, r^{H_a}y)$ es estadísticamente similar a $f(x, y)$, donde H_a es conocido como la medición de Hausdorff.

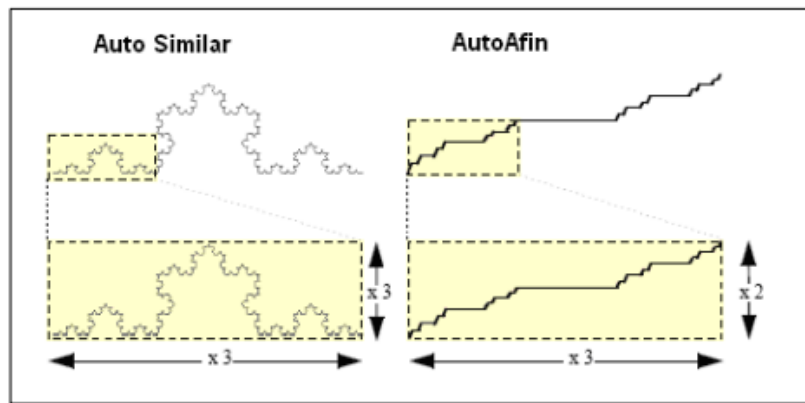


Figura 2.10: Ejemplo de Fractales Autoafines y Autosimilares [17].

En la Figura 2.10 se aprecia la diferencia gráfica de estos dos tipos de curvas. Los fractales autosimilares se repiten constantemente en cualquier dirección que uno se acerque a ellos, mientras que los fractales autoafines cumplen esto sólo en algunas direcciones.

La definición de la dimensión fractal para un fractal autoafín está dada por

$$H_a = 2 - D \quad (2.20)$$

Para una serie de tiempo, una definición equivalente para un fractal autoafín es requerido que el variograma $V(h)$ escala

$$V(h) \sim h^{2H_a} \quad (2.21)$$

donde $V(h)$ es definido como el valor esperado de la diferencia al cuadrado de los valores de una serie de tiempo $s(t)$ que son separadas por un retardo h .

Existen varios métodos para determinar la dimensión fractal, dependiendo si un fractal es autoafín o autosimilar (Klinkenberg, 1994) [20]. El método del variograma (Korvin, 1992) [21] es una

forma robusta y cómoda de determinar la dimensión fractal para curvas autoafines. El método se basa en la combinación de las ecuaciones 2.18 y 2.21 lo cual entrega la siguiente relación sobre el variograma

$$V(h) \sim h^{4-2D} \quad (2.22)$$

Para determinar el valor de $V(h)$ en la práctica, se determina su valor para distintos valores de h y es graficado en un gráfico log-log (también conocido como un gráfico de Mandelbrot-Richardson). Luego, la Ecuación 2.22 se vuelve lineal al tomar el logaritmo a ambos lados, por lo que la determinación de D queda resuelta al encontrar la pendiente b en

$$D = 2 - \frac{b}{2} \quad (2.23)$$

Capítulo 3

Metodología

3.1. Base de Datos Original

El dato entregado en primera instancia consistió en una traza continua en velocidad, desde el 1 al 9 de Junio de 2013, de 26 estaciones sismológicas ubicadas en las cercanías de Pisagua, Norte de Chile. Los datos fueron obtenidos con una tasa de muestreo de 100 [Hz] en tres ejes de medición (Norte-Sur, Este-Oeste y Vertical). Dentro de esos 9 días de datos continuos se seleccionó, en base a la información entregada por la investigación del Proyecto FONDECYT N° 1130071, los 200 sismos de mayor magnitud ML registrados por la red en dicho periodo de tiempo. Los pasos para la creación de la base de datos se detalla a continuación:

- **Transformación de Formato:** Los datos inicialmente entregados se encontraban en formato SEISAN, el cual es un formato que solo puede ser leído por el programa del mismo nombre. Para su exportación se usó el programa en Python “ObsPy”, el cual permite la transformación entre varios tipos de formatos usados en sismología. Para este caso en particular, los datos debían ser transformados a formato ASCII para su posterior lectura en MATLAB.

```
TIMESERIES CL_ACPS__SHZ_D, 704928 samples, 100 sps, 2014-06-27T20:54:31.360000, TSPAIR, INTEGER,  
2014-06-27T20:54:31.360000 62  
2014-06-27T20:54:31.370000 61  
2014-06-27T20:54:31.380000 63  
2014-06-27T20:54:31.390000 59  
2014-06-27T20:54:31.400000 60  
2014-06-27T20:54:31.410000 56  
2014-06-27T20:54:31.420000 55  
2014-06-27T20:54:31.430000 60  
2014-06-27T20:54:31.440000 62
```

Figura 3.1: Ejemplo Formato de Exportación SEISAN a MATLAB, primera fila encabezado con información de la medición, siguientes filas con el formato fecha - hora - velocidad.

Los datos finalmente transformados contenían en cada fila la fecha-hora de la medición y la velocidad captada por la estación en ese instante correspondiente.

- **Extracción del Sismos y Lectura en MATLAB:** Una vez exportada la información a formato ASCII, se procedió a extraer cada sismo del continuo de datos, usando nuevamente los datos del Proyecto FONDECYT N° 1130071 con su tiempo de inicio y duración. El objetivo de este proceso es separar los 200 eventos uno por uno.

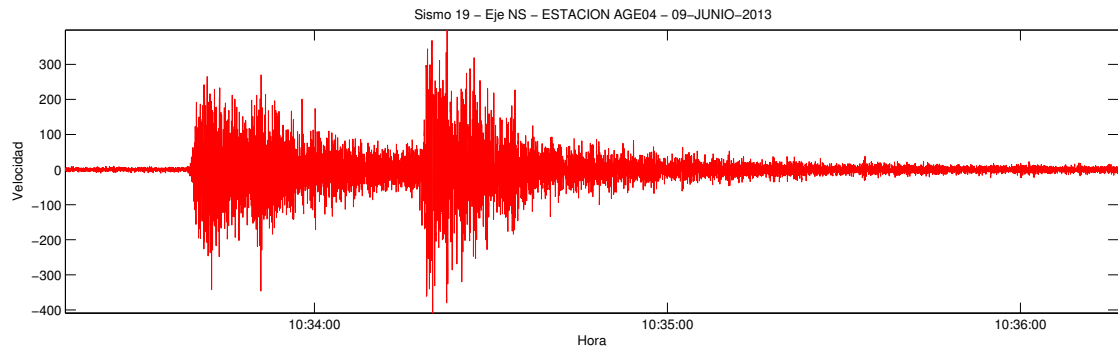


Figura 3.2: Ejemplo de un sismo extraído de la base de datos en formato MATLAB.

En la Figura 3.2, es posible apreciar un ejemplo de un sismo el cual fue extraído de un continuo de la base de datos original. En general, todos los sismos fueron extraídos aproximadamente 20 [s] antes que llegase la onda P.

Finalmente, todos los eventos fueron guardados una vez extraídos de la base de datos, creando un archivo respectivo por cada eje y estación (por ejemplo, si un sismo fue medido por las 26 estaciones existen 78 archivos en total).

Cabe destacar que las mediciones de velocidad mostradas en los gráficos de esta memoria no corresponden necesariamente a una magnitud física típica (m/s, km/h o similares), sino que es una respuesta eléctrica o instrumental proporcional a la velocidad en ese instante de tiempo.

3.2. Selección de Datos y Base de Datos Final

De los 200 sismos seleccionados por magnitud, finalmente se redujo a 123 sismos para la base de datos definitiva. Los motivos para el filtrado de datos fueron los siguientes:

- Sismos que no tenían previamente identificados los tiempos de ondas P y S de forma manual.
- Sismos mal extraídos de la base de datos original.
- Muestras demasiado extensas temporalmente.

En su mayoría, los sismos ya poseían sus tiempos de ondas P y S identificados manualmente por un humano, lo cual hizo posible comparar los métodos automáticos que se proponen en este trabajo. El tercer problema, relativo al tamaño temporal de las señales, será explicado y discutido en el siguiente capítulo.

En la Tabla 3.1 se presentan las magnitudes y frecuencias de los sismos que finalmente se usaron para las pruebas posteriores. Las características de los sismos seleccionados (fecha, hora, magnitud exacta, hipocentro) pueden ser encontrados en el Anexo A.

Magnitud (ML)	Nº de Sismos
4,3	15
4,4	26
4,5	25
4,6	23
4,7	21
4,8	6
4,9	2
5,0	2
5,1	2
5,2	1

Tabla 3.1: Distribución de Frecuencias en Magnitud Local.

Dado que cada sismo era generalmente captado desde 6 a 20 estaciones, un sismo podía tener varias trazas asociadas a cada medición. En total se analizaron 1084 trazas de los 123 sismos finales.

3.2.1. Tratamiento de la Base de Datos

Los datos fueron previamente tratados con dos tipos de procedimientos que se describen a continuación:

- **Resta de Media Aritmética:** La resta de la media aritmética del sismo fue para centrar todos los datos entorno a la media nula ya que las herramientas aplicadas sobre las señales tienen un mejor comportamiento ante este tipo de característica. En general, la mayoría de las trazas tienen una media muy cercana a cero, pero debido a algunas descalibraciones de los instrumentos de medición, éstas se desplazan.
- **Normalización:** La normalización de las señales consiste en dejar la señal de muestra en el rango -1 y 1, siguiendo la siguiente formula

$$\vec{X} = \frac{X_i - \bar{X}}{\text{Rango}(\vec{X})} \quad (3.1)$$

Donde \vec{X} es el vector de datos, \bar{X} es la media aritmética del vector de datos y $\text{Rango}(\vec{X})$ es la diferencia entre el máximo y mínimo valor del vector \vec{X} .

3.3. Identificación Manual de Ondas P y S

Como se describió en los Capítulos 1 y 2, la identificación de este tipo de ondas permite realizar tomografías sísmicas, por lo que la identificación o “picado” (del inglés, *picking*) depende de una persona la cual reconoce visualmente los tiempos de llegada de las ondas y la duración del sismo. En general, existe mucha variabilidad de trazas sísmicas, lo cual es relativo a todos los factores que están involucrados en la medición de un sismo y en la naturaleza de los mismos. A pesar de lo anterior, es posible la identificación visual de los tiempos de llegada de las ondas P y S y “aprender” a reconocer estos momentos en una traza.

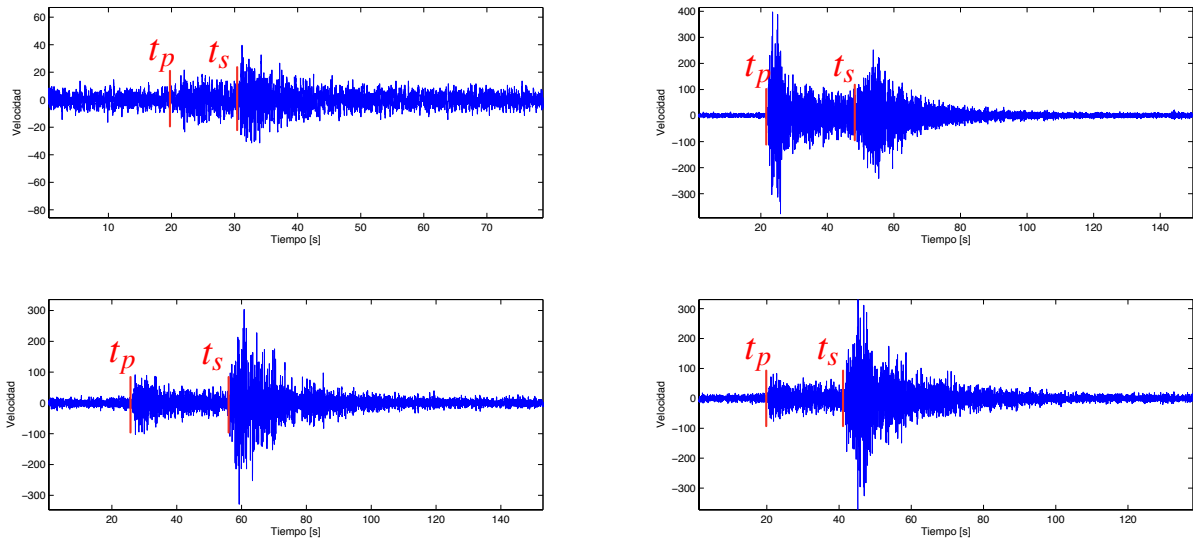


Figura 3.3: Cuatro ejemplos de distintas trazas sísmicas en su eje Norte-Sur las cuales poseen distintas formas de ondas.

En la Figura 3.3 se muestra cuatro ejemplos de sismos, los cuales tienen una notoria diferencia en su forma de ondas. En cada una de las trazas se indican adicionalmente los tiempos de llegada de las ondas P y S reconocidas manualmente. Como se aprecia en la misma Figura 3.3, en general los tiempos de llegada de las ondas son identificables ya que se presentan saltos en la señal que son perceptibles a la vista: en primera instancia se reconoce a la onda P como la primera alza en la señal y luego la onda S como la segunda. Todas las trazas recién presentadas fueron extraídas de la base de datos final que se usó en esta investigación.

3.4. Identificadores y Criterios de Autodetección

Como ya se explicó en el Capítulo 2, existen algunas componentes de medición donde las ondas tienen una mayor claridad en sus respectivas trazas. Por lo tanto, para efectos de la detección de las llegadas de las ondas P y S, se usará el eje vertical para la identificación de la onda P y los ejes Norte-Sur y Este-Oeste para onda S.

3.4.1. Método de Espectrogramas

Este método consistió en el uso del espectrograma como herramienta de identificación de las ondas P y S. Como puede ser observado en la Figura 3.4.b, existen incrementos en la energía de la señal para algunas bandas de frecuencias en algunos tiempos específicos, que coinciden con la llegada de las ondas P y S.

Para la creación de un espectrograma debe elegirse un ancho y tipo de ventana y un porcentaje de solapamiento entre ventanas. Como ya se mencionó en el Capítulo 2, el mayor problema que presenta este método es la pérdida de resolución en frecuencia cuando se toma una ventana muy pequeña temporalmente, por lo cual se hace más difícil la detección temporal. Gibbons & *et al.* (2008) [16] recomienda tomar una ventana de 3 [s] para una detección correcta, para una frecuencia de muestreo de 50 [Hz].

En base a lo anterior, este método se usó para detectar la llegada de los primeros frentes de ondas, en particular la onda P. El algoritmo de detección se basó en los siguientes pasos:

- A cada traza sísmica se le determinaba su respectivo espectrograma.
- Se discretizaba el espectrograma y se determinaba el promedio de todos los cuadros de la discretización, el cual equivale a un promedio energético por ventana (Figura 3.4.b).
- Una vez obtenido el valor del promedio energético de cada ventana de tiempo, se procedía a determinar la desviación estándar de esos valores a usar como umbral. En Figura 3.4.c se muestra cómo varía el promedio energético temporal en la traza.
- Se identificaba como llegada de onda P cuando dos promedios de energía de ventanas de tiempo consecutivas superaba el umbral del punto anterior.

En general el umbral no era necesariamente el valor preciso de la desviación estándar, si no que también, podía ser algún valor porcentual de ella, con el fin de poder ajustar la sensibilidad del detector.

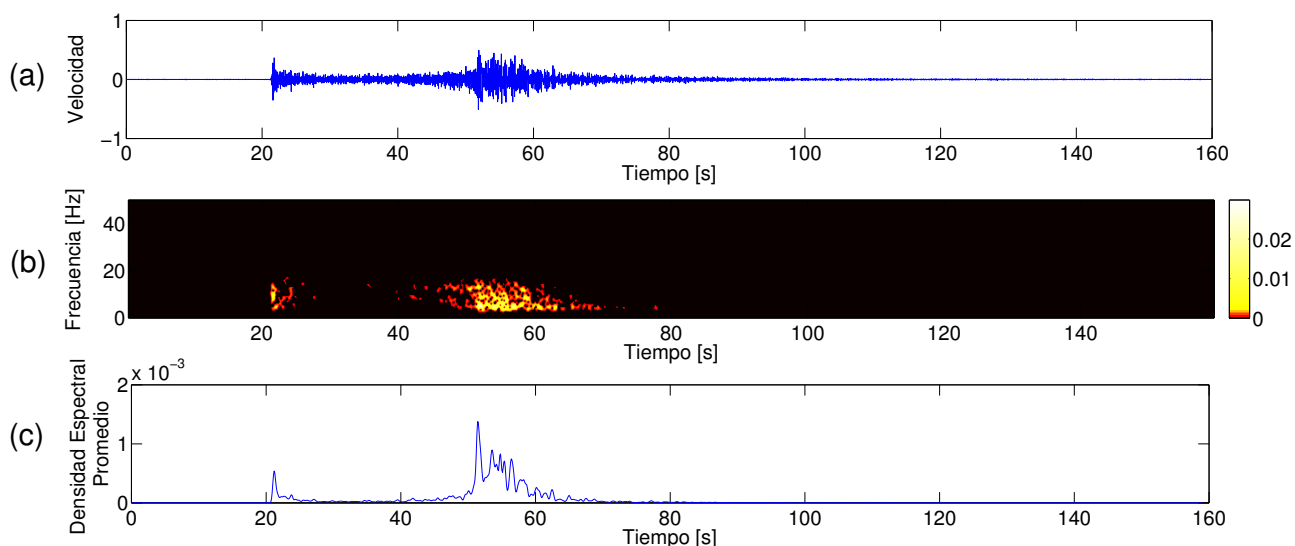


Figura 3.4: (a) Traza Sísmica en Tiempo (b) Espectrograma de la Señal (c) Densidad Espectral Promedio

En la Figura 3.4 se muestra gráficamente el método anteriormente descrito. A los 20 segundos se aprecia un aumento considerable en el valor energético promedio de la señal, el cual es reconocido como la llegada de la onda P. En este caso, la ventanas de tiempo tenían un solape del 90 %, de modo que la pérdida temporal de información es muy pequeña.

3.4.2. Método de Dimensión Fractal

El análisis fractal determina la dimensional fractal de la curva que representa el sismograma hasta cierto instante de tiempo. Este método ha sido documentado previamente en diversos artículos, Sabbione & Velis (2010) [29] y Sabionne *et al.* (2011) [28], como detector de primeros arribos de la señales sísmicas, por lo que para efectos de este trabajo se usó para la detección de la onda P. El método solicita un tamaño de ventana móvil n_f para poder determinar el variograma del sismograma y luego la dimensión fractal, como se explicó en el Capítulo 2. La curva fractal es determinada con n_f muestras temporales, de modo que al último valor de la ventana se le asigna la dimensión fractal de la curva. De este modo, la ventana móvil se va moviendo cada n_f muestras y va determinando la dimensión de la ventana para cada muestra temporal del sismograma. El método queda matemáticamente explícito determinando el valor del variograma de la señal $s(t)$ como

$$V(t, h) = \frac{1}{n_f - h} \sum_{j=t-n_f+h+1}^t (s(j) - s(j - h))^2 \quad (3.2)$$

para cuatro retardos distintos $h = 1, 2, 3$ y 4 . Como se explicó en Capítulo 2, existe una relación exponencial entre h y el variograma $V(t, h)$ (Ecuación 2.22), de modo que existe una relación lineal entre $\log(h)$ y $\log V(t, h)$ para un mismo instante de tiempo t . Este mismo procedimiento es hecho para todos los instantes de tiempo de la señal, obteniéndose así el valor de la dimensión fractal en el tiempo.

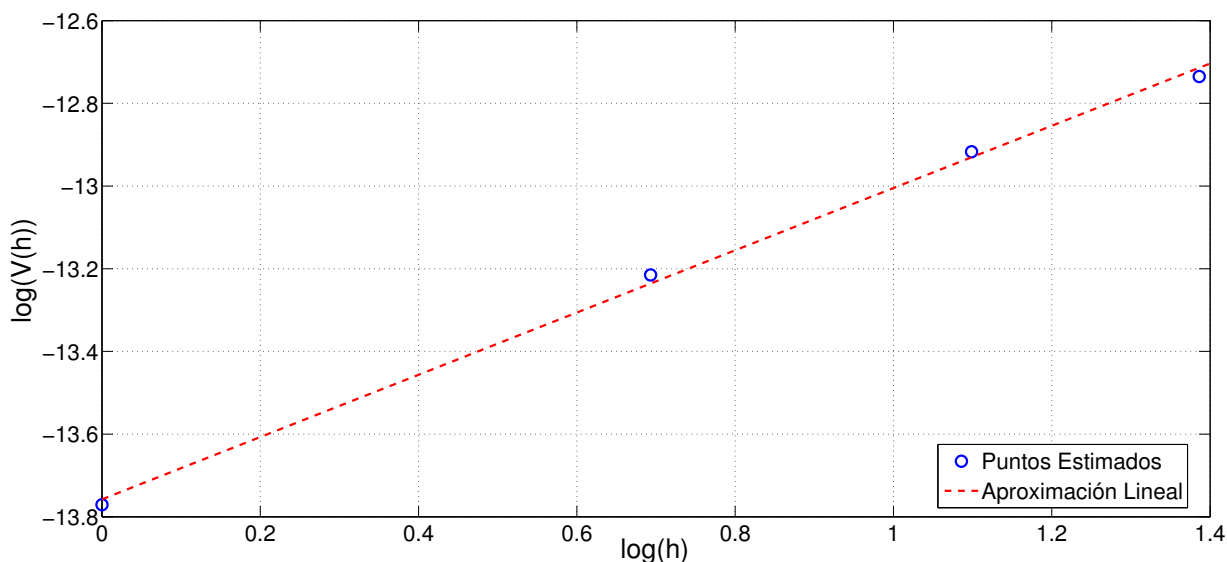


Figura 3.5: Determinación de la dimensión fractal de la señal sísmica mediante una aproximación lineal del variograma

En la Figura 3.5 se muestra el procedimiento para la determinación de la dimensión $D(t)$; los cuatro puntos del variograma son gráficos en el gráfico log-log y se estima la pendiente de la recta mediante una aproximación lineal de los puntos. Finalmente, conocida la pendiente de la recta estimada y usando Ecuación 2.23, es posible determinar la dimensión fractal de la curva en ese instante de tiempo.

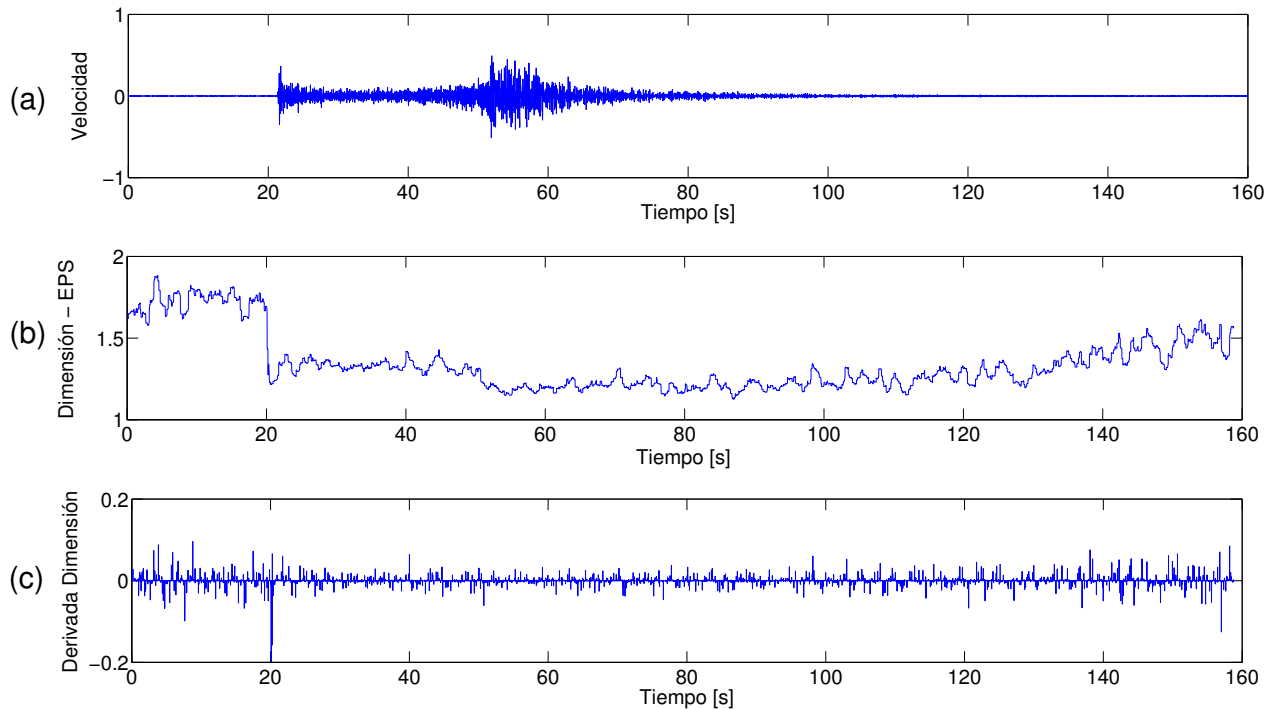


Figura 3.6: (a) Trazas Sísmicas - (b) Dimensión Fractal para una ventana móvil de 1,2 [s] (120 muestras) - (c) Derivada Discreta de la Dimensión Fractal

En la Figura 3.6 se muestra el sismograma, la dimensión fractal temporal asociada al sismograma y la derivada discreta de la dimensión fractal. En el gráfico 3.6.b donde se muestra la variación de la dimensión fractal en el tiempo, es posible apreciar una abrupta baja en el valor de la dimensión cuando se hace presente la primera llegada de ondas. En base a lo anterior, la derivada discreta de la señal (resta de dos valores consecutivos) presenta un mínimo en ese punto, el cual se reconoce como la llegada de la onda P.

Adicionalmente, algunos autores como Jiao & Moon (2000) [19] y Sabbione & Velis (2010) [29], proponen en este método la suma de ruido blanco a la señal, con el objetivo de decorrelacionar el ruido de baja amplitud presente en las estaciones de medición, para que de este modo se pueda apreciar de mejor forma la dimensión fractal de la señal de interés. La literatura del método también recomendaba filtrar la dimensión fractal resultante con el filtro EPS [29] con el fin de apreciar de forma más clara el cambio de la dimensión y tener resultados más precisos.

3.4.3. Basic Matching Pursuit

El método *Basic Matching Pursuit* permite descomponer la señal en una cantidad finita de “átomos” de modo que busca minimizar la norma L_2 entre la señal original y la señal aproximada. El algoritmo ya viene programado en MATLAB, por lo cual sólo es necesario ingresar la señal, la cantidad de átomos y los diccionarios para descomponer la señal. Para aplicar la descomposición se utilizaron dos diccionarios básicos: *sym4* y *wpsym4*, estos diccionarios fueron elegidos sin criterios previos, con el fin de experimentar qué efectos tenía sobre la señal. A continuación, se muestra la aplicación del algoritmo Basic Matching Pursuit a una traza, usando una descomposición de 50 átomos.

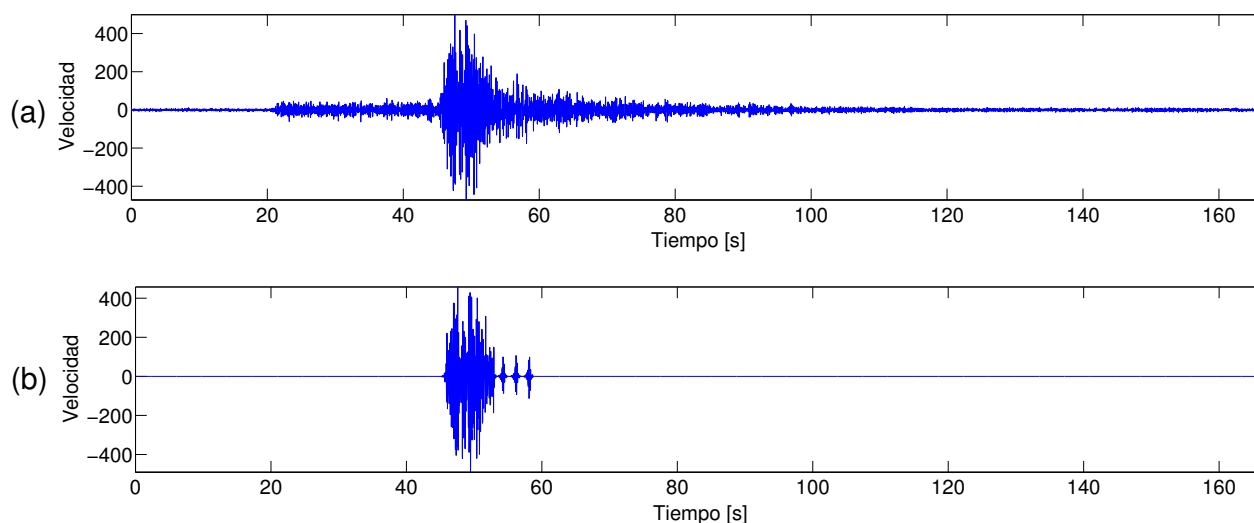


Figura 3.7: Descomposición Wavelet de una Traza Sísmica (50 átomos): (a) Traza Completa (b) Descomposición

Los resultados de la aplicación del algoritmo son mostrados en la Figura 3.7, en donde es posible apreciar gráficamente la aproximación del método. Los resultados entregados son bastante interesantes del punto de vista sismológico ya que elimina los rastros de la onda P existente antes de la llegada de la onda S. Esto es debido a que la aproximación desea disminuir su error con las partes más energéticas de la señal por lo que intenta identificar la onda S, que suele ser más energética que la onda P. Los resultados de esta prueba hacen fácil el hallazgo de la onda S, ya que la llegada de esta onda puede ser identificada como el primer valor no nulo que encuentra la señal luego de aplicarle el algoritmo.

El método de identificación propuesto anteriormente (detección del primer valor no nulo) es válido para una gran cantidad de trazas presentes en la base de datos.

En la Figura 3.8 se muestra un ejemplo de una descomposición poco deseada, pero recurrente en la base de datos. En este caso tenemos una onda P más energética que la onda S, por lo cual el algoritmo intenta descomponer algunas partes de la onda P. Lo anterior provoca que el primer método de selección no sea efectivo y genere confusión entre la detección de la onda P y S. La modificación del algoritmo consistió en lo siguiente:

- Se recorre la señal filtrada identificando los “gaps”, los cuales se definen como intervalos

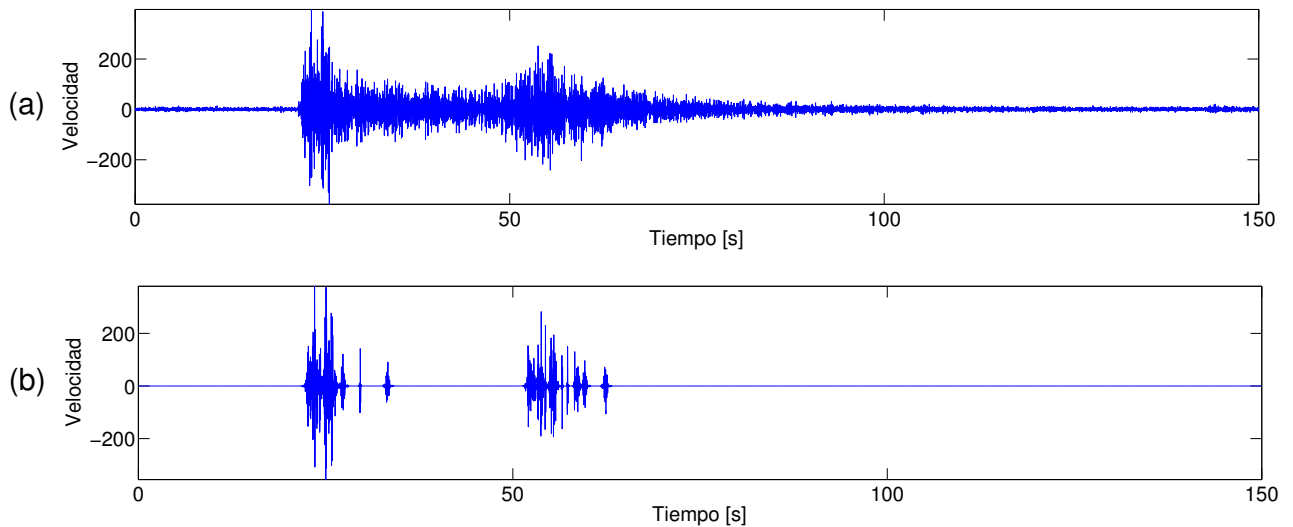


Figura 3.8: Ejemplo de una descomposición Wavelet poco deseada (50 átomos): (a) Traza Completa (b) Descomposición

temporales donde la señal filtrada es completamente nula.

- Ignorando los gaps inicial y final, se identifica si hay un gap lo suficientemente largo (en base a un umbral) para que se considere una separación entre ondas P y S. En caso que lo haya, se selecciona el primer valor no nulo después de terminado ese gap.
- En caso que el gap no sea lo suficientemente largo o no hayan gaps dentro de la señal filtrada, se selecciona el primer valor no nulo de la señal como llegada de onda S.

En la Figura 3.8 se aprecia que a los 50 [s] de señal termina el gap de mayor tamaño, el cual separa la onda P y S. Con la modificación del algoritmo se estaría reconociendo de forma correcta la llegada de la onda S.

Capítulo 4

Resultados y Análisis

4.1. Criterios de Evaluación y Resultados

Con el fin de analizar la exactitud de la detección de los métodos automáticos, se define el concepto de “tiempo residual” como

$$t_{\text{res}} = t_{\text{real}} - t_{\text{est}} \quad (4.1)$$

Donde t_{res} es el tiempo residual, t_{real} es el tiempo real de la llegada de la onda sísmica ya conocido previamente (ya sea de la onda P o S, según corresponda) y t_{est} es el tiempo estimado por los detectores automáticos. Para efectos de este primer estudio, las trazas se clasificaron en tres conjuntos:

- Detección de la onda P o S con un tiempo residual menor a 1 [s].
- Detección de la onda P o S con un tiempo residual entre 1 s. a 2 [s].
- Detección de la onda P o S con un tiempo residual mayor a 2 [s].

A las trazas identificadas en los dos primeros conjuntos se les denotará (tiempos residuales menores a 2 [s]) como una “identificación correcta” o un “picado correcto”, mientras que para el último conjunto se les denotará como una “identificación falsa” o un “picado falso”. Cabe destacar que para este primer análisis se toma el valor absoluto del tiempo residual, ya sólo se desea verificar la fidelidad del método sin importar si la detección es de adelanto o atraso con respecto al tiempo real.

Para cada uno de los métodos, se presentan los resultados obtenidos, incluyendo la variación de algunos de sus parámetros para verificar el comportamiento del detector bajo distintos escenarios. El resumen de los métodos y de la onda que detectan se hace a continuación:

- **Identificación de Onda P:** Método de Espectrogramas y Dimensión Fractal
- **Identificación de Onda S:** Algoritmo Basic Matching Pursuit

4.1.1. Método de Espectrogramas

Para el Método de los Espectrogramas se utilizaron diferentes ventanas de tiempo y distintos solapamientos entre ventanas. Adicionalmente, se varió el valor del umbral de detección, con el fin de verificar para que conjunto de parámetros el método entrega una mejor detección de la onda P. Dado la cantidad de grados de libertad que tiene este identificador y con el fin de simplificar su análisis, se varió un solo parámetro y se mantuvo el resto constante. Solamente se realizaron pruebas con una ventana del tipo Hamming.

Variación del Tamaño de la Ventana de Tiempo

Para la realización de esta prueba, se usó un valor de 75 % de solapamiento entre ventanas y un 10 % de la desviación estándar del promedio energético de la señal para la fijación de un umbral.

No. de Prueba	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Ventana [s]	0,25	0,50	0,75	1,00	1,25	1,50	1,75	2,00	2,25	2,50

Tabla 4.1: Ventanas de Tiempo [s] usadas para cada prueba.

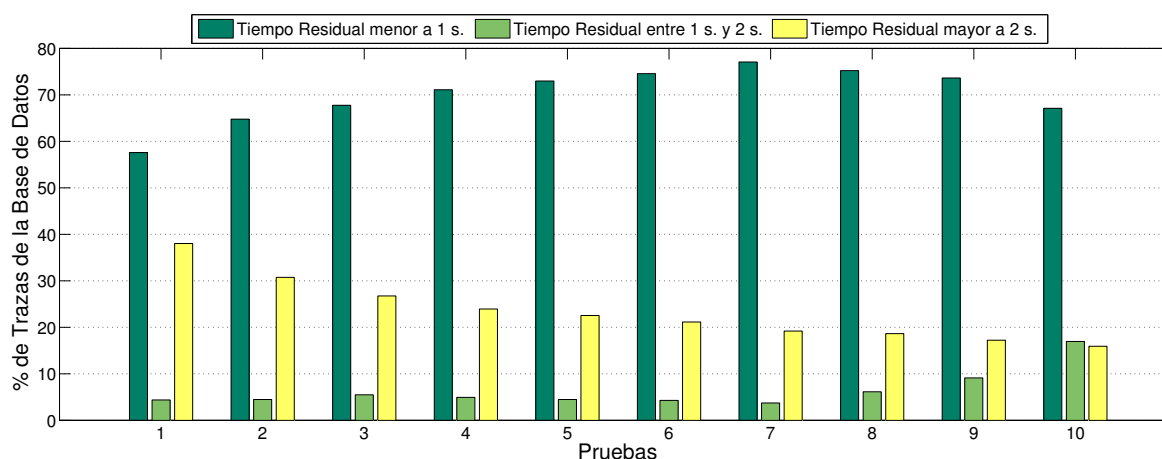


Figura 4.1: Variación del Tamaño de la Ventana de Tiempo - Método de los Espectrogramas.

Los tiempos de prueba de cada ventana se muestran en la Tabla 4.1 y los resultados en la Figura 4.1. En la Figura 4.1, se puede observar un aumento continuo en el conjunto de trazas con tiempo residual menor a 1 [s] a medida que la ventana de tiempo aumenta su duración desde 0,25 [s] hasta 1,75 [s], donde alcanza su máximo valor de efectividad con un 77 % de sismos identificados en el rango de 0 a 1 [s]. A partir de ese valor, el detector pierde fidelidad y comienza a decaer el número de trazas en el conjunto menor 1 [s] y se incrementa el número en el conjunto de 1 a 2 [s]. Un comportamiento importante es el hecho que los picados falsos siempre disminuyen a medida que la ventana de tiempo aumenta, aunque se pierde exactitud en la detección.

Variación Solapamiento entre Ventanas de Tiempo

El segundo parámetro de libertad de este identificador de sismos fue el solapamiento entre ventanas de tiempo. Para la realización de esta prueba se mantuvo constante el valor de ventana de tiempo en 1,75 [s], mientras que el umbral de detección se fijó en un valor del 10 % de la desviación estándar del promedio energético.

No. de Prueba	1	2	3	4	5	6	7
% de Solapamiento	0	15	30	45	60	75	90

Tabla 4.2: Solapamiento de ventanas usados para cada prueba.

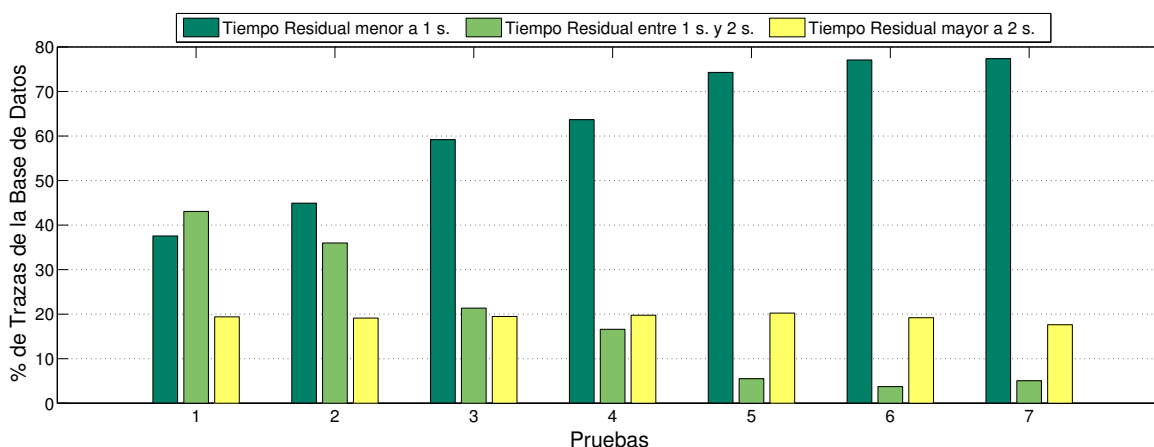


Figura 4.2: Solapamiento de la Ventanas de Tiempo - Método de los Espectrogramas.

En la Tabla 4.2 se detallan los porcentajes de solapamiento de cada prueba. Los resultados se encuentran expuestos en la Figura 4.2 donde se aprecia el hecho que al aumentar el solapamiento entre las ventanas se produce una mejor identificación en el intervalo menor a 1 [s] llegando al 77 % de correctas identificaciones para un solapamiento del 90 %. Se debe considerar el hecho que las ventanas no pueden estar 100 % solapadas, ya que la misma no tendría movilidad temporal.

Variación de Umbrales

La última prueba que fue realizada consistió en variar el valor del umbral de detección con el fin de ver cómo cambian los resultados con la sensibilidad de la detección. El umbral era definido determinando el valor del promedio energético de la señal, donde se le extraía su desviación estándar y se usaba de umbral un porcentaje de ese valor. Para esta prueba se consideró una ventana de 1,75 [s] y un solapamiento entre ventanas del 75 %.

No. de Prueba	1	2	3	4	5	6
% de Desviación	5	10	20	40	80	100

Tabla 4.3: Ventanas de Tiempo [s] usadas para cada prueba.

Los parámetros usados en esta prueba se detallan en la Tabla 4.3, los cuales representan un porcentaje de la desviación estándar. En este caso los resultados mostrados en Figura 4.3 indican

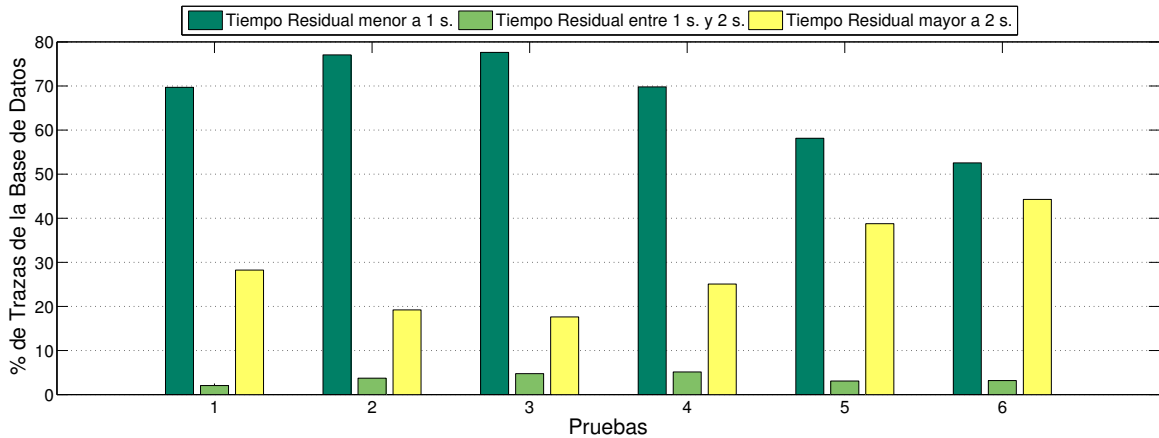


Figura 4.3: Variación de Umbrales - Método de los Espectrogramas.

un aumento hasta un 20 % de la desviación estándar del promedio energético, luego de eso el detector pierde fineza.

4.1.2. Método de Fractales

El Método de los Fractales se presentan dos elementos que son objeto de estudio; el tamaño de la ventana adecuado para la determinación de la dimensión fractal y la relación señal-ruido (en inglés *Signal to noise ratio*, SNR) que debe incorporarse en la señal.

Ventana de Tiempo

En la bibliografía aplicaba este método a trazas que poseían características muy distintas a la base de datos usada en esta memoria, por lo cual no existía un dato claro del tamaño de la ventana a usar.

No. de Prueba	1	2	3	4	5	6
Ventana Móvil [s]	0,6	1,2	1,8	2,4	3,0	3,6

Tabla 4.4: Ventanas de Tiempo [s] usadas para cada prueba.

La Figura 4.4 muestra los resultados obtenidos por el método aplicado a las trazas. Como puede apreciarse, el intervalo de interés tiene una mayor cantidad de picados correctos para una ventana entre 1,8 a 2,4 [s], en el cual la identificación menor a 1 [s] supera el 80 %. El mejor caso se obtiene con una ventana de 2,4 [s], con un 82 % de detecciones correctas.

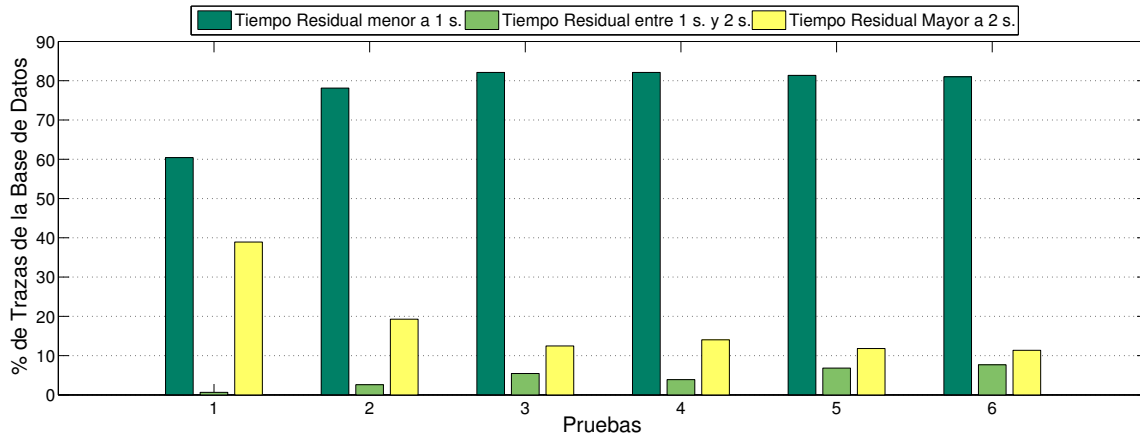


Figura 4.4: Variación del Tamaño de la Ventana de Tiempo - Método de los Fractales.

Adición de Ruido

La segunda prueba consiste en la incorporación de ruido blanco a la señal para ver su comportamiento y el efecto que tiene sobre la dimensión fractal y la identificación de la onda P para distintos valores de SNR.

No. de Prueba	1	2	3	4	5	90
SNR (dB)	0	10	20	30	60	90

Tabla 4.5: Ventanas de Tiempo [s] usadas para cada prueba.

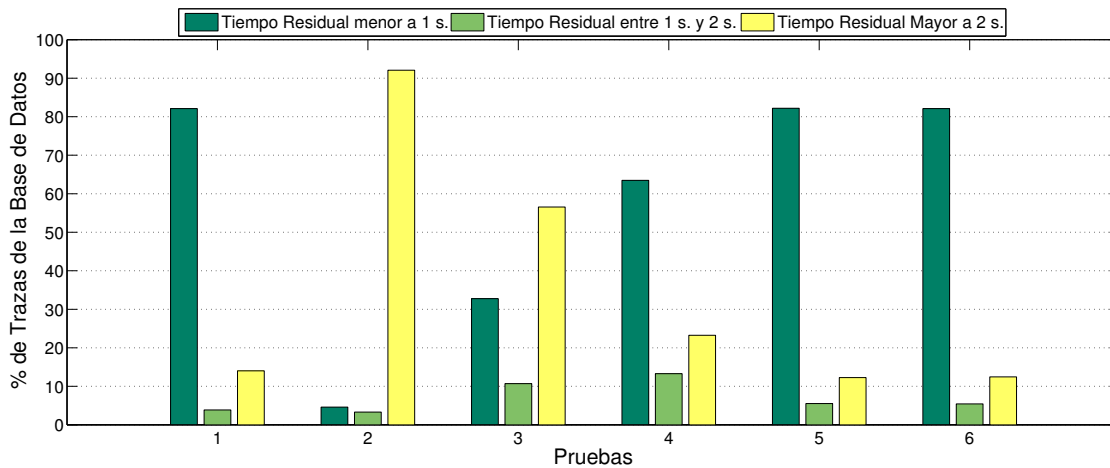


Figura 4.5: Adición de Ruido - Método de los Fractales.

Como muestra la Figura 4.5, una relación ruido-síñal menor a 30 dB interfiere de manera considerable en los resultados de la clasificación de la onda P, entregando más de un 90 % de picados falsos. Sin embargo, al ir aumentando el SNR la identificación de la señal tiene un mejora continua, de modo que para un SNR mayor que 60 dB la identificación es idéntica a la no adición de ruido, con un 82 % de detecciones correctas.

4.1.3. Basic Matching Pursuit

Este fue el único método que se usó para la detección de la Onda S. Como ya se explicó en el Capítulo 3, este método posee tres grados de libertad; los diccionarios que pueden ser utilizados, la cantidad de átomos en los cuales puede ser descompuesta la señal y el umbral de tiempo que se puede elegir para las ondas que tienen una onda P muy energética. Debido al gran costo computacional que tiene el procesamiento de diccionarios, sólo se utilizaron dos tipos: *sym4* y *wpsym4*. Los parámetros para experimentar serán la cantidad de átomos y el gap mínimo que debe existir entre las señales. Cabe destacar que en este caso se analizó las trazas en los ejes Norte-Sur y Este-Oeste.

Descomposición de la Señal

No. de Prueba	1	2	3	4	5
Cantidad de átomos	10	20	30	40	50

Tabla 4.6: Cantidad de átomos usados en cada prueba.

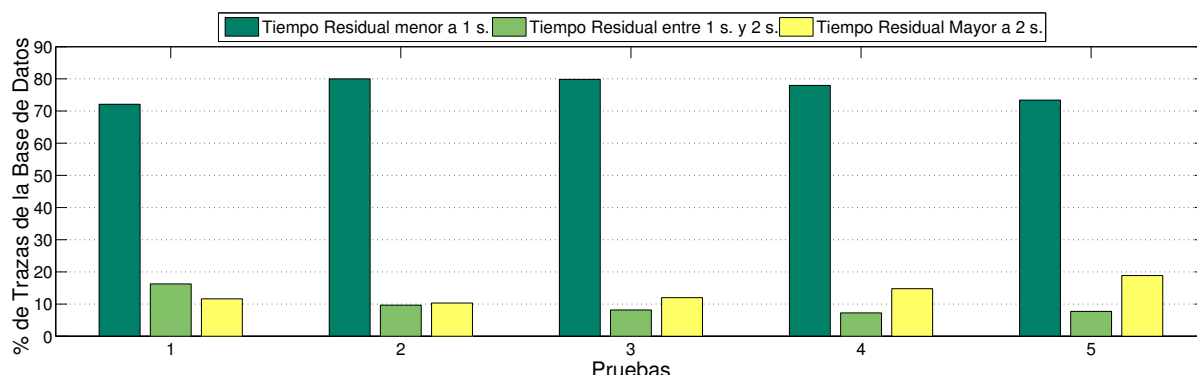


Figura 4.6: Cantidad de Átomos usados en las pruebas de detección (Eje Norte-Sur) - Basic Matching Pursuit.

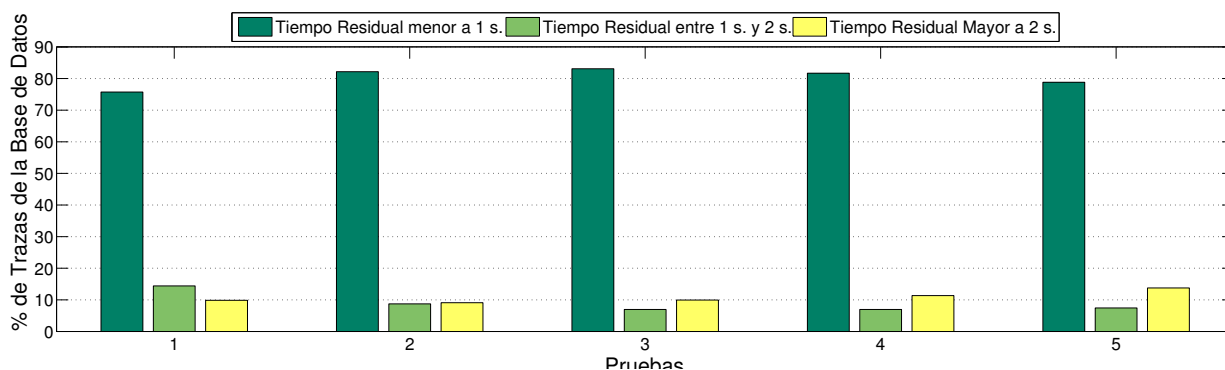


Figura 4.7: Cantidad de Átomos usados en las pruebas de detección (Eje Este-Oeste) - Basic Matching Pursuit.

Se realizaron cinco pruebas descomponiendo la señal en distintas cantidades de átomos, tal como se indica en la Tabla 4.6. En los resultados mostrados en las Figuras 4.6 y 4.7, se puede

apreciar que se obtiene alrededor de un 80 % de detección menor a 1 [s] en los cinco escenarios (en ambos ejes de medición). Sin embargo, el mejor de ellos se encuentra entre los 20 a 30 átomos. Cabe decir que el gap mínimo que se usó en estas pruebas era de 3 [s].

Umbral de Detección

En este caso se procedió a determinar experimentalmente cuál es el mejor tiempo para el mínimo valor usando una descomposición de 25 átomos.

No. de Prueba	1	2	3	4	5	6	7
Umbral [s]	0,1	0,5	1	5	10	25	50

Tabla 4.7: Umbrales en tiempo [s] usadas para cada prueba.

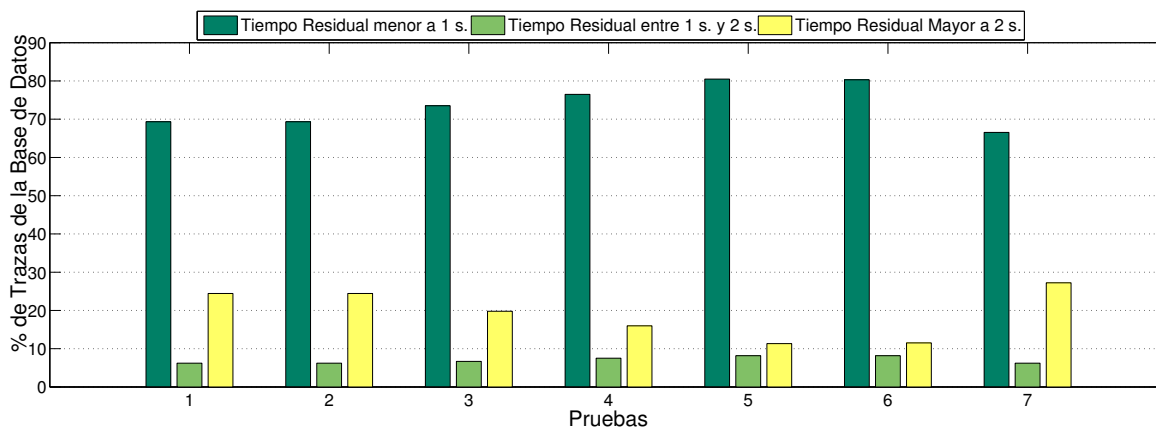


Figura 4.8: Umbral Mínimo para cada detección (Eje Norte-Sur) - Basic Matching Pursuit.

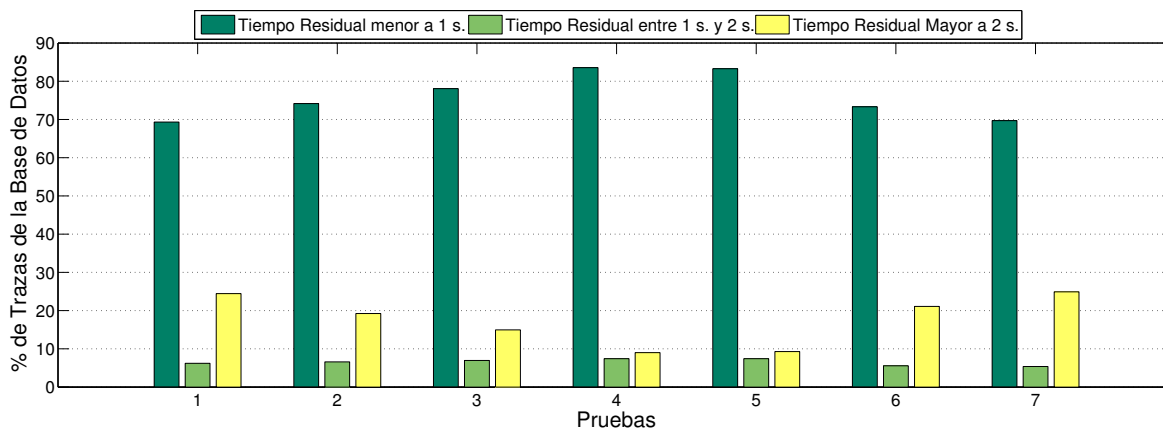


Figura 4.9: Umbral mínimo para cada detección (Eje Este-Oeste) - Basic Matching Pursuit.

En cuanto a los resultados entregados en las Figuras 4.8 y 4.9, se aprecia que el umbral alcanza su mejor desempeño para valores entre 5 a 10 [s], con sobre el 80 % de detección en ambos casos. Para ventanas más grandes que 10 [s] el desempeño del clasificador comienza a bajar.

4.2. Análisis

4.2.1. Sensibilidades de los Métodos

Como fue mostrado en la sección anterior, los métodos han presentado resultados distintos en base a algunas variaciones de sus parámetros, los cuales se discuten y explican en esta sección.

Método de los Espectrogramas

Este método es el que tiene más grados de libertad de los estudiados en este trabajo. Como ya se mostró en la sección anterior, el caso óptimo de este seleccionador se fijó en una ventana de tiempo de 1,75 [s] con un 90 % de solape entre ventanas y un umbral del 20 %. El método muestra que una ventana de mayor tamaño va aumentando la precisión del método hasta llegar a los 1,75 [s], donde alcanza un 75 % de detecciones correctas, para luego empezar a descender nuevamente. El método muestra ser mejor en la detección de señales ruidosas, las que son más fáciles de detectar con ventanas de tiempo sobre 3 [s].

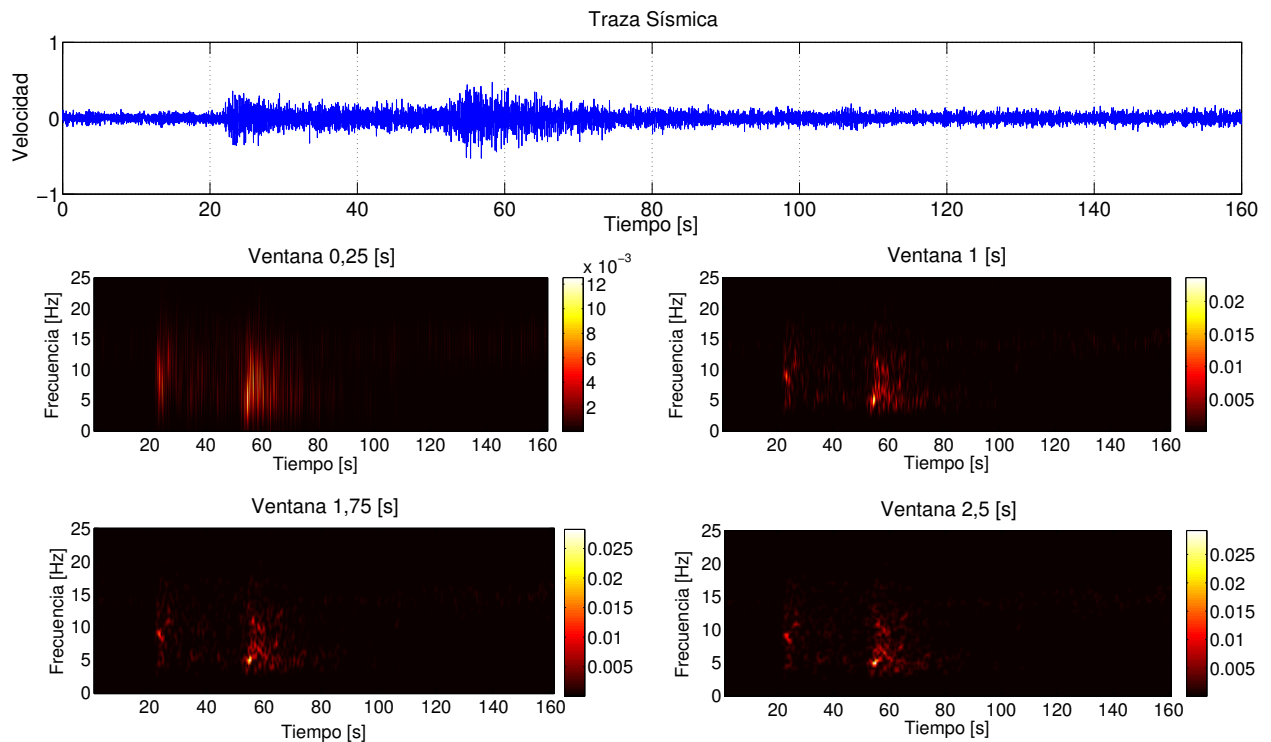


Figura 4.10: Espectrogramas con distintas ventanas de tiempo de una misma traza sísmica.

En la Figura 4.10 se aprecia una traza y sus respectivos espectrogramas para distintas ventanas de tiempo. Como se puede apreciar, para ventanas más pequeñas se tiene una análisis más fino temporalmente, pero la densidad espectral que posee tiene una menor magnitud. Al ir aumentando el valor de la ventana, las zonas temporales donde hay una mayor concentración de frecuencias empiezan a notarse más claramente.

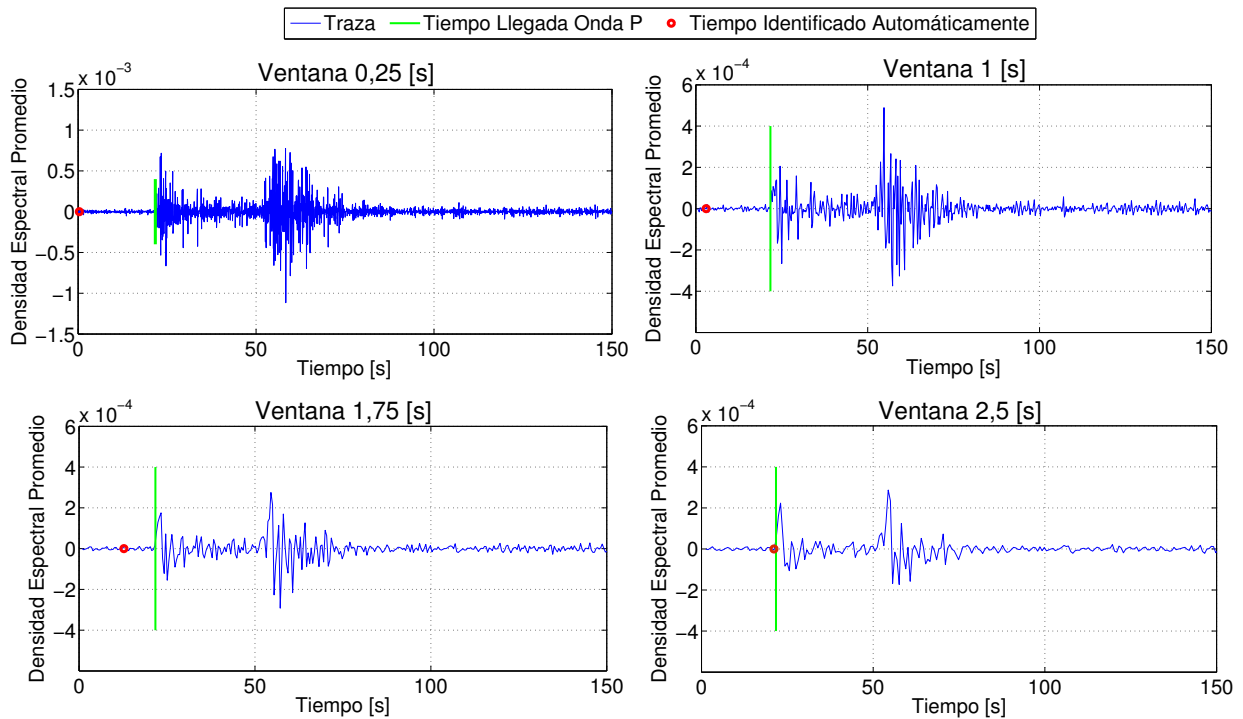


Figura 4.11: Densidades Espectrales para distintas ventanas de tiempo.

En la Figura 4.11 muestra el valor de la densidad espectral por ventana de tiempo que explican la mejora en la detección. Como se aprecia en la Figura 4.11 las curvas se van volviendo más suaves a medida que la ventana va aumentando debido a que existen menos puntos por intervalo (consecuencia directa a una ventana de mayor amplitud temporal). Una consecuencia directa de esto, es que los valores promedio en una ventana de tiempo tienen una menor variabilidad entre ellos, evitando “saltos bruscos” que podrían ser detectados como llegadas de onda P.

El método ha mostrado que su máxima precisión con una ventana de 1,75 [s], donde se acumula la mayor cantidad de identificaciones en el intervalo menor a 1 [s], luego de ese valor la fineza del método se ve afectada. Sin embargo, las identificaciones siguen aumentando en el intervalo 1 a 2 [s], por lo que las detecciones erróneas del método disminuyen. Este hecho es debido a que para una ventana de tiempo más grande, la llegada de la onda P cae por completo en una sola ventana (y no en varias como podría suceder con una ventana de tiempo pequeña). Debido a lo anterior, el detector reconoce una ventana de tiempo donde cae la onda P, pero no así el instante exacto en el cual llega. Esta propiedad del método muestra que tiene una mayor potencialidad dando un intervalo de seguridad en el cual caerá la onda P, más que una identificación precisa.

Realizando un análisis más detallado, en la Figura 4.12 se encuentra un histograma de las trazas con un tiempo residual entre los -2 y 2 [s], que representan un 82,6% de la base de datos total. Analizando las trazas en este intervalo, se observa que tienen una media 0,1 [s] y una desviación estándar de 0,52 [s]. En la gráfica puede apreciarse que el tiempo identificado de las trazas se encuentra principalmente en el rango de 0 a 1 [s], indicando que este método tiende a identificar los eventos de llegada de onda P antes de que realmente ocurran.

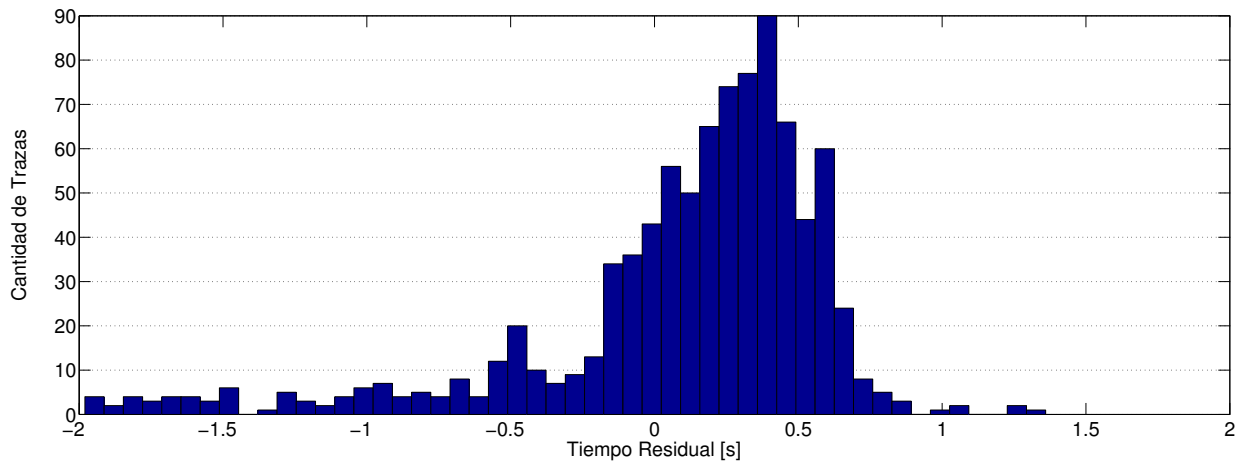


Figura 4.12: Distribución de tiempos en el intervalo -2 a 2 [s] - Método de los Espectrogramas.

Método de los Fractales

El Método de los Fractales ha presentado su mejor desempeño para una ventana de tiempo de 2,4 [s], con el cual se obtiene un 82 % de detecciones, con un tiempo residual en el intervalo 0 a 1 [s]. Para efectos de análisis, no se consideró la adición de ruido ya que los resultados mostraron que no contribuía a una mejor identificación. Lo anterior contradice la literatura del método, pero básicamente esto se debe a la gran diferencia que hay entre las bases de datos, por ejemplo en [29], la base de datos donde aplicaron el método estaba filtrada y carecía de ruido en baja frecuencia, o en [28] en la cual la frecuencia de muestreo de las señales es de 2 [Hz].

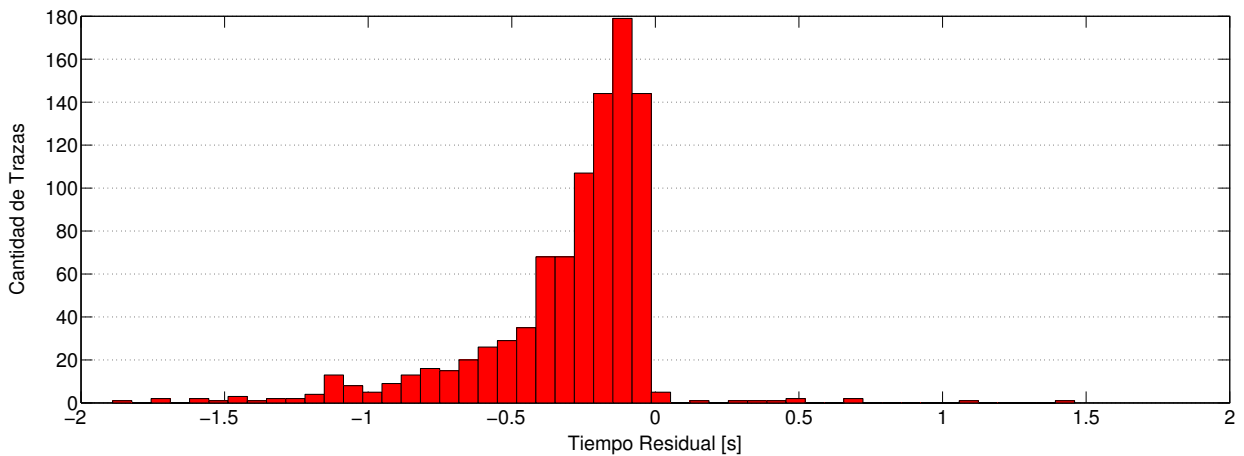


Figura 4.13: Distribución de tiempos Eje Norte - Sur en el intervalo -2 a 2 [s] - Método de los Fractales.

Una de las características de mayor interés de este método es que la mayoría de los sismos que identifica están un rango muy preciso entre 0 y 1 [s], como se muestra en la Figura 4.13, donde aparece el 90 % de la base de datos total. La particularidad de este método es que reconoce con tiempos negativos, es decir, este identificador halla la llegada de las ondas luego de su ocurrencia real.

El Método de los Fractales ha mostrado ser muy preciso en el caso de acertar, llegando a un 53 % de aciertos correctos bajo los 0,5 [s]. Las confusiones que presenta este método vuelven a estar relacionadas con las formas de ondas poco comunes que existen en la base datos.

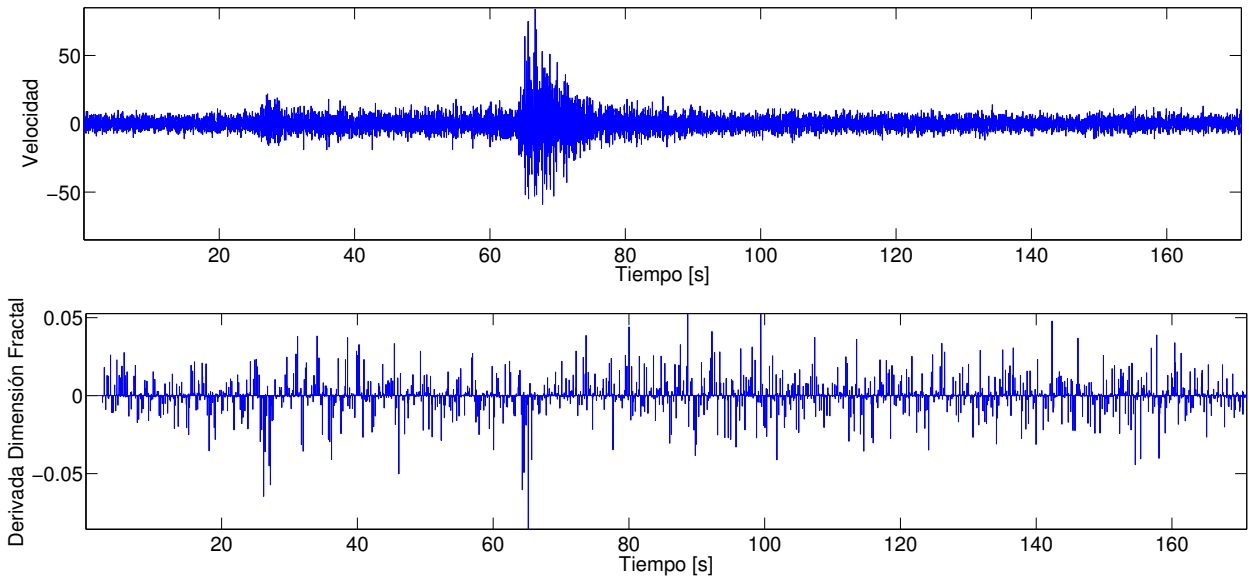


Figura 4.14: Traza con una onda P poco energética, la identificación es hecha en la llegada de la onda S.

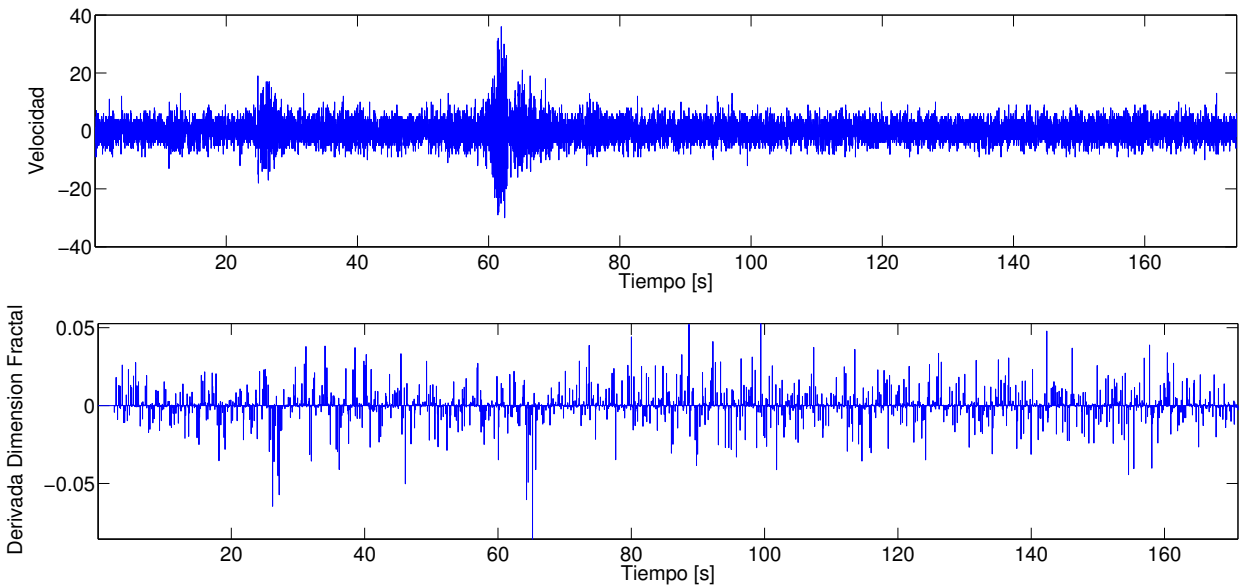


Figura 4.15: Traza muy ruidosa, la identificación es hecha en la llegada de la onda S.

En las Figuras 4.14 y 4.15 se muestran dos casos comunes en la base de datos que presentan problemas con el método. La primera traza (Figura 4.14) consiste en los casos de una onda P muy poco energética, donde la derivada discreta de la dimensión fractal alcanza su mínimo valor global en la llegada de la onda S y no en la onda P. El segundo caso (Figura 4.15) corresponde a una señal muy ruidosa, donde la identificación de la onda P y S se vuelve un poco confusa debido a que la

variabilidad de la señal es casi constante. En ambos casos existe un reconocimiento de un mínimo local en la cercanías de la llegada de la onda P no reconocida, sin embargo, el algoritmo se equivoca debido a que sólo identifica el mínimo global como el arribo de la onda.

Este método es computacionalmente costoso, especialmente por el hecho que una aproximación lineal debe realizarse para determinar la dimensión fractal de cada punto de la señal original. En los casos estudiados, esta aproximación hacía que cada traza tuviese un procesamiento de más de un minuto, por lo que el procesamiento de las más de 1000 trazas demoraba alrededor de 16 horas.

Basic Matching Pursuit

El método de descomposición en el cual se basa *Basic Matching Pursuit* mostró resultados del 80 % de efectividad en la identificación menor a 1 [s]. En general, mostró muy buenos resultados en la identificación de la onda S, llegando a superar el 90 %, incluyendo el rango menor a 2 [s] en el eje Este-Oeste. Una de las consideraciones importantes de este método, es que la cantidad de átomos necesarios para la descomposición mostró ser óptima con 30 átomos ya que para valores superiores se logra una reconstrucción más completa de la señal, que hace la identificación de la onda S más compleja.

Este algoritmo ha mostrado buenos resultados en la identificación de onda S, ya que poseía la habilidad de eliminar la onda P casi por completo. En los casos complejos, cuando la onda P era muy energética, el algoritmo descrito en la Sección 3.4.3 resultó ser muy eficiente en ese aspecto, reduciendo la mayoría de los errores de detección debido a una confusión de las llegadas de ondas P y S (más del 10 % de las trazas tenían una onda P muy energética que eran confundidas con la onda S). Al hacerse pruebas y determinar cual era el valor mínimo que debía haber entre dos átomos consecutivos para ser considerados un gap entre ondas P y S, los resultados mostraron mejoras al tomar una separación entre los 5 y 10 [s].

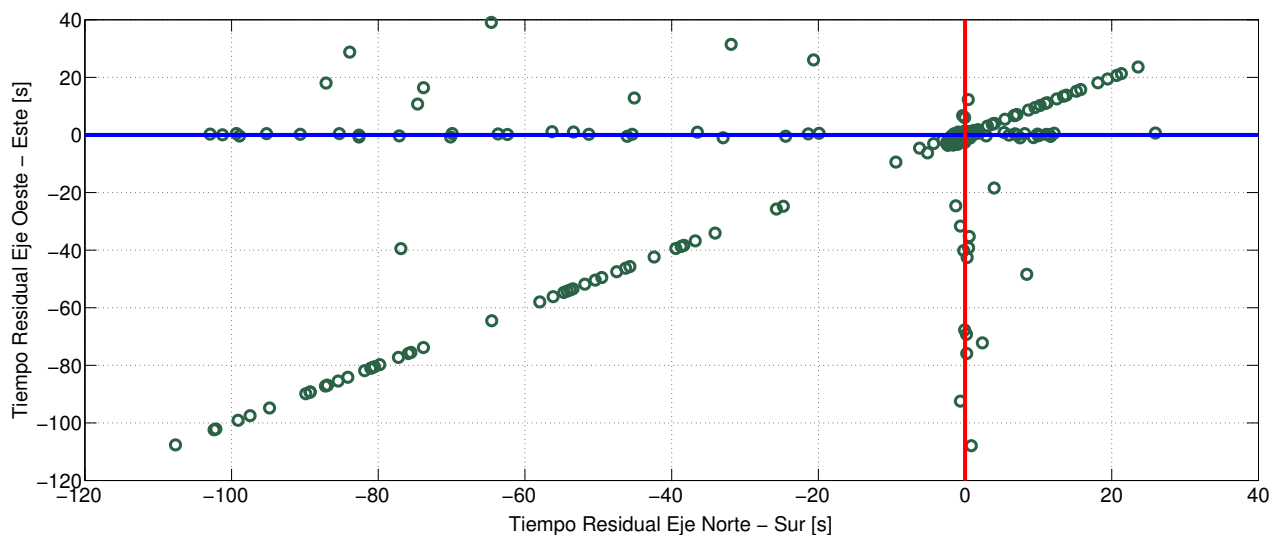


Figura 4.16: Gráfica de Tiempos Residuales para una misma Traza usando los Ejes Norte-Sur y Este-Oeste

La Figura 4.16 muestra un resultado bastante interesante con respecto a los tiempos residuales en cada eje. Si el detector fuese muy preciso, los tiempos identificados en las trazas Norte - Sur y Este - Oeste deberían ser muy parecidos, por lo que los puntos mostrados deberían acumularse en las cercanías de la intersección de las rectas roja y azul (tiempos residuales nulos en los ejes Norte-Sur y Este-Oeste, respectivamente), como efectivamente pasa con algunas trazas en la Figura 4.16. Sin embargo, es posible apreciar dos hechos particulares:

- Existen varias trazas que sólo son bien identificadas en un eje, que corresponden a los puntos acumulados en las rectas roja o azul, pero lejos de su intersección. Como era de esperarse nuevamente, los tiempos identificados en el eje Norte - Sur son mucho más dispersos que los que están en eje Este - Oeste.
- Las trazas forman una recta con una pendiente unitaria positiva, esa recta representa todas las trazas que no pueden ser bien identificadas en ninguno de los dos ejes, más aún, poseen el mismo error que en la detección.

El último conjunto, en el cual el detector no es capaz de saber que está equivocado, se vuelve de mayor interés, ya que al menos en el primer grupo de trazas se sabe que hay una discordancia en tiempos por eje. Este conjunto es alrededor de un 7 % de la base de datos. Luego de una revisión exhaustiva de los sismos que estaban dentro de esa recta, se evidenciaron los siguientes casos:

- Problemas en la estación de medición, mediciones con saltos bruscos debidos a algún fallo del sensor.
- Sismos mal cortados en la base de datos original que no fueron bien filtrados en la primera revisión.
- Formas de onda que no corresponden a un sismo común, donde no se visualizan claramente las ondas P y S.

Lo anterior hace que en general el método no sea lo suficientemente robusto ante problemas técnicos de una estación. Este problema se podría solucionar parcialmente con un preprocesamiento de la señal, identificando algunos contenidos en frecuencias poco comunes en la señal.

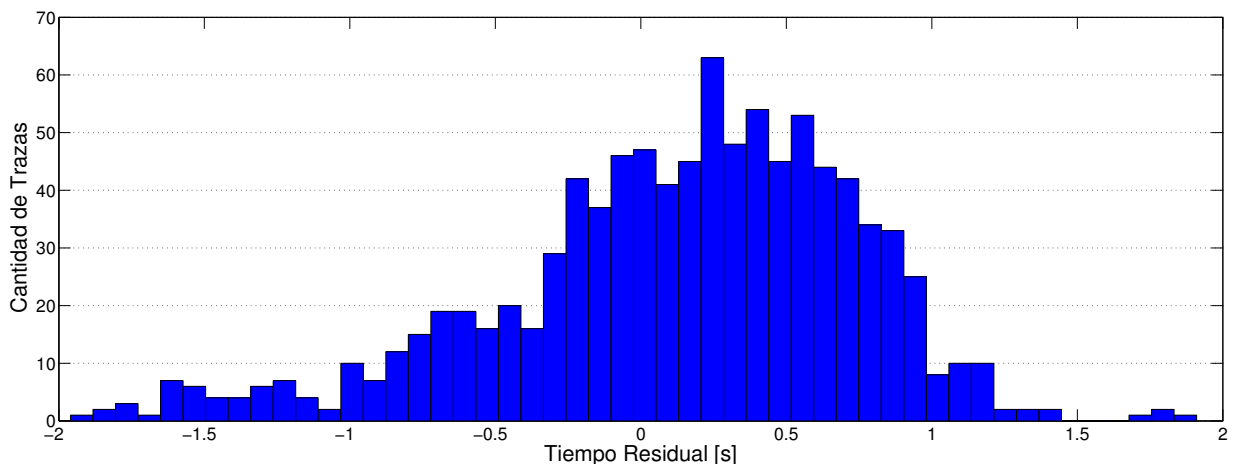


Figura 4.17: Distribución de tiempos Eje Norte - Sur en el intervalo -2 a 2 [s].

En la Figura 4.17 se muestra un histograma con los datos que fueron identificados en eje Norte

- Sur con un tiempo residual entre -2 y 2 [s], que equivale alrededor del 88 % de la base de datos. Considerando sólo estos datos, se obtiene un promedio de 0,12 [s] y una desviación estándar de 0,6 [s]. Gráficamente se observa que los tiempos están principalmente acumulados en el intervalo -0,3 a 0,5 [s], en donde se encuentran la mayor cantidad de trazas bien identificadas.

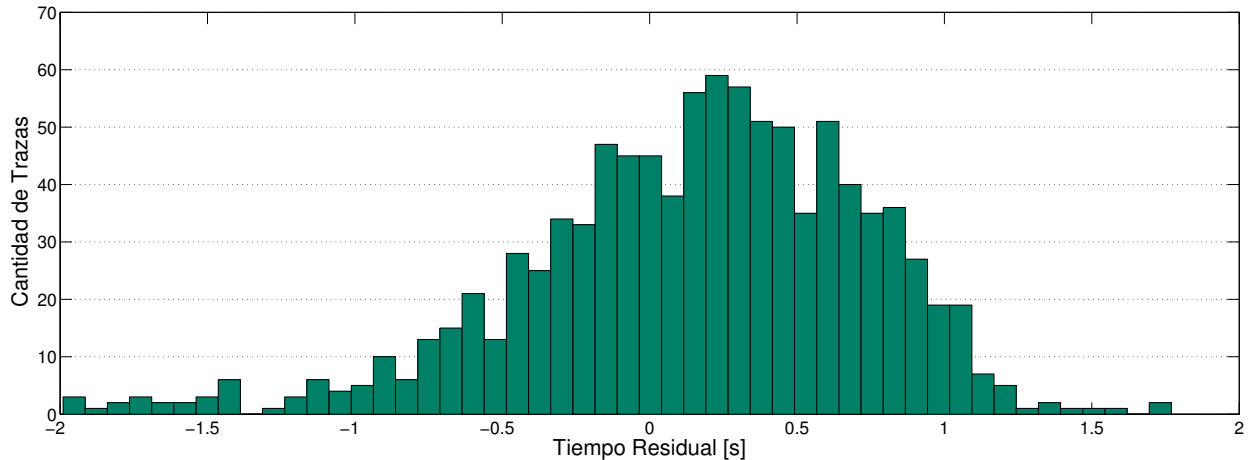


Figura 4.18: Distribución de tiempos Eje Este - Oeste en el intervalo -2 a 2 [s].

De forma análoga, en la Figura 4.18, se muestran los resultados obtenidos para el eje Este - Oeste, que corresponden al 90 % del total de la base de datos. De forma coherente los resultados de ambos ejes son muy parecidos, con una distribución de tiempos bastante similar con un promedio de 0,15 [s] y una desviación estándar de 0,58 [s] que concuerda con el caso anterior.

A pesar de que en el Eje Este - Oeste el método tiene menos trazas fuera del intervalo de estudio, el Eje Norte - Sur entrega resultados más exactos para las mismas trazas como lo indican sus gráficas y medias. Se ha podido observar que el método tiende a identificar, la llegada de la onda S antes de su ocurrencia (tiempos residuales positivos) y en forma no simétrica, ya que la distribución, en ambos ejes, tiende a desplazarse hacia la derecha.

La precisión de este método podría mejorar si se descompusiese la señal en formas de onda que sean más similares a la de un sismo, para ello se podría seguir descomponiendo la señal en otros diccionarios y verificar que tipo de *wavelet* conocida tiene una forma más afín a un sismo. Otra forma de mejorar la identificación es crear diccionarios especialmente diseñados para la detección de ondas P o S, de modo que la identificación correcta podría aumentar en forma considerable.

Uno de los problemas más graves encontrados en este método es el hecho que es sumamente costoso computacionalmente; las pruebas para las más de mil trazas demoraron casi tres días continuos. Esto último también podría ser mejorado programando el algoritmo en otro lenguaje más eficiente, ya que MATLAB tiene la carencia de ser sumamente lento iterando, en comparación a otros lenguajes como C o Fortran. Más aún, lo costoso del método provocó que sismos de la base de datos original no pudiesen ser analizados. Debido a lo anterior, la duración máxima de los sismos de la base de datos final no superaron los 218 [s] (21800 muestras). Se estudiaron soluciones para analizar los sismos restantes, como por ejemplo remuestrear la señal, pero se prefirió no sesgar la base de datos y usar la misma frecuencia de muestreo para todas las trazas.

4.2.2. Comparación entre los métodos de detección de Onda P y Método de los Fractales Modificado

En base a los resultados mostrados en este capítulo sobre los detectores de onda P es posible determinar el hecho que tienen características distintos entre ellos, que cualitativamente pueden ser mostradas a continuación

Característica	Método	
	Espectrogramas	Fractales
% de Base de datos sobre 1 [s]	22,42	17,90
% de Base de datos bajo 1 [s]	77,58	82,10
Promedio Tiempos [s] (Identificaciones Totales)	-0,31	-9,10
Desviación Estándar [s] (Identificaciones Totales)	9,04	27,81
Promedio Tiempos [s] (Identificaciones bajo 1 [s])	0,17	-0,26
Desviación Estándar [s] (Identificaciones bajo 1 [s])	0,35	0,22
Costo Computacional	Bajo (~ Minutos)	Alto (~ Horas)

Tabla 4.8: Tabla de Resumen de Identificación de Onda P

En base a lo mostrado en la Tabla 4.8 y lo comentado en las secciones anteriores, el Método de los Fractales resulta ser un detector más preciso que el Método de Espectrogramas. Cada uno de los métodos tiene distintas características que pueden ser corregidas usando los dos métodos en conjunto. De los análisis anteriores, el Método de los Espectrogramas entrega una buena confiabilidad temporal con una ventana de tiempo grande, reduciendo en gran medida los picados falsos, aunque perdiendo precisión. Por otro lado, esa propiedad del Método de los Espectrogramas provocaría que en los casos mostrados en las Figuras 4.14 y 4.15 se pudiese estimar un intervalo confiable de ubicación temporal de la onda P, para aplicar el método de los fractales en esa ventana de tiempo e ignorar otros posibles mínimos globales que podrían aparecer en la derivada de la dimensión fractal y que son reconocidos en forma errónea como onda P.

De acuerdo a lo explicado en el párrafo anterior, se propone “El Método de los Fractales Modificado” el cual funciona de la siguiente forma:

- Se ejecuta previamente el Método de los Espectrogramas con una ventana de tiempo grande para que se identifique un intervalo de confianza en donde podría encontrarse la onda P.
- Luego de identificada esa zona temporal, se procede a ejecutar el Método de los Fractales sobre toda la señal y se selecciona el valor mínimo que arroje la derivada de la dimensión fractal en el intervalo determinado en parte anterior, para finalmente elegir ese tiempo como el arribo de la onda P.

Con el algoritmo anteriormente descrito, se procedió a ejecutar el Método de los Espectrogramas con una ventana de 5 [s]. Una vez determinado el tiempo t_e (tiempo identificado por el Método de los Espectrogramas), se tomó el intervalo $[t_e - 3, t_e + 3]$ segundos como candidato a encontrar el arribo de la onda P.

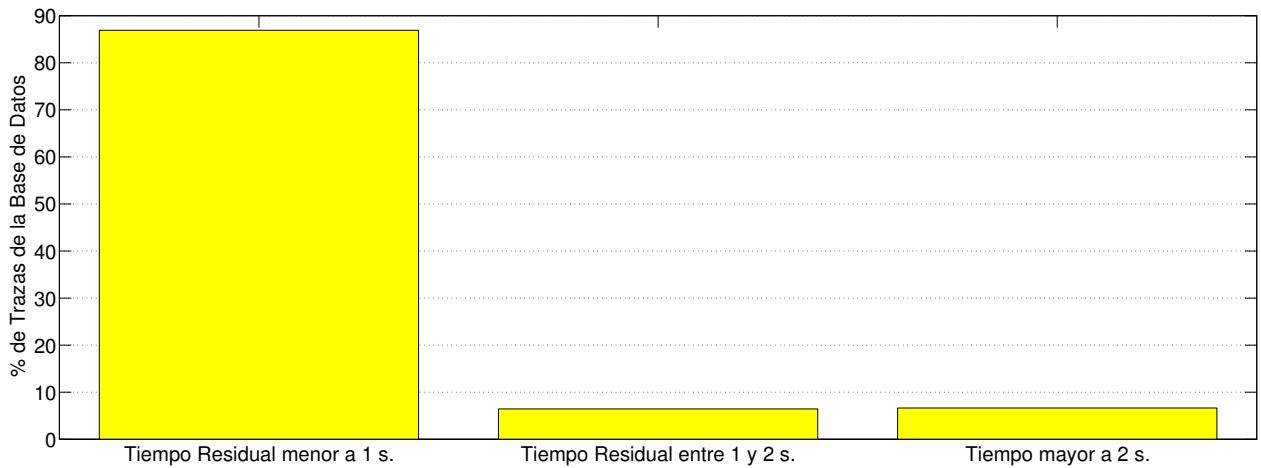


Figura 4.19: Distribución de Total de Tiempos Residuales - Método de los Fractales Modificado.

Los resultados de este procedimiento se aprecian en la Figura 4.19. En ella es posible verificar que el 88 % de las trazas han sido identificadas con un tiempo menor a un segundo, mientras que los otros conjuntos se encuentran entre el 5-6 % de la base de datos. Esta mejora ha aumentado la clasificación del Método de los Fractales original en un 5 %. Este es el único método que tiene menos de un 10 % de picados falsos en la señal, que corresponden en su mayoría a errores propios de la base de datos y no a un error del identificador.

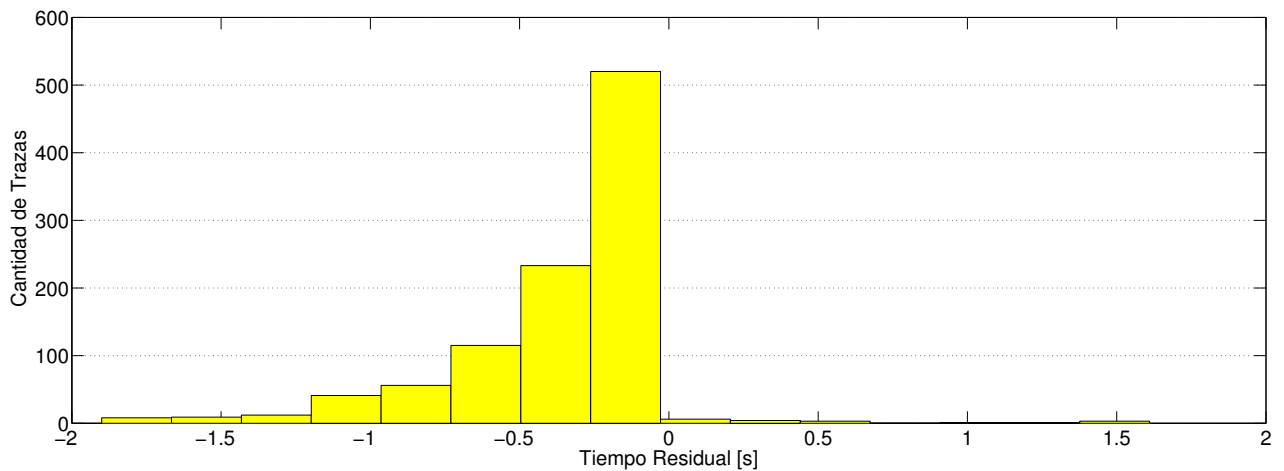


Figura 4.20: Distribución Tiempos entre -2 y 2 [s] - Método de los Fractales Modificado.

Haciendo un análisis en detalle, en la Figura 4.20 se puede apreciar la distribución de los tiempos residuales de las trazas en el intervalo -2 a 2 [s]. Es notable el hecho que más del 50 % de las trazas tiene un tiempo residual menor a 0,25 [s] y un 75 % tiene un tiempo residual menor a 0,5 [s]. Computacionalmente, este nuevo método hereda la condición de lentitud del Método de los Fractales, teniendo nuevamente un procesamiento de más de 10 horas.

4.2.3. Factores Físicos en la Efectividad de Detección de la Onda P

Para corroborar los posibles efectos físicos de la medición en los resultados de detección se cruzaron los datos de los tiempos residuales versus alguna característica física en la medición del sismo. Las características a usar fueron:

- Profundidad
- Distancia Hipocentral
- Magnitud

La descripción de estas características en los sismos puede ser encontrada en el Capítulo 2. Todas ellas intervienen en las formas de onda y pueden ayudar o perjudicar alguna medición.

	Ventana de Tiempo [s]	Solapamiento de Ventanas	Umbral
Método Espectrogramas	1,75	90 %	20 %
Método Fractales	2,4	-	-

Tabla 4.9: Resumen de parámetros usados en los identificadores.

En la Tabla 4.9 se detallan los parámetros usados en cada picador.

Profundidad

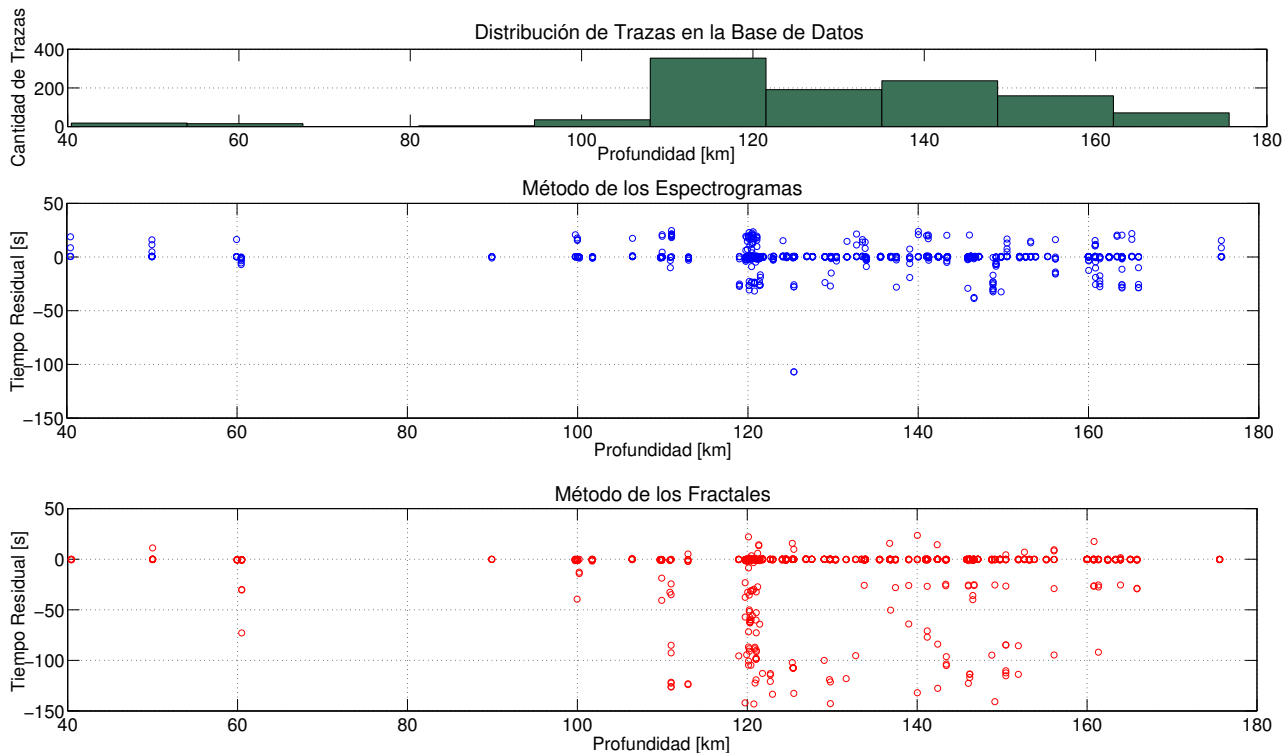


Figura 4.21: Tiempo Residual Onda P versus Profundidad.

Como se muestra en la Figura 4.21 la profundidad no tiene una mayor relación con los tiempos residuales en ambos métodos. Puede observarse una acumulación de sismos a los 120 km de profundidad, pero esta situación es debido a que existe una gran cantidad de trazas analizadas que tienen esa característica.

Distancia Hipocentral

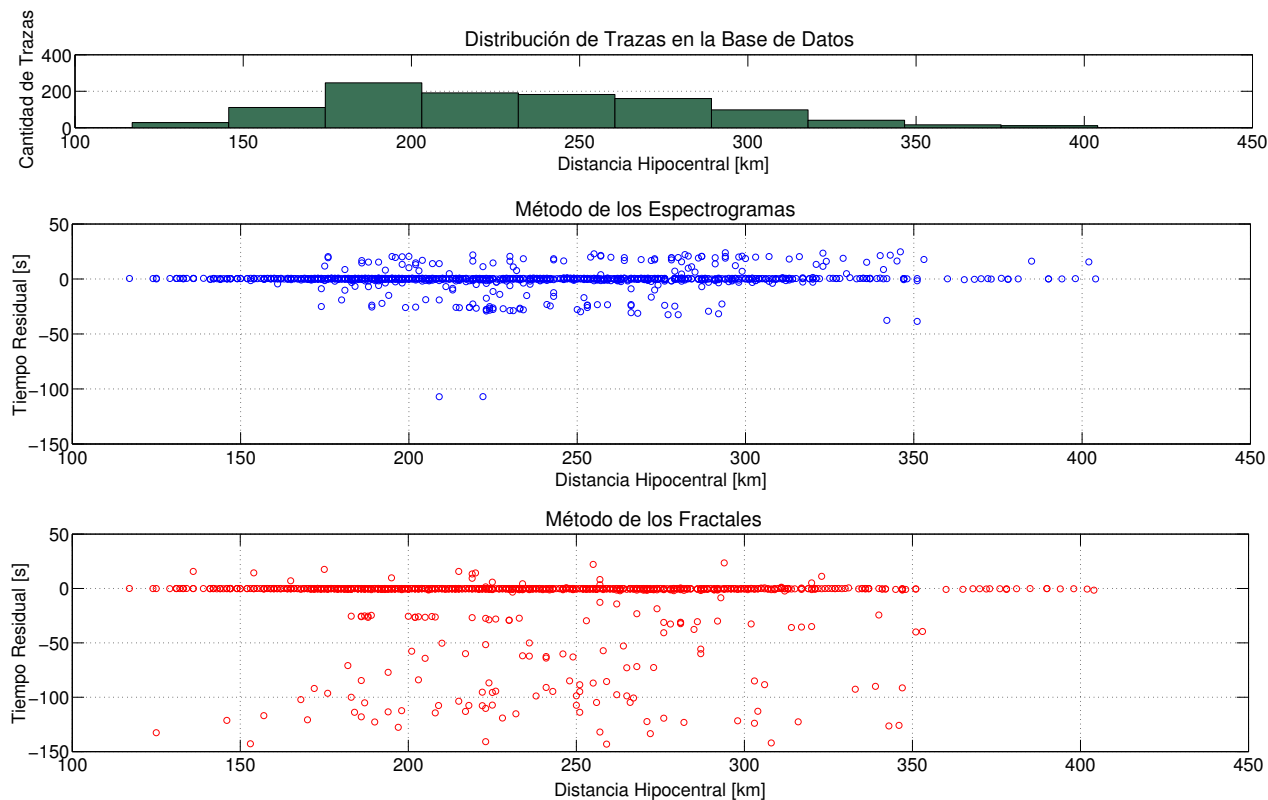


Figura 4.22: Distancia Hipocentral Onda P versus Distancia Hipocentral.

En la Figura 4.22 se muestra el tiempo residual versus distancia hipocentral. El Método de los Fractales no presenta una mayor relación que pueda ser vista en el gráfico, ya que muestra una nube de puntos sin una relación clara. El Método de los Espectrogramas presenta un comportamiento especial, en el cual los tiempos residuales máximos aumentan negativamente a medida que la distancia hipocentral aumenta.

En la Figura 4.23 es mostrado este fenómeno comentado en el párrafo anterior. Para su mejor descripción, se realizó una aproximación lineal tal que fuese posible describir el tiempo residual máximo en función de la distancia hipocentral. Este hecho es concordante con el ruido de la señal asociado a estaciones de mediciones que estén mayormente alejadas del punto de ocurrencia del sismo, lo cual provoca mayor ruido en la señal y una mayor dificultad en el reconocimiento de la onda P.

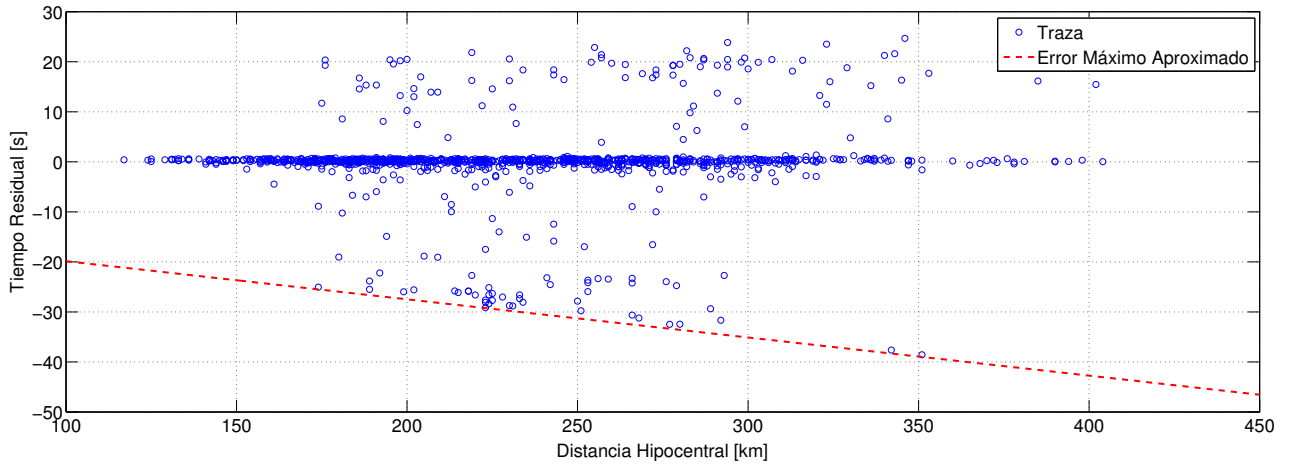


Figura 4.23: Análisis Error Máximo Tiempo Residual versus Distancia Hipocentral - Método de los Espectrogramas.

Magnitud

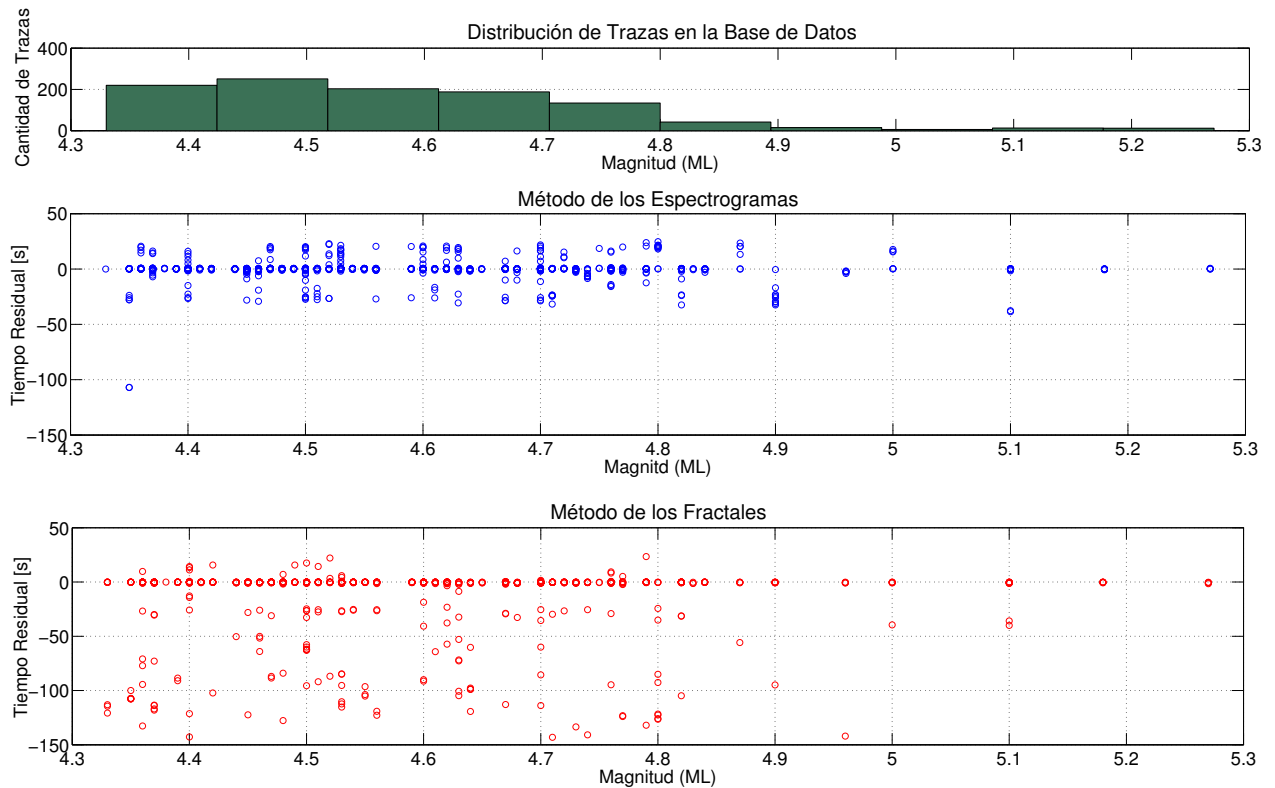


Figura 4.24: Distancia Hipocentral Onda P versus Magnitud.

En la Figura 4.24 se aprecia tiempo residual versus la magnitud local de las trazas analizadas. En el gráfico no se observa una mayor relación entre ambas variables en ninguno de los métodos, lo que muestra que los detectores son independientes de la magnitud en ese intervalo.

4.2.4. Factores Físicos en la Efectividad de Detección de la Onda S

En este caso sólo fue utilizado el método de Basic Matching Pursuit y se utilizaron para comparar las mismas características identificadas en la parte anterior:

- Profundidad
- Distancia Hipocentral
- Magnitud

Cabe destacar que en este caso existen dos ejes, en los cuales es posible analizar esas características físicas 4.10. El algoritmo fue utilizado con los siguientes parámetros:

	Diccionarios	Cantidad de Átomos	Umbral de Gap [s]
BMP	sym/ws4	30	180

Tabla 4.10: Parámetros Identificador Onda S.

Profundidad

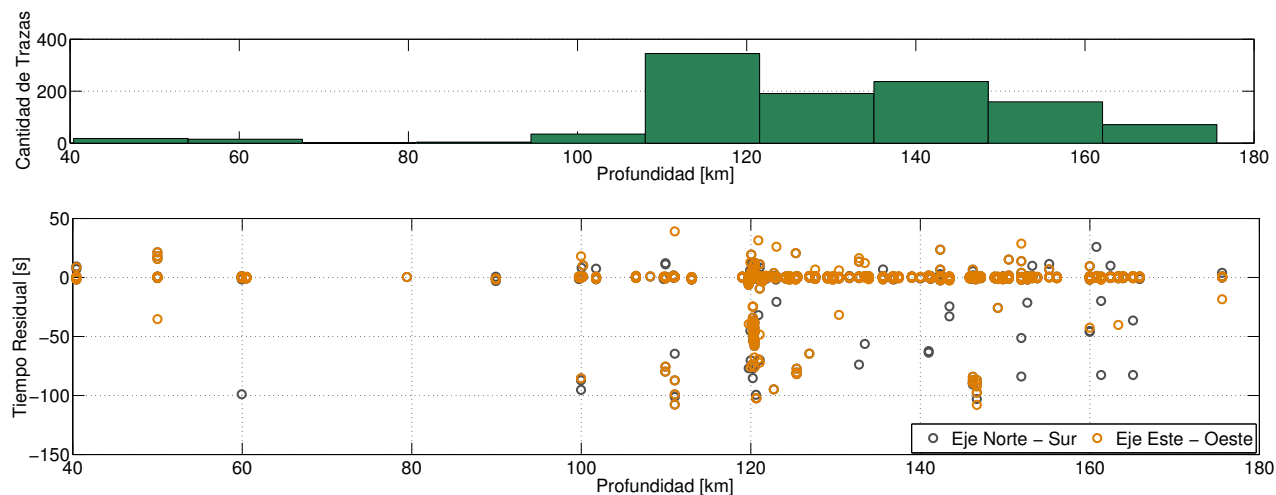


Figura 4.25: Distancia Hipocentral Onda S versus Profundidad.

En este caso la profundidad no se presenta como una característica que intervenga en los tiempos residuales de la onda S, como puede ser visto en la Figura 4.25. Las trazas no presentan una mejor o peor identificación independiente si esta característica es alta o baja. Al igual que el caso de la onda P, puede verse una acumulación a 120 km de profundidad debido a que existe una gran cantidad de sismos en la base de datos que tienen esa propiedad.

Distancia Hipocentral

En este caso de la Figura 4.26, la distancia hipocentral no presenta tampoco una relación clara con el tiempo residual en ninguno de sus dos ejes, mostrando que el algoritmo es independiente de

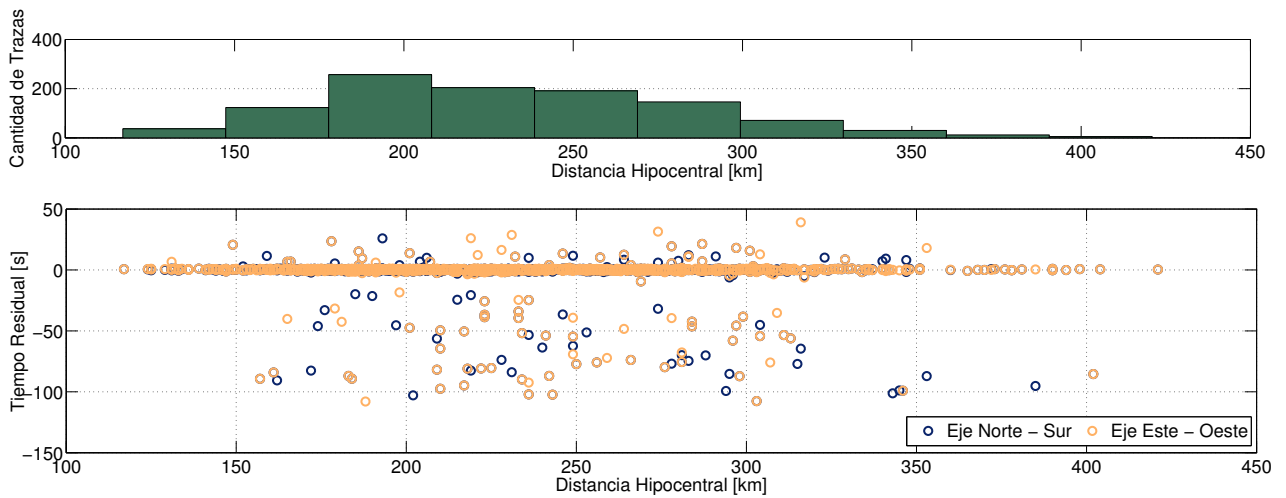


Figura 4.26: Distancia Hipocentral Onda S versus Hipocentral.

la distancia hipocentral entre los 150 a 350 km.

Magnitud

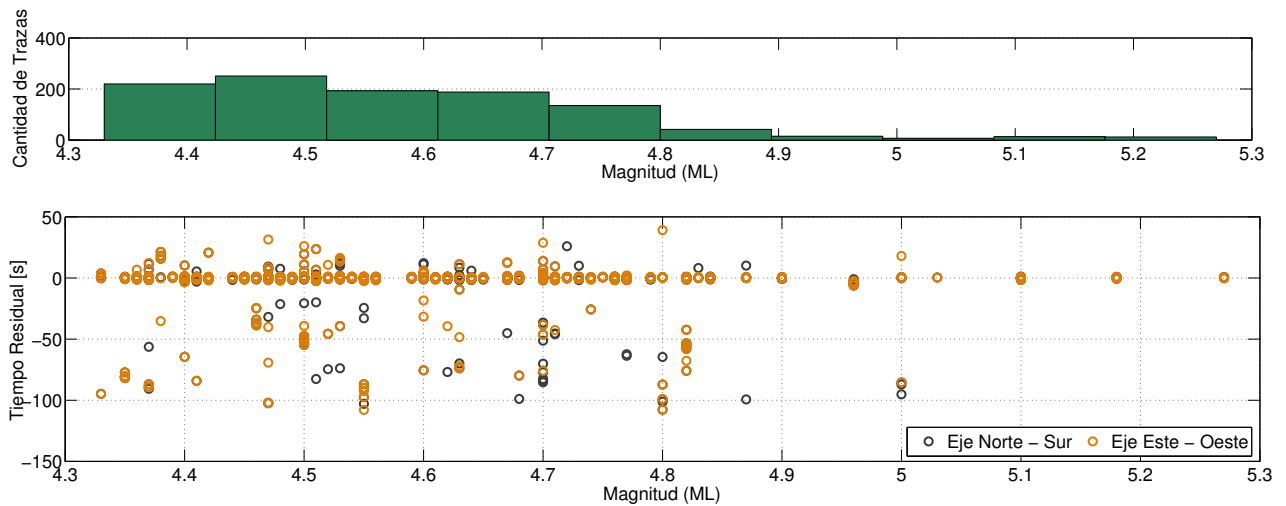


Figura 4.27: Distancia Hipocentral Onda S versus Magnitud.

Para el caso de la magnitud, las trazas no tienen un comportamiento que pudiese estar relacionado. En la Figura 4.27 se aprecia el comportamiento de las trazas cuando la magnitud va en aumento, sin mostrar alguna relación con el tiempo residual en ninguno de los dos ejes.

Capítulo 5

Conclusiones y Trabajo Futuro

En este capítulo se entregan las principales conclusiones obtenidas del trabajo realizado, además se dar a conocer nuevas líneas de investigación o mejoras realizables a los métodos ya descritos.

5.1. Conclusiones

Luego de la aplicación de tres métodos de detección de la onda P: Método de los Espectrogramas, Fractales y Fractales Modificado, y de uno de reconocimiento de Onda S: *Basic Matching Pursuit*, se puede afirmar que los objetivos específicos de este trabajo fueron logrados, ya que todos los métodos poseían sobre el 80 % de detección menor a 1 [s] del tiempo obtenido manualmente. Considerando que la base de datos final mantuvo varias trazas erróneas (en general debido a un sismo mal extraído inicialmente o a problemas de medición de la señal) se obtuvo sobre el 90 % de efectividad en el intervalo más preciso.

Los resultados de reconocimiento de onda P resultaron tener características muy distintas entre ellos; el Método de los Espectrogramas resultó no ser preciso en cuanto a exactitud temporal. Sin embargo, este método con una ventana de tiempo mayor a 2 [s], puede entregar un intervalo confiable de la llegada de la onda. El método tiene problemas con algunos sismos de baja frecuencia en el rango de 5 a 15 [Hz], ya que confunde la señal con su ruido y no permite diferenciar de forma correcta la energía del espectro. De los parámetros característicos que posee este identificador, los que entregaron una mayor precisión fueron: el tamaño de la ventana y el solapamiento entre ellas. La mejor combinación entre estos, se obtenía con una ventana sobre los 2 [s] y un solapamiento de igual o mayor al 90 %; el efecto del ajuste de estos dos parámetros se traduce en que el tamaño de la ventana ayuda a acotar temporalmente la ubicación de la onda P, mientras que al aumentar el solapamiento de la ventana mejora la precisión temporal, que compensa el hecho de que la ventana sea mayor.

El Método de los Fractales mostró ser el identificador que poseía una mayor exactitud, sin embargo, también tiene demasiadas imprecisiones con respecto al intervalo menor a 1[s]. El método tiene problemas parecidos al anterior, particularmente debido a las formas de onda atípicas en las trazas. Las pruebas realizadas adicionando ruido a la señal (recomendados en la literatura) no

funcionaron en este caso, obteniéndose mejores resultados sin la adición de ruido, este resultado se debió básicamente a las grandes diferencias que hay en las bases de datos utilizadas.

El Método de los Fractales Modificado fue finalmente el método que mezcló las características de los identificadores, la seguridad temporal de entrega en análisis espectral más la precisión del Método de los Fractales, hizo que los picados falsos fuesen eliminados en su gran mayoría. Esto muestra que ninguno de los identificadores es por sí lo suficientemente bueno, pero sus características juntas lo hacen un excelente identificador mixto.

Por otro lado, al aplicar el algoritmo *Basic Matching Pursuit* a la identificación de la onda S, resultó ser una aproximación bastante cercana a la ubicación temporal del arribo de la onda S. La identificación de este tiempo sólo presenta problemas cuando la medición de la estación es desfavorable (descalibración o demasiado ruido), lo que confunde al algoritmo. Este método, que obtuvo en su mejor caso un 83 % con un tiempo residual menor a 1 [s], no es tan preciso dentro del mismo intervalo y es debido a que la forma de onda que se aplicó “*sym*” no es muy parecida a la forma de onda que podría tener un sismo, por lo cual se pierde mucha fineza dentro de ese intervalo cuando se intenta aproximar a la señal. Para efectos de este trabajo de título, sólo se trabajó con un tipo de diccionario pero se podrían analizar los efectos de otras formas de ondas wavelets en la identificación.

Ninguno de los tres métodos expuestos presentó una relación de correlación con algún factor físico; ni distancia hipocentral, profundidad y magnitud, mostraron mejorar o empeorar su calidad de detección significativamente. La única variable que se encontró una posible relación fue en el Método de los Espectrogramas, donde una distancia hipocentral mayor es posible relacionarlo a la profundidad hipocentral, lo cual es coherente debido al aumento del ruido en la señal.

5.2. Trabajo Futuro

Finalmente se establecen algunas posibles mejoras en base a las conclusiones ya expuestas.

La base de datos utilizada fue bastante característica: sismos de una magnitud entre 4 y 5 en Magnitud Local y una profundidad en su mayoría sobre 100 km. Queda pendiente analizar el comportamiento de los detectores ante sismos de magnitud menor o más cercanos a la superficie.

El Método de los Espectrogramas puede ser mejorado buscando un umbral más especializado en la señal. El usado en este trabajo fue bastante simple y en base a la desviación estándar de la misma señal. Existen varias opciones, las cuales no fueron probadas, como por ejemplo un umbral constante, que podría ser obtenido de esta misma investigación (en base a un entrenamiento previo) para ser usado en otras bases de datos. Otra posibilidad es hacer un análisis más fino a las frecuencias predominantes en el espectrograma para definir la llegada de la onda P.

Por otro lado, el Método de los Fractales puede seguir teniendo un desarrollo mucho más profundo en cuanto a la detección de la trazas. En el análisis bibliográfico no existe una mayor referencia a la aplicación de este método a sismos en el campo cercano, y su aplicación era más bien a telesismos (sismos de periodos muy largos) y con unos datos obtenidos con una frecuencia de muestreo mucho menor a la utilizada en este trabajo.

El algoritmo *Basic Matching Pursuit*, posee un problema parecido al del Método de los Espectrogramas, ya que son métodos capaces de acotar temporalmente, pero la prolijidad de detección no es lo suficientemente buena para poder reducir bajo 1 [s] el tiempo residual como lo hacen varios artículos más especializados. Una posible solución a esto es la creación de diccionarios especializados en trazas sísmicas capaces de emular la forma que tiene la llegada de la onda S para reconocer su tiempo de una manera mucho más exacta que con las formas de onda que se utilizaron durante esta memoria.

Los problemas computacionales para las simulaciones siguen siendo un hecho limitante para este trabajo, por lo cual los Métodos de los Fractales y el algoritmo *Basic Matching Pursuit* siguen siendo muy lentos si son utilizados en MATLAB. Su programación en otros lenguajes de más bajo nivel como C o Fortran podrían mejorar los tiempos de simulación considerablemente.

Bibliografía

- [1] ADELI, H., AND PANAKKAT, A. A probabilistic neural network for earthquake magnitude prediction. *Neural networks* 22, 7 (2009), 1018–1024.
- [2] ALLEN, R. Automatic phase pickers: their present use and future prospects. *Bulletin of the Seismological Society of America* 72, 6B (1982), S225–S242.
- [3] AMOS, J. Chile, un país destinado a terremotos. *BBC* (2010). Online: http://www.bbc.co.uk/mundo/america_latina/2010/02/100227_0441_terremoto_chile_historia_sismos_irm.shtml Último acceso: 31 Enero 2015.
- [4] ANANT, K. S., AND DOWLA, F. U. Wavelet transform methods for phase identification in three-component seismograms. *Bulletin of the Seismological Society of America* 87, 6 (1997), 1598–1612.
- [5] BAER, M., AND KRADOLFER, U. An automatic phase picker for local and teleseismic events. *Bulletin of the Seismological Society of America* 77, 4 (1987), 1437–1445.
- [6] BAI, C.-Y., AND KENNETT, B. Automatic phase-detection and identification by full use of a single three-component broadband seismogram. *Bulletin of the Seismological Society of America* 90, 1 (2000), 187–198.
- [7] BAILLARD, C., CRAWFORD, W. C., BALLU, V., HIBERT, C., AND MANGENEY, A. An automatic kurtosis-based p-and s-phase picker designed for local seismic networks. *Bulletin of the Seismological Society of America* 104, 1 (2014), 394–409.
- [8] BOLT, B. A. Earthquakes: a primer.
- [9] CICHOWICZ, A. An automatic s-phase picker. *Bulletin of the Seismological Society of America* 83, 1 (1993), 180–189.
- [10] DOWLA, F. U., TAYLOR, S. R., AND ANDERSON, R. W. Seismic discrimination with artificial neural networks: preliminary results with regional spectral data. *Bulletin of the Seismological Society of America* 80, 5 (1990), 1346–1373.
- [11] DYSART, P. S., AND PULLI, J. J. Regional seismic event classification at the noress array: seismological measurements and the use of trained neural networks. *Bulletin of the Seismological Society of America* 80, 6B (1990), 1910–1933.

- [12] FARGE, M. Wavelet transforms and their applications to turbulence. *Annual Review of Fluid Mechanics* 24, 1 (1992), 395–458.
- [13] FEDER, J. *Fractals*. Plenum, 1988.
- [14] GENDRON, P., EBEL, J., AND MANOLAKIS, D. Rapid joint detection and classification with wavelet bases via bayes theorem. *Bulletin of the Seismological Society of America* 90, 3 (2000), 764–774.
- [15] GENTILI, S., AND MICHELINI, A. Automatic picking of p and s phases using a neural tree. *Journal of Seismology* 10, 1 (2006), 39–63.
- [16] GIBBONS, S. J., RINGDAL, F., AND KVÆRNA, T. Detection and characterization of seismic phases using continuous spectral estimation on incoherent and partially coherent arrays. *Geophysical Journal International* 172, 1 (2008), 405–421.
- [17] GUTIERREZ, H. Estudio de geometría fractal en roca fracturada y series de tiempo. Master’s thesis, UNIVERSIDAD DE CHILE, 2008.
- [18] IRARRÁZAVAL, P. *Análisis de señales*. McGraw-Hill Interamericana, 1999.
- [19] JIAO, L., AND MOON, W. M. Detection of seismic refraction signals using a variance fractal dimension technique. *Geophysics* 65, 1 (2000), 286–292.
- [20] KLINKENBERG, B. A review of methods used to determine the fractal dimension of linear features. *Mathematical Geology* 26, 1 (1994), 23–46.
- [21] KORVIN, G. *Fractal models in the earth sciences*. Elsevier Science Ltd, 1992.
- [22] MALLAT, S. G., AND ZHANG, Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries. *Signal Processing, IEEE Transactions on* 41, 12 (1993), 3397–3415.
- [23] MANDELBROT, B. B. *The fractal geometry of nature*. Macmillan, 1983.
- [24] NAKAMULA, S., TAKEO, M., OKABE, Y., AND MATSUURA, M. Automatic seismic wave arrival detection and picking with stationary analysis: Application of the km²o-langevin equations. *Earth, planets and space* 59, 6 (2007), 567–577.
- [25] NAVA, A. *Terremotos*. Fondo de cultura económica, 2011.
- [26] PEITGEN, H.-O., JÜRGENS, H., SAUPE, D., MALETSKY, E., PERCIANTE, T., AND YUNKER, L. *Fractals for the Classroom*, vol. 1. Springer-Verlag New York, 1992.
- [27] QUATIERI, T. F. *Discrete-time speech signal processing: principles and practice*. Pearson Education India, 2002.
- [28] SABBIONE, J. I., ROSA, M. L., VELIS, D. R., AND SABBIONE, N. C. Análisis comparativo de diferentes métodos de picado automático de fases en terremotos registrados en la estación sísmológica de la plata (lpa). *Geoacta* 36, 2 (2011), 189–209.

- [29] SABBIONE, J. I., AND VELIS, D. Automatic first-breaks picking: New strategies and algorithms. *Geophysics* 75, 4 (2010), V67–V76.
- [30] SCHLUMBERGER-LIMITED. *Oilfield Glossary*. http://www.glossary.oilfield.slb.com/es/Terms/s/seismic_trace.aspx, Último Acceso: 20-04-15.
- [31] TIBULEAC, I. M., HERRIN, E. T., BRITTON, J. M., SHUMWAY, R., AND ROSCA, A. C. Automatic determination of secondary seismic phase arrival times using wavelet transforms. *Seismological Research Letters* 74, 6 (2003), 884–892.
- [32] TURCOTTE, D. L. *Fractals and chaos in geology and geophysics*. Cambridge university press, 1997.
- [33] VINCENT, P., AND BENGIO, Y. Kernel matching pursuit. *Machine Learning* 48, 1-3 (2002), 165–187.
- [34] WANG, J., AND TENG, T.-L. Identification and picking of s phase using an artificial neural network. *Bulletin of the Seismological Society of America* 87, 5 (1997), 1140–1149.

Anexos

Anexo A: Información Sismos Utilizados

AA: Año MM: Mes DD: Día

No. Sismo	YY	MM	DD	HH	MM	Profundidad [km]	Magnitud (ML)
1	13	6	1	20	53	120,01	5,27
2	13	6	9	10	32	119,87	5,18
3	13	6	6	22	37	146,55	5,1
4	13	6	1	5	22	79,43	5,03
5	13	6	5	7	49	99,97	5
6	13	6	8	1	52	119,74	4,96
7	13	6	7	21	0	148,78	4,9
8	13	6	4	21	46	120,61	4,87
9	13	6	9	6	15	141,23	4,84
10	13	6	9	22	5	100,04	4,83
11	13	6	4	13	56	120,43	4,82
12	13	6	8	2	0	149,74	4,82
13	13	6	3	14	48	111,03	4,8
14	13	6	2	13	39	160,02	4,79
15	13	6	5	12	43	140,02	4,79
16	13	6	6	5	27	113,02	4,77
17	13	6	7	11	28	140,98	4,77
18	13	6	4	4	41	156,11	4,76
19	13	6	6	8	37	124,12	4,76
20	13	6	9	13	48	124,55	4,76
21	13	6	1	6	23	108,14	4,75
22	13	6	9	8	11	119,83	4,75
23	13	6	8	23	8	149,14	4,74
24	13	6	5	15	58	162,43	4,73
25	13	6	9	4	16	122,97	4,73
26	13	6	5	8	10	160,77	4,72
27	13	6	4	5	54	120,77	4,71
28	13	6	4	7	38	159,98	4,71
29	13	6	1	21	38	165,09	4,7

No. Sismo	YY	MM	DD	HH	MM	Profundidad [km]	Magnitud (ML)
30	13	6	6	2	44	120,45	4,7
31	13	6	8	17	0	120,23	4,7
32	13	6	8	19	54	163,93	4,7
33	13	6	9	17	50	119,98	4,7
34	13	6	9	20	8	151,91	4,7
35	13	6	3	21	42	59,94	4,68
36	13	6	5	6	43	110,89	4,68
37	13	6	8	9	24	109,91	4,68
38	13	6	1	10	48	165,87	4,67
39	13	6	6	10	34	120,48	4,67
40	13	6	9	6	43	119,94	4,67
41	13	6	9	7	25	121,79	4,67
42	13	6	1	22	17	120,87	4,65
43	13	6	3	20	15	121,03	4,64
44	13	6	8	20	19	119,91	4,64
45	13	6	3	14	1	121,05	4,63
46	13	6	5	1	36	120,15	4,63
47	13	6	5	4	36	120,73	4,62
48	13	6	5	19	1	119,75	4,62
49	13	6	8	6	21	120,64	4,62
50	13	6	9	17	29	99,73	4,62
51	13	6	4	21	49	121,46	4,61
52	13	6	2	20	23	109,93	4,6
53	13	6	3	11	44	120,07	4,6
54	13	6	4	13	5	130,4	4,6
55	13	6	6	22	4	121,06	4,6
56	13	6	7	1	39	175,6	4,6
57	13	6	9	7	25	120,18	4,6
58	13	6	7	10	4	163,93	4,59
59	13	6	3	1	47	146,02	4,56
60	13	6	5	15	16	129,68	4,56
61	13	6	5	11	19	146,66	4,55
62	13	6	6	16	14	143,43	4,55
63	13	6	5	8	29	146,7	4,54
64	13	6	8	6	39	147,13	4,54
65	13	6	4	3	52	106,44	4,53
66	13	6	6	21	40	150,43	4,53
67	13	6	6	23	22	121,22	4,53
68	13	6	7	4	54	120,09	4,53
69	13	6	9	2	2	132,76	4,53

No. Sismo	YY	MM	DD	HH	MM	Profundidad [km]	Magnitud (ML)
70	13	6	9	3	17	153,21	4,53
71	13	6	1	16	20	120,14	4,52
72	13	6	4	22	35	120,49	4,52
73	13	6	2	14	55	142,35	4,51
74	13	6	7	3	0	161,33	4,51
75	13	6	2	7	38	120,32	4,5
76	13	6	2	16	37	119	4,5
77	13	6	7	13	10	143,36	4,5
78	13	6	7	23	50	120,05	4,5
79	13	6	8	6	48	160,82	4,5
80	13	6	9	6	25	109,73	4,5
81	13	6	9	11	22	153,78	4,5
82	13	6	9	16	12	123,02	4,5
83	13	6	1	22	9	136,76	4,49
84	13	6	4	21	32	101,74	4,48
85	13	6	5	20	36	142,41	4,48
86	13	6	7	14	31	152,62	4,48
87	13	6	2	4	34	120,64	4,47
88	13	6	2	15	11	120,89	4,47
89	13	6	3	3	54	146,19	4,47
90	13	6	4	7	42	163,35	4,47
91	13	6	5	16	48	40,43	4,47
92	13	6	3	3	58	120,24	4,46
93	13	6	5	5	10	139	4,46
94	13	6	9	1	56	135,53	4,46
95	13	6	9	21	54	145,83	4,46
96	13	6	6	5	49	120,91	4,45
97	13	6	7	22	35	133,91	4,45
98	13	6	9	2	44	137,44	4,45
99	13	6	4	22	1	136,87	4,44

No. Sismo	YY	MM	DD	HH	MM	Profundidad [km]	Magnitud (ML)
100	13	6	1	13	21	125,3	4,42
101	13	6	2	2	20	89,92	4,41
102	13	6	7	16	21	146,19	4,41
103	13	6	1	17	49	129,78	4,4
104	13	6	4	9	47	133,77	4,4
105	13	6	5	14	28	50	4,4
106	13	6	8	10	34	100,22	4,4
107	13	6	9	5	49	121,35	4,4
108	13	6	9	21	15	126,91	4,4
109	13	6	4	3	48	120,24	4,39
110	13	6	2	10	18	50	4,38
111	13	6	2	22	36	146,19	4,37
112	13	6	3	7	3	155,2	4,37
113	13	6	3	19	32	60,49	4,37
114	13	6	5	5	32	133,45	4,37
115	13	6	8	2	57	135,59	4,37
116	13	6	8	8	14	131,64	4,37
117	13	6	1	23	28	125,48	4,36
118	13	6	4	3	50	141,18	4,36
119	13	6	4	7	31	127,59	4,36
120	13	6	8	6	43	119,93	4,36
121	13	6	4	7	36	125,4	4,35
122	13	6	7	22	58	129,05	4,35
123	13	6	4	2	7	122,71	4,33

Anexo B: Detalle de Resultados Obtenidos

Onda P

No. de Sismo	No. Est.	t_{res} Espectrograma [s]	t_{res} Fractales [s]	t_{res} Fractales Mod. [s]
16	4	0,31	-0,5	-0,69
16	6	0,63	-0,24	-0,24
16	9	0,04	-1,57	-1,57
16	12	-0,05	-0,86	-0,87
19	4	-0,33	-0,31	-0,31
19	6	-0,41	-0,29	-0,29
19	8	-0,02	-0,09	-0,09
19	9	0,11	-0,17	-0,17
19	14	0,06	-0,29	-0,3
19	16	-0,67	-0,79	-0,79
19	22	-0,13	-0,28	-0,28
19	24	0,07	-0,39	-0,39
21	1	0,14	-0,19	-0,21
21	2	-1,6	-39,99	-0,99
21	4	-0,67	-1,16	-1,16
21	6	-0,47	-1,09	-1,09
21	8	-38,56	-0,37	-0,38
21	9	0,13	-0,33	-0,33
21	10	0,35	-0,21	-0,21
21	12	-0,08	-0,23	-0,23
21	14	0,11	-0,41	-0,41
21	16	-0,25	-1,14	-1,15
21	17	-0,02	-35,9	-0,7
21	21	-37,62	-0,6	-0,62
21	24	0,28	-0,08	-0,08
29	4	15,46	-0,59	-0,6
29	8	17,69	-39,52	-0,52
29	9	0,24	-0,28	-0,61

No. de Sismo	No. Est.	t_{res} Espectrograma [s]	t_{res} Fractales [s]	t_{res} Fractales Mod. [s]
29	10	16,15	-0,09	19,31
29	12	0,32	-0,28	-0,28
29	24	0,17	-0,88	-0,89
31	4	-2,19	-0,62	-0,62
31	6	-3,97	-142,06	-1,9
31	16	-2,77	-0,92	-1,16
31	22	-1,79	-0,52	-0,52
31	23	-2,47	-0,18	-0,18
36	4	-29,78	-94,85	-0,27
36	6	-25,94	-0,31	-0,32
36	9	-24,75	-0,71	-0,71
36	10	-23,29	-0,08	-0,08
36	15	-31,22	-0,36	-0,37
36	16	-0,47	-0,73	-0,73
36	17	-16,97	-0,77	-0,77
36	21	-32,48	-0,21	-0,22
36	23	-23,17	-0,31	-0,31
36	24	-29,36	-0,14	-0,16
39	6	20,37	-55,78	-131,3
39	9	0,23	-0,48	-0,48
39	12	-0,06	-0,33	-0,32
39	17	20,46	-0,12	-0,12
39	21	13,27	-0,8	12,72
39	24	23,51	-0,29	-0,3
43	2	0	-0,04	-0,05
43	4	0,31	-0,07	-0,07
43	6	0,24	-0,13	-0,13
43	8	-0,89	-0,09	-0,09
43	9	-0,57	-0,11	-0,11
43	12	-0,56	-0,28	-0,28
43	14	-3	-0,37	-0,37
43	16	0,09	-0,19	-0,19
43	22	0,05	-0,3	-0,3
43	23	0,11	-0,09	-0,09
44	4	-0,63	-1,42	-1,41
44	6	0,16	-1,11	-1,11
44	22	0,4	-0,21	-0,21

No. de Sismo	No. Est.	t_{res} Espectrograma [s]	t_{res} Fractales [s]	t_{res} Fractales Mod. [s]
45	6	0,2	-0,37	-0,37
45	9	-2,05	-31,48	-4,97
45	10	0,29	-0,28	-0,28
45	12	-0,95	-0,1	-0,11
45	14	-8,94	-0,26	-0,27
45	22	0,4	-0,22	-0,24
45	23	0,14	-0,11	-0,11
45	24	-23,95	-31,24	-31,24
45	27	-23,35	-104,82	-23,94
46	1	0,34	-0,14	-0,14
46	2	0,23	-0,05	-0,05
46	4	-0,14	-0,68	-0,69
46	6	0,58	-0,1	-0,1
46	7	0,2	-0,35	-0,35
46	8	-32,46	-0,22	-0,23
46	9	0	-0,08	-0,08
46	10	0,05	-0,41	-0,41
46	12	0,04	-0,08	-0,11
46	14	0,07	-0,19	-0,19
46	16	0,31	-0,09	-0,1
46	21	-0,44	-0,24	-0,24
46	22	-0,13	-0,74	-0,74
46	23	0,3	-0,21	-0,22
48	4	19,91	-121,68	-0,28
48	6	20,44	-0,24	-0,25
48	8	24,67	-125,93	9,61
48	9	0,17	-92,63	-0,55
48	10	20,29	-122,6	-0,55
48	12	0,14	-35,09	-0,59
48	17	18,13	-0,49	-0,49
48	21	21,27	-24,39	-0,66
48	22	18,95	-0,19	-0,19
48	23	19,88	-85,07	-0,05
48	24	21,6	-126,45	-0,53
49	1	0,14	-0,19	-0,2
49	4	0,35	-0,11	-0,12
49	6	0,38	-0,11	-0,12
49	8	-12,46	-0,14	-0,14
49	9	-3	-0,2	-0,2
49	10	0,02	-0,14	-0,14

No. de Sismo	No. Est.	t_{res} Espectrograma [s]	t_{res} Fractales [s]	t_{res} Fractales Mod. [s]
49	12	-3,61	-0,05	-0,05
49	16	0,06	-0,46	-0,47
49	17	0,33	-0,08	-0,08
49	22	-0,13	-0,14	-0,13
49	23	-0,05	-0,38	-0,38
49	27	0,14	-0,11	-0,11
50	4	0,48	-0,19	-0,19
50	6	20,77	-132,02	-132,04
50	12	-0,16	-0,18	-0,18
50	14	23,84	23,46	-1,17
50	16	0,35	-0,6	-0,6
50	23	0,38	-0,13	-0,14
53	1	-0,95	-1,73	-1,73
53	4	-0,07	-123,19	-0,7
53	8	-2,94	5,12	-1,67
53	9	-1,59	-123,97	-0,28
53	16	0,15	-0,2	-0,57
53	17	-0,53	-0,22	-0,22
53	22	-0,67	-0,72	-0,72
53	24	-1,48	-2,36	-2,36
54	4	0,61	0	-0,01
54	6	19,9	-0,62	-0,62
54	9	0,98	0,41	0,41
54	12	0,15	-0,68	-0,69
54	22	0,59	-0,47	-0,47
55	1	-15,07	-0,23	-4,69
55	4	-14,01	-0,36	-0,36
55	6	16,2	-29,1	-1,32
55	9	-1,51	8,22	8,2
55	10	-15,84	-94,72	-31,05
55	12	-1,94	-0,27	-0,28
55	16	-0,06	-0,37	-0,38
55	23	-1,57	9,33	-0,03
56	4	-0,09	-0,93	-0,93
56	6	0,52	-0,18	-0,19
56	8	15,22	-0,07	-0,56
56	9	0,58	-0,12	-0,12
56	10	0,4	-0,39	-0,4
56	12	1,06	0,32	0,32
56	22	0,58	-0,27	-0,27
56	23	0,58	-0,07	-0,08
56	24	0,69	-0,05	-0,25

No. de Sismo	No. Est.	t_{res} Espectrograma [s]	t_{res} Fractales [s]	t_{res} Fractales Mod. [s]
57	2	1,24	0,52	0,5
57	4	-0,28	-1,1	-1,11
57	6	-0,09	-0,86	-0,87
57	9	0,31	-0,07	-0,07
57	12	0,36	-0,2	-0,21
57	14	0,46	-0,07	-0,07
57	21	0,32	-0,08	-0,08
57	22	-0,67	-1,15	-1,51
57	24	0,43	-0,19	-0,19
61	4	18,57	-0,53	11,24
61	12	0,42	-0,26	-0,26
61	22	0,77	-0,22	-0,22
62	1	-5,95	-0,06	-0,06
62	2	-4,03	-140,89	-4,38
62	4	0,12	-0,24	-0,24
62	6	-7,01	-25,53	-5,99
62	7	-0,03	-0,55	-0,55
62	9	-8,53	-0,32	-0,33
62	12	-6,69	-0,09	-0,1
62	16	0,08	-0,43	-0,43
62	21	-6,95	-0,52	-0,52
62	22	-0,85	-0,47	-0,65
63	2	-0,58	-1,02	-1,02
63	4	0,34	-0,09	-0,09
63	6	0,44	-0,24	-0,25
63	9	0,05	-0,23	-0,23
63	10	-0,06	-0,29	-0,29
63	12	-0,47	-0,63	-0,63
63	14	0,2	-0,12	-0,13
63	16	0,23	-0,53	-0,53
63	17	0,18	-0,43	-0,44
63	21	-0,2	-0,63	-0,63
63	22	0,23	-0,1	-0,11
63	24	-0,09	-0,5	-0,5
63	27	-0,52	-1,18	-1,18
64	6	-2,23	-133,52	-1,06
64	9	-3	-0,79	-0,8
64	16	-1,85	-0,66	-0,65
64	22	-1,21	-0,4	-0,4
64	23	-1,54	-0,41	-0,42

No. de Sismo	No. Est.	t_{res} Espectrograma [s]	t_{res} Fractales [s]	t_{res} Fractales Mod. [s]
67	1	0,3	-0,05	-0,05
67	4	0,43	-0,43	-0,44
67	6	0,72	-0,06	-0,06
67	8	10,94	-0,88	-0,88
67	9	0,28	-0,13	-0,12
67	10	10,24	-0,56	-0,56
67	12	-0,01	-0,15	-0,16
67	16	0,5	-0,33	-0,33
67	17	15,35	-26,63	-0,32
67	22	0,58	-0,08	-0,09
67	23	0,67	-0,01	-0,01
67	24	0	-0,64	-0,64
69	1	-23,45	-143,13	-25,61
69	2	-31,67	-0,21	-0,23

Onda S

No. Sismo	No. Estación	t_{res} Eje Norte - Sur [s]	t_{res} Eje Este - Oeste [s]
16	4	0,72	0,08
16	6	0,4	0,4
16	9	0,48	0,48
16	12	-0,27	-0,27
19	4	0,04	0,04
19	6	-0,05	-0,05
19	8	-0,31	-0,31
19	9	0,89	0,89
19	14	0,39	0,39
19	16	-0,73	-0,73
19	22	0,72	0,72
19	24	-0,1	-0,1
21	1	-0,45	-0,05
21	2	1,17	0,21
21	4	-1,6	-1,6
21	6	-0,96	-0,32
21	8	0,12	0,44
21	9	0,6	-0,04
21	10	0,04	-0,28
21	12	0,09	0,73
21	14	0,33	0,33
21	16	-0,64	-0,64
21	17	-0,18	0,46
21	21	0,05	0,69
21	24	-0,21	0,43
26	9	0,35	0,35
29	4	-85,47	-85,47
29	8	-87,11	18,01
29	9	-0,01	-0,01
29	10	-95,23	0,44
29	12	0,72	0,72
29	24	-0,09	0,22
31	4	-1,01	-2,45
31	6	-2,35	-3,63
31	16	-5,11	-6,23
31	22	-4,28	-3
31	23	-6,2	-4,6

No. Sismo	No. Estación	t_{res} Eje Norte - Sur [s]	t_{res} Eje Este - Oeste [s]
36	4	0,23	0,55
36	6	-0,52	0,44
36	9	-0,03	-0,03
36	10	0,11	-0,21
36	15	-0,43	-0,43
36	16	-0,49	-0,65
36	17	0,75	0,75
36	21	-0,76	-0,44
36	23	0,41	0,41
36	24	-0,48	0,16
39	6	0,13	0,12
39	9	-0,11	-0,1
39	12	0,46	0,46
39	17	-99,34	0,49
39	21	0,66	0,67
39	24	10,13	-0,12
43	2	0,19	-0,13
43	4	1,04	0,72
43	6	-0,39	-0,39
43	8	-1,19	0,09
43	9	0,95	-0,01
43	12	0,1	0,1
43	14	-0,13	-0,45
43	16	0,59	0,27
43	22	-0,19	0,13
43	23	0,21	-0,91
44	4	8,14	0,45
44	6	-0,11	-0,12
44	22	0,13	0,76
45	6	-57,98	-57,98
45	9	-0,06	-67,73
45	10	-42,39	-42,39
45	12	-56,16	-56,16
45	14	0,92	0,28
45	22	-54,25	-54,25
45	23	-53,45	-53,45
45	24	0,49	0,81
45	27	-75,9	-75,9
46	1	0,7	0,7
46	2	-0,02	0,3
46	4	-0,8	-1,44
46	6	-0,75	-0,76
46	7	0,21	0,21
46	8	-0,02	0,62

No. Sismo	No. Estación	t_{res} Eje Norte - Sur [s]	t_{res} Eje Este - Oeste [s]
46	9	0,73	0,41
46	10	0,41	0,09
46	12	0,21	-0,11
46	14	0,81	0,49
46	16	-0,59	-0,59
46	21	0,8	0,15
46	22	-1,47	-1,47
46	23	-0,76	-0,12
48	4	-87,19	-87,19
48	6	0,58	0,58
48	8	-99,11	-99,11
48	9	0,37	0,37
48	10	-64,59	39,09
48	12	0,21	0,21
48	17	0,68	0,36
48	21	0,68	0,68
48	22	0,37	0,37
48	23	-107,64	-107,64
48	24	-101,24	0,04
49	1	-0,57	-0,41
49	4	0,05	-0,27
49	6	-1,02	-0,06
49	8	-1,36	-0,08
49	9	0,24	0,88
49	10	0,03	0,03
49	12	-0,31	0,01
49	16	-0,08	-0,08
49	17	-0,83	-0,03
49	22	0,51	-0,13
49	23	0,04	-0,6
49	27	0,5	0,02
50	4	-0,05	-0,05
50	6	-0,06	0,58
50	12	-0,25	-0,24
50	14	-0,84	0,44
50	16	-0,46	0,18
50	23	0,15	-0,17
53	1	0,11	0,11
53	4	-0,24	0,24
53	8	-1,74	-1,42
53	9	-1,46	-1,78
53	16	0,42	0,09
53	17	-0,95	0,33
53	22	-0,79	-0,63
53	24	-1,52	-0,88

No. Sismo	No. Estación	t_{res} Eje Norte - Sur [s]	t_{res} Eje Este - Oeste [s]
54	4	-62,39	0,16
54	6	1,17	1,17
54	9	1,77	1,77
54	12	0,07	0,07
54	22	-63,66	0,33
55	1	0	0
55	4	0,02	0,66
55	6	0,03	-0,77
55	9	-0,3	0,34
55	10	-0,28	0,04
55	12	-0,6	-0,29
55	16	0,78	-0,02
55	23	-0,12	-0,44
56	4	-0,9	-0,9
56	6	0,24	0,24
56	8	-0,07	-0,07
56	9	0,84	0,84
56	10	-0,04	-0,04
56	12	0,04	0,04
56	22	-0,62	-0,61
56	23	0,18	0,18
56	24	0,62	0,62
57	2	1,24	1,24
57	4	-1,42	-1,74
57	6	-0,78	-0,31
57	9	0	-0,01
57	12	0,22	0,22
57	14	0,43	0,43
57	21	0,82	0,82
57	22	-1,53	-1,85
57	24	0,59	0,59
59	9	0,76	1,07
61	4	0,56	0,56
61	12	0,45	0,45
61	22	0,79	0,79
62	1	-0,59	-0,59
62	2	-25,72	-25,72
62	4	0,39	0,71
62	6	0,53	0,53
62	7	0,13	0,13
62	9	0,05	0,06
62	12	-0,11	-1,39
62	16	0,35	0,03
62	21	-0,66	0,14
62	22	-0,45	0,19

No. Sismo	No. Estación	t_{res} Eje Norte - Sur [s]	t_{res} Eje Este - Oeste [s]
63	2	-0,04	0,28
63	4	0,93	0,61
63	6	0,1	0,74
63	9	0,92	0,28
63	10	9,97	-0,28
63	12	0,33	0,01
63	14	-0,17	-0,17
63	16	0,12	-0,2
63	17	-0,3	0,34
63	21	0,25	0,25
63	22	-0,5	0,14
63	24	-0,33	-0,49
63	27	0,72	0,73
64	6	-0,11	-0,27
64	9	0,46	-0,5
64	16	0,19	-0,29
64	22	-1,74	-0,78
64	23	-0,32	-0,64
67	1	25,95	0,67
67	4	0,82	0,82
67	6	0,26	0,26
67	8	0	0
67	9	-0,2	-0,2
67	10	0,17	0,17
67	12	-0,33	-0,33
67	16	0,48	0,16
67	17	0	0,64
67	22	0,45	0,77
67	23	0,4	-0,24
67	24	0,49	-0,15