



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO EN INGENIERÍA
INGENIERÍA ELÉCTRICA – INSTRUMENTACIÓN

DESARROLLO E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISMÓMETRO PARA
EL CÁLCULO DE LA MAGNITUD DE SISMOS MEDIANTE
TRANSFORMADA WAVELET.

TESIS
QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:
MAESTRO EN INGENIERÍA

PRESENTA:

VERA HERNÁNDEZ CARLOS

TUTOR:

DR. VELASCO HERRERA VÍCTOR MANUEL,
INSTITUTO DE GEOFÍSICA, UNAM

CIUDAD UNIVERSITARIA, Cd. Mx., JULIO 2020



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

El presente trabajo de tesis nivel maestría fue desarrollado en el Laboratorio de Radiación Solar del Instituto de Geofísica de la Universidad Nacional Autónoma de México, bajo la tutoría del Dr. Víctor Manuel Velasco Herrera y las asesorías del Dr. Miguel Ángel Bañuelos Saucedo y del Doctor Ernst Kussul. Beca CONACYT 2018-000068-02NACF-26364. Este trabajo forma parte de los resultados de la participación en proyectos relacionados con el desarrollo de sistemas de instrumentación, procesamiento de datos, inteligencia artificial y análisis wavelet para el estudio de zonas sísmicas. Proyecto PAPIIT IT102420 Aplicación de la inteligencia artificial para la modernización de los Sistemas de Alerta Temprana, y UNAM-DGAPA-PAPIIT IT 102320.

JURADO ASIGNADO:

Presidente: Dra. Baydyck Mykolaivna Tetyana
Secretario: Dr. García Ugalde Francisco Javier
1^{er}. Vocal: Dr. Velasco Herrera Víctor Manuel
2^{do}. Vocal: Dr. Bañuelos Saucedo Miguel Ángel
3^{er}. Vocal: Dr. Silva Casarín Rodolfo

Asesoría:

Dr. Ernst Kussul

Lugar o lugares donde se realizó la tesis: Universidad Nacional Autónoma de México,
Ciudad Universitaria, Ciudad de México, México.
ICAT, UNAM

TUTOR DE TESIS:

Dr. Víctor Manuel Velasco Herrera

FIRMA

Agradecimientos

A la Universidad Nacional Autónoma de México y al Instituto de Ciencias Aplicadas y Tecnología (ICAT) de la UNAM por permitirme ser parte de su comunidad y poder aprovechar al máximo los conocimientos que en ella pude aprender.

Al Doctor Víctor Manuel Velasco Herrera y a la Doctora Graciela Velasco Herrera quienes me brindaron su apoyo, asesoría, orientación y conocimientos durante mis estudios de maestría.

Al Doctor Ernst Kussul y la Doctora Tetyana Baydyk por sus grandes enseñanzas en inteligencia artificial cuyos conocimientos me ayudaron mucho en el desarrollo de esta tesis.

Al Doctor Miguel Ángel Bañuelos Saucedo por las excepcionales clases de electrónica, así como su apoyo y asesorías, depositando en mí nuevos conocimientos, experiencia y habilidades en mi formación como ingeniero en el campo de instrumentación.

A los miembros del jurado por los comentarios y observaciones, así como recomendaciones para la mejora de este trabajo.

A mis padres, quienes siempre me han brindado su apoyo incondicional y su comprensión. Gracias por su esfuerzo y dedicación para ayudarme a cumplir una meta más en mi vida. Gracias por nunca rendirse y siempre buscar lo mejor para mí y mis hermanos.

A las grandes amistades que conocí durante esta maestría. Gracias a sus consejos y al trabajo en equipo que nos ha permitido llegar hasta este punto.

RESUMEN

El presente trabajo de tesis nivel maestría, se realizó en dos etapas: 1) La primera etapa es el desarrollo de un sistema instrumental para la detección de ondas sísmicas, basado en una tarjeta de desarrollo Arduino, con la integración de un acelerómetro analógico ADXL335, un convertidor analógico-digital de precisión de 16 bits y un módulo adaptador para memoria microSD como tarjeta de adquisición de datos. Se obtuvieron los sismogramas digitales mediante experimentos en una mesa de vibraciones. El análisis de estos datos se realizó mediante la transformada wavelet para encontrar las frecuencias asociadas a las señales. 2) La segunda parte está relacionado con el análisis temporal y espacial de la actividad sísmica de México. En este estudio se utiliza la transformada wavelet como herramienta para encontrar patrones de la dinámica de las placas tectónicas. El objetivo fue estudiar y encontrar en el dominio temporal posibles periodos de recurrencia de sismos de magnitud de momento (M_w) mayor a 6.0 dentro del territorio nacional. Además, de identificar las zonas con mayor acumulación de eventos utilizando la función de probabilidad. Se tomaron los datos instrumentales proporcionados por el catálogo del Servicio Sismológico Nacional y los registros históricos que datan del siglo XV al XX. Se obtuvieron los siguientes resultados para los datos instrumentales: se encontró un periodo de recurrencia de 3 ± 1 años de sismos fuertes ($M_w > 7.0$), se reconoció un comportamiento en la actividad de estos fenómenos sísmicos al reconstruir la serie de tiempo con la transformada inversa wavelet, se observó una ocurrencia del 95%, de estos eventos en fases positivas y finalmente se obtuvo un pronóstico para los siguientes 5 años implementando algoritmos de Deep Learning.

Índice

Introducción	1
Objetivo principal	4
Objetivos específicos	4
Capítulo 1. Sismicidad en México	5
1.1 Instituciones de monitoreo sísmico en México	6
1.2 Instrumentación Sísmica	8
1.3 Medición de un sismo	10
1.3.1 Intensidad	11
1.3.2 Magnitud	12
1.3.3 Relación entre intensidad y magnitud	15
1.4 Registros históricos en México	15
Capítulo 2. Procesamiento de datos	16
2.1 Análisis de Fourier	16
2.1.1 Series de Fourier	16
2.1.2 Transformada de Fourier (TF)	18
2.1.3 Transformada Discreta de Fourier (TDF)	20
2.1.4 Transformada Rápida de Fourier (FFT)	21
2.1.5 Transformada de Fourier de Tiempo Reducido (STFT)	22
2.2 Análisis Wavelet	25
2.2.1 Definición de Wavelet y conceptos básicos	25
2.2.2 Escala y desplazamiento	27
2.2.3 Transformada Wavelet Continua	29
2.2.4 Espectro de Potencia Wavelet	31
2.2.5 Reconstrucción de una señal	33
Capítulo 3. Desarrollo de un sismógrafo electrónico	35
3.1 Diseño y desarrollo del circuito electrónico	35
3.1.1 Sensor	35
3.2.1 Filtro	37
3.1.3 Convertidor Analógico-Digital	39
3.1.5 Implementación de componentes electrónicos	41
3.2 Procesamiento de sismogramas y análisis de resultados	62
Capítulo 4. Análisis de la sismicidad en México	67
4.1 Análisis temporal de datos instrumentales (1900-2019)	68
4.1.1 Sismos de M6.0 - M6.9	69

4.1.2	Sismos de M7.0 - M7.9	70
4.1.3	Sismos de M8.0 - M8.9	71
4.2	Transformación inversa en periodos de recurrencia de sismos	71
4.2.1	IWT para sismos de $6.0 < M < 6.9$	72
4.2.2	IWT para sismos de $7.0 < M < 7.9$	75
4.2.3	IWT para sismos de $8.0 < M < 8.9$	78
4.3	Análisis temporal de registros históricos (1455-1900)	81
4.3.1	Análisis de sismos históricos ligeros o menores.....	82
4.3.2	Análisis de sismos históricos moderados	86
4.3.3	Análisis de sismos históricos fuertes	90
4.4	Análisis espacial de la sismicidad de México.....	94
4.4.1	Profundidad de sismos en México.....	94
4.4.2	PDF y posición geográfica.....	97
4.5	Análisis de resultados	100
4.5.1	Datos instrumentales (Estudio temporal)	100
4.5.2	Datos instrumentales (Estudio espacial)	103
4.5.3	Registro Históricos (Estudio temporal)	103
4.5.4	Hipótesis sobre la actividad sísmica.....	103
	Capítulo 5. Pronóstico.....	106
5.1	Implementación de Deep Learning	106
5.1.1	Red Neuronal LSTM.....	106
5.2	Entrenamiento y pronóstico de sismos fuertes en México.....	110
	CONCLUSIONES.....	116
	ANEXOS	118
	Anexo 1	118
	Anexo 1 (Continuación)	119
	Anexo 2	120
	REFERENCIAS.....	122
	Introducción	122
	Capítulo 1	122
	Capítulo 2	125
	Capítulo 3	127
	Capítulo 4	129
	Capítulo 5	130

Introducción

Los *sismos* se definen como un movimiento del suelo que se origina debajo de la superficie terrestre; este puede ser ligero o puede llegar a ser muy fuerte y sentirse con *intensidad* alta (terremoto) que dependerá de la zona geográfica y de las características del subsuelo. Desde tiempos antiguos hasta el día de hoy, la humanidad se ha preocupado por entender el comportamiento de estos fenómenos, así como desarrollar herramientas e instrumentos que les permitan hacer un pronóstico de alerta. Actualmente, se han desarrollado diversas hipótesis que intentan describir y comprender la naturaleza de estos fenómenos sísmicos. Una de ellas, y la más aceptada por la comunidad científica, es la teoría de la *tectónica de placas* (Wegener, 1912). La cual establece que, la superficie terrestre se encuentra compuesta por grandes masas de tierra, como si se tratara de un conjunto de pequeñas superficies solidas (parecido a un enorme rompecabezas); donde al interactuar estas *placas* entre sí, se producen grandes esfuerzos sobre ellas, si el esfuerzo es mayor a un umbral límite, estas se rompen, liberando una gran cantidad de energía en forma de ondas elásticas, llamadas *ondas sísmicas*, que viajan a través del interior de la tierra y alcanzan grandes distancias (Cruz Atienza, 2013). Existen muchas otras fuentes que pueden generar movimientos telúricos en mayor o menor medida, ya sea por medios naturales o en su caso por medios artificiales, entre algunos de estos se encuentran: los temblores originados por erupciones volcánicas, colapso de grandes cuevas o túneles, el impacto de meteoritos e incluso explosiones nucleares realizadas por el hombre como pruebas subterráneas (Wallace et al., 1985). Para propósitos de esta tesis se trabajó únicamente con sismos de naturaleza tectónica.

El peligro que estos fenómenos generan en zonas con una alta vulnerabilidad crea un alto riesgo, que los científicos siguen estudiando y monitoreando, generando conocimiento e investigación con el objetivo de entender la naturaleza de estos eventos y presentar modelos de estimación y predicción de grandes sismos ($M_w > 6.0$) en zonas específicas en donde hay recurrencia de grandes daños; generando protocolos de prevención, mitigación, reacción y de resiliencia (sistemas de alerta temprana).

En diversos trabajos de investigación, estos fenómenos se estudian desde un aspecto general, como eventos aleatorios, sin ningún patrón, pero existen artículos que cambian el paradigma de pensamiento, por ejemplo, Cordaro et al. (2018) estudia información temporal y espacial de registros sobre los cambios que sufre el campo magnético como posible indicador de sismos.

Un famoso evento de predicción de sismo ha sido el terremoto de Haicheng, China en 1975; para ello se tomaron en cuenta varios factores, como: cambios en los patrones del suelo, en los escenarios meteorológicos, cambios en el comportamiento animal y en el color, la química y el nivel de agua de la zona,

cambios en la geodésica y alteraciones en el nivel de gas *Radón* (Rn), que permitieron predecir, en esa única ocasión, un sismo de magnitud mayor a 7. El resultado de la predicción confirmó la fecha, hora estipulada y magnitud de 7.3 (Wang et al., 2006). Sin embargo, la misma metodología que posteriormente fue aplicada en otras zonas con altas probabilidades de tener grandes sismos, no tuvieron el mismo resultado. Esto podría significar que los precursores sísmicos no se pueden generalizar a todas las zonas sísmicas. Por lo que es necesario encontrar patrones individuales.

Otro caso importante de pronóstico y de estudio por la comunidad científica fue el sismo de 1995 en México (Novelo y Moctezuma, 1995), donde se calcularon los tiempos de mayor probabilidad (*times of increased probability, TIP*) para que un sismo de una magnitud mayor a 7.5 pudiera afectar la zona de subducción del país dentro de los próximos cinco años después de su estimación. En este trabajo se hace uso de un algoritmo desarrollado por sismólogos rusos, denominado *algoritmo M8 (Mw>8)*, el cual, mediante el análisis espacio-temporal de datos de eventos sísmicos pasados como: las magnitudes de eventos principales (sismos $M_w \geq 7.5$), el tiempo de origen de estos, sus coordenadas geográficas de sus epicentros, la profundidad de sus hipocentros y replicas en los primeros días después del sismo principal, permitía estimar, el tiempo de mayor probabilidad para la ocurrencia de un gran terremoto en determinada zona (Keilis-Borok y Kossobokov, 1986, 1990). Los cálculos permitieron pronosticar un posible sismo de magnitud mayor a 7.5 en la zona de subducción de México (Michoacán-Colima-Jalisco) para antes de 1996. El 9 de octubre de 1995 con epicentro en la costa de Colima ocurrió un sismo de magnitud 8.1, confirmando el pronóstico. Sin embargo, por la gran cantidad de datos que se requieren para que el *algoritmo M8* tenga resultados confiables, no se ha vuelto a realizar un pronóstico con este método para un posible futuro temblor en el país (Novelo-Casanova, 2005).

En el presente trabajo de tesis se propone: un sistema instrumental basado en componentes electrónicos, como una implementación a los sistemas de alerta temprana y como un complemento a las mediciones que se realizan en laboratorios nacionales en el estudio de fenómenos sísmicos, además, se propone un método de análisis de datos con el fin de obtener modelos que aporten información para entender el comportamiento de *grandes sismos*. Una de las finalidades de este proyecto es aplicar diferentes técnicas como el análisis espectral en tiempo-frecuencia y Deep Learning a los datos instrumentales de la actividad sísmica del país para tratar de encontrar patrones sísmicos de las placas tectónicas de México. Los análisis espectrales se han utilizado anteriormente en los estudios sísmicos para poder observar parámetros como: el tiempo de arribo de las ondas elásticas, la cantidad de energía acumulada en ellas o las frecuencias y periodos de duración de los eventos (Adhikari, B., et al., 2020). En esta tesis se empleará para encontrar los periodos de ocurrencia de eventos sísmicos fuertes.

El desarrollo de esta tesis está compuesto por a) resumen, b) índice, c) introducción, además de los capítulos específicos.

En el capítulo 1 se hace una breve reseña sobre la sismicidad en el territorio nacional, así como las instituciones encargadas del monitoreo y registro de datos instrumentales. Además, se hace mención sobre aspectos característicos de los sistemas instrumentales encargados de la detección, medición y registro de estos fenómenos.

En el capítulo 2, se describe la teoría del análisis espectral Fourier y Wavelet. Se da una breve introducción de estas herramientas matemáticas y sus aplicaciones para datos y señales.

En el capítulo 3, se realizó el diseño y desarrollo de un sistema instrumental: sismógrafo, para la detección de ondas sísmicas, utilizando una tarjeta de desarrollo Arduino, con la integración de un acelerómetro analógico ADXL335, un convertidor analógico-digital de precisión de 16 bits y un módulo adaptador para tarjeta microSD como tarjeta de adquisición de datos. Se probó el funcionamiento del sismógrafo en una mesa de vibraciones y se obtuvieron los sismogramas digitales los cuales se procesaron mediante técnicas de análisis en tiempo-frecuencia (Wavelet).

En el capítulo 4, se presenta el origen de cada base de datos según su naturaleza (información instrumental y registros históricos), también se describe la metodología empleada para realizar el análisis en tiempo-frecuencia de estos y se hace un estudio espacial en todo el territorio nacional.

En el capítulo 5, se realiza el desarrollo de un pronóstico a mediano plazo (cinco años) implementado Inteligencia Artificial basados en algoritmos de Deep Learning, en particular, redes neuronales recurrentes como la Red *LSTM (Long Short-Term Memory)*.

Además, se integran los resultados generales en cada capítulo, las conclusiones y los anexos de los códigos de programación.

Objetivo principal

Diseñar y desarrollar un sistema instrumental (sismógrafo) de fácil implementación y portable, para la detección de señales sísmicas utilizando como base, componentes electrónicos en la medición y adquisición de datos de movimientos oscilatorios simulados sobre una mesa de vibraciones, a fin de construir sismogramas digitales (señales sísmicas). Se estudiarán dos técnicas de análisis espectral para señales como lo son: a) la transformada de Fourier y b) la Transformada Wavelet, con la finalidad de analizar los datos sísmicos registrados por el instrumento. Además, se desarrollará un modelo para estudiar y encontrar posibles patrones de recurrencia de sismos de gran magnitud en México.

Objetivos específicos

- Implementar componentes electrónicos para el desarrollo instrumental con el propósito de medir oscilaciones semejantes a un sismo real.
- Simular movimientos sísmicos mediante una mesa vibratoria para evaluar el desempeño del sismógrafo en la medición y registro de datos.
- Procesar los sismogramas digitales obtenidos, mediante el análisis espectral como: a) la transformada de Fourier y b) la transformada Wavelet con el propósito de obtener patrones de las señales sísmicas.
- Proponer un modelo que permita analizar la actividad sísmica en México con el fin de identificar posibles patrones de recurrencia de sismos de gran magnitud en el país.
- Mediante la función de densidad de probabilidad se analizará la actividad sísmica de México en el dominio espacial para reconocer zonas donde se localizan la mayor cantidad de eventos sísmicos ocurridos.

Capítulo 1. Sismicidad en México

En los siglos XV y XVI los Mexicas pensaban que cada culminación de un ciclo de vida de los seres humanos (*Era*) se relacionaba con eventos catastróficos de tipo natural, que conllevaba a un nuevo periodo de inicio o resurgimiento de una nueva vida o purificación de esta humanidad. Cada etapa se denominaba con el nombre de *soles*. En particular el *Quinto Sol*, periodo en el calendario Mexica que indica el tiempo actual de la humanidad llamado el *sol de movimiento*, establece que culminará con un gran sismo en la superficie terrestre (Matos Moctezuma, 2015). Estos fenómenos telúricos se observaban con gran naturalidad y se pensaba que eran producto del interactuar de las estrellas, la luna y sol, cuando estos pasaban por debajo de la tierra (Lomnitz Aronsfrau, 1999).

Actualmente, la teoría de la tectónica de placas permite situar geográficamente a México en 5 de estas (Fig. 1.1); las cuales son conocidas por el nombre de la placa del Caribe, del Pacífico, la de Norteamérica, la Rivera y la de Cocos (donde se ubican los Estados de Jalisco, Colima, Michoacán, Guerrero, Oaxaca y Chiapas), y que es conocida como la *Zona de Subducción Mexicana* (Gutiérrez Martínez et al., 2005), además, de ubicar fallas geológicas en el territorio nacional como la de San Andrés en el noroeste (se ubican los Estados de Sonora y la península de Baja California) y la de Motagua-Polochic, en la frontera con Guatemala (Medina Martínez, 2003).

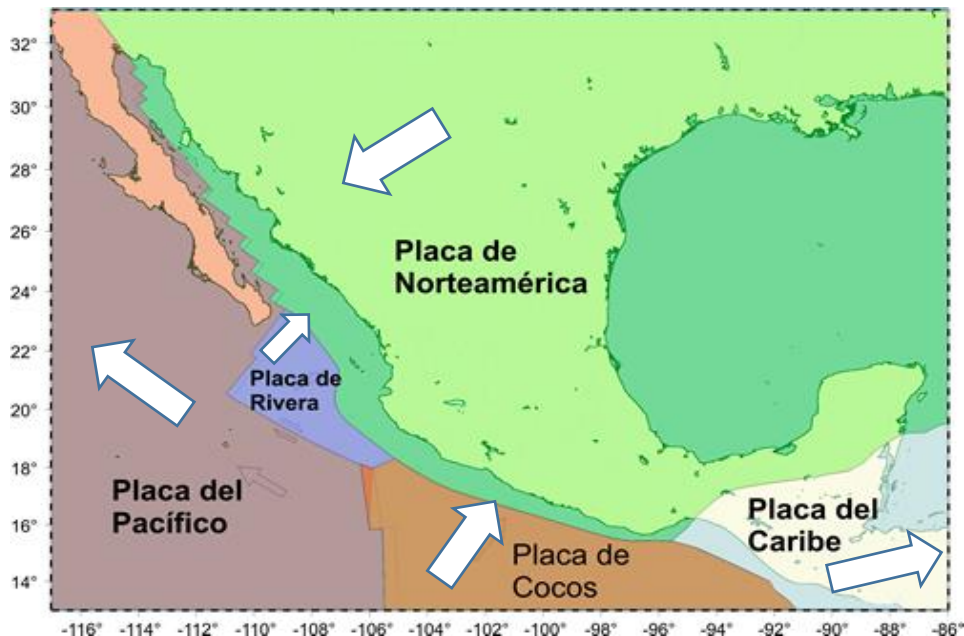


Fig. 1.1 Placas tectónicas asociadas a México. Las flechas indican su movimiento relativo sobre la corteza terrestre. Imagen tomada de:

http://www.rodolfocorona.com/archivos/pdf/2012_reporte_sismo_ometepep_pinote_pa_mex_unam.pdf

Estas placas se encuentran siempre en constante actividad, producto del movimiento de convección que se lleva a cabo en el interior del manto de la tierra (Tarbuck y Lutgens, 2010). Cuando estas placas entran en contacto unas con otras, se producen en sus límites una gran cantidad de fenómenos geológicos que culminan en movimientos sísmicos. Estos fenómenos pueden variar dependiendo de la interacción entre las placas, por ejemplo; converger entre ellas (*subducción*), esto es, que una placa se sumerge por debajo de otra; divergir entre ellas (*abducción*), esto sucede cuando dos placas se separan entre sí, o pueden existir desplazamientos horizontales, una con respecto a otra, provocando que estas generen a lo que se denomina *fallas transformantes o transcurrentes* (Nava, 2002).

Cuando dos o más placas tienen actividad entre sí, ya sea por una falla transformante, que converjan o diverjan, se origina en el interior grandes acumulaciones de energía producto de las fuerzas ejercidas sobre la zona límite de actividad conocidas como *esfuerzos*, si llegara a existir un esfuerzo que no puedan soportar las placas, estas se rompen, liberando una gran cantidad de energía en forma de ondas sísmicas, que pueden llegar a la superficie de la tierra y viajar en el interior (Nava, 2003).

Existen dos tipos de ondas sísmicas: internas (de cuerpo) y superficiales. Las primeras se propagan en el interior de la tierra, además, se clasifican por grupos *p* y *S*. Las *p* corresponden a ondas longitudinales que se expanden y comprimen en la misma dirección de su propagación y pueden alcanzar velocidades de hasta 11 km/s (consideradas las más rápidas). Las *S* son de tipo transversal, se propagan en forma de cizalla, perpendicular a su dirección de propagación; estas se propagan a una velocidad de hasta $1/\sqrt{3}$ de la velocidad de las ondas *p* (Nava, 2002). Las ondas superficiales, solo se pueden propagar sobre la superficie, este grupo también se divide en dos tipos: las Rayleigh (*R*) y las Love (*L*). Las primeras se producen debido a la interacción entre ondas *p* y los componentes verticales de las ondas *S*, estas presentan el fenómeno de dispersión, por lo que sus velocidades de propagación serán diferentes dependiendo de sus frecuencias y pueden llegar a propagarse a velocidades de hasta 4 km/s (Nava, 2002). Las *L* se generan a partir de las interacciones de los componentes horizontales de las ondas *S* y su comportamiento es similar al de las *R*, pero la velocidad de propagación de las ondas *L* pueden llegar a los 4.5 km/s (Nava, 2002).

1.1 Instituciones de monitoreo sísmico en México

El 5 de septiembre de 1910 se inauguró el Servicio Sismológico Nacional (*SSM*), el motivo de su creación fue monitorear y estudiar estos fenómenos sísmicos; inicialmente contó con 9 estaciones a lo largo del país, que ha ido en aumento

para generar una amplia red de detección sísmica (Servicio Sismológico Nacional, 2019). Actualmente el SSN cuenta con 61 estaciones sísmicas instaladas en el territorio mexicano.

Además del SSN, también existen otras como el Instituto de Ingeniería de la UNAM que complementa estos estudios y monitoreo contando con sus primeras estaciones acelerográficas a partir del año 1964, generando una red de monitoreo del país que actualmente cuenta con más de 100 estaciones en operación (II-UNAM, 2018).

El Centro Nacional de Prevención Desastres (*CENAPRED*) es otra institución principal encargada de la detección, monitoreo, investigación, prevención y mitigación de desastres ante fenómenos naturales y antropogénicos, en particular, sísmicos. Esta institución es un organismo gubernamental fundado en 1988, que tiene como antecedente el sismo de 1985 y su particularidad es la dirección y participación de académicos de la UNAM (*CENAPRED*, 2016), en esta institución se creó la Red de Observación Sísmica que consta de 17 estaciones de registro sísmico y un punto central de recepción y procesamiento de la información, ubicado en las instalaciones de dicho centro (Gutiérrez Martínez et al., 2005). Además, se crearon observatorios sismológicos encargados de monitorear la actividad sísmica del volcán Popocatepetl.

Otra de las instituciones relacionadas con el estudio de estos fenómenos es el Centro de Instrumentación y Registro Sísmico (*CIRES*), de la misma manera su creación surge a partir de la necesidad de monitorear sismos como el de 1985. Sus tareas son el monitoreo de la actividad sísmica de la ciudad de México mediante la Red Acelerográfica Regional del Valle de México, este cuenta con 80 acelerógrafos; es la encargada de operar el Sistema de Alerta Sísmica de México (*SASMEX*) en diferentes entidades federativas, como: Jalisco, Colima, Guerrero, Oaxaca, Puebla y la Ciudad de México (*Cires*, 2005-2020).

Otra institución importante del país encargada del monitoreo y estudio de estos fenómenos sísmicos, es la Red de Sísmica del Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada (*RSC*); fue creada en el año 2015 por 5 organizaciones orientadas al estudio sísmico, entre ellas: la Red Sísmica del Noroeste de México (*RESNOM*), la Red de Acelerógrafos del Noroeste de México (*RANM*), la Red Sismológica de Banda Ancha del Golfo de California (*RESBAM*), la Red Urbana y la Red Sismológica de La Paz. La tarea principal de la RSC es el monitoreo de la actividad sísmica en la zona noroeste del país, específicamente en la península de Baja California, conformada con 88 estaciones sismológicas encargadas de transmitir datos en tiempo real, a través de Internet satelital o enlaces de radio al Centro de Procesamiento de Datos ubicado en el CICESE (*CICESE*, 2017).

La Red Sísmica de Veracruz (*RSV*) tiene como tarea principal el monitoreo de las zonas mayor actividad sísmica en el estado de Veracruz, este consta de 6

estaciones de detección, también tiene como propósito, la constante vigilancia de la actividad sísmica provocada por los volcanes como el Citlaltépetl (Pico de Orizaba) y el volcán San Martín (UV, 2020).

1.2 Instrumentación Sísmica

Los instrumentos encargados de detectar un sismo se denominan *sismógrafos* (fig. 1.2) y su principio de funcionamiento se basa en una masa suspendida (péndulo) en un soporte, cuando las oscilaciones del suelo llegan este, el péndulo marca en un tambor giratorio las ondas equivalentes al movimiento de la superficie terrestre, a este registro se le da el nombre de *sismograma* (Tarbuck y Lutgens, 2010).

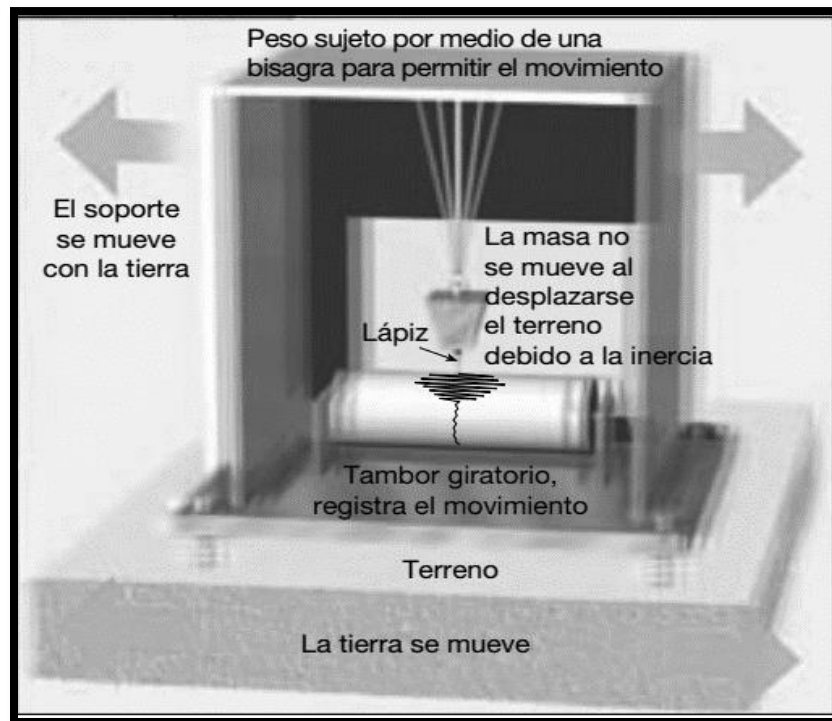


Fig. 1.2 Principio de funcionamiento de un sismógrafo (Tarbuck y Lutgens, 2010).

Cuando un sismógrafo se suma a más sensores o instrumentos, y estos se instalan en un determinado lugar para registrar eventos sísmicos se le da el nombre de *estación sísmica* y esta puede contener: sensores de velocidad y aceleración, geófonos, micrófonos de infrasonido, digitalizadores, registradores de datos, sistemas de alimentación eléctrica y sistemas de comunicación para enviar información de forma autónoma a la unidad central que se encarga de recopilar y

procesar la información obtenida por la estación. De acuerdo con los estándares del Servicio Sismológico Nacional, cada estación sismológica en México debe contar con una serie de componentes como requisitos mínimos para su instalación (Fig. 1.3) (Servicio Sismológico Nacional, 2019: UV, 2020).

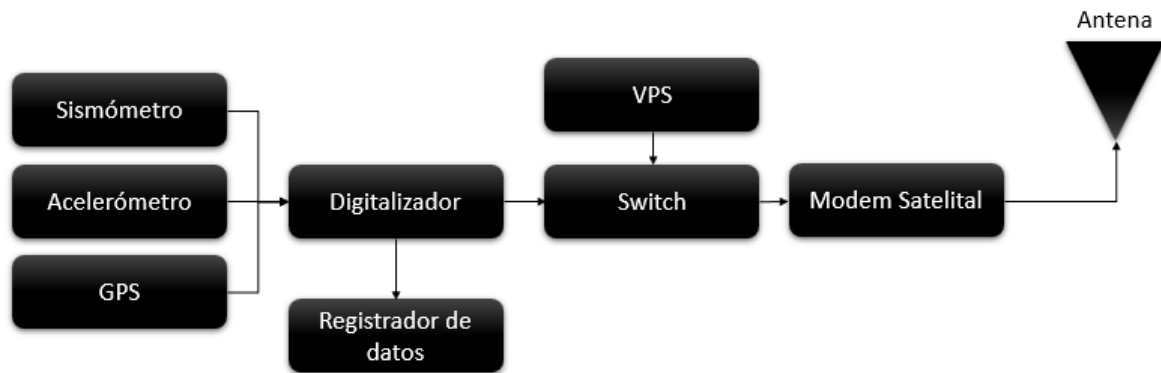


Fig. 1.3 Especificaciones que debe cumplir una estación sísmica en su sistema de instrumentación.

Como se observa en la Figura 1.3, se tienen dos tipos de sensores principales (sismómetro y acelerómetro), los cuales nos proporcionan la señal que se mide a partir de los cambios de velocidad y aceleración del suelo producto de un temblor u alguna otra actividad natural o artificial. Algunos de los sensores que se usan en las estaciones del SSN, son los sismómetros Streckeisen modelos STS-2 y STS-2.5 y acelerómetros Güralp modelos CMG-3T y CMG-5T.

El STS-2 y STS-2.5, son sismómetros de tres ejes que puede medir la velocidad del suelo en los componentes norte-sur, este-oeste y vertical simultáneamente. Cada sensor es sensible a las vibraciones en un rango de frecuencia 0.003 - 50 Hz con una sensibilidad de 1,500 V/(m/s) a 20,000 V/(m/s) (Streckeisen, s.f., 2019).

Los sensores CMG-3T y CMG-5T, son dos acelerómetros de banda ancha triaxiales, con la capacidad de medir la aceleración del suelo en los ejes norte-sur, este-oeste y vertical al mismo tiempo. Contando con una sensibilidad de salida de 0.1 g¹ hasta 4.0 g y un voltaje de alimentación de 10 V a 36 V (Güralp, s.f.).

En la Figura 1.4 se pueden apreciar las fotografías de un sismómetro y un acelerómetro, los cuales pertenecen a las estaciones del SSN; Matías Romero en el estado de Oaxaca y Nacozari en el estado de Sonora respectivamente.

¹ Una g o fuerza de gravedad es una medida de aceleración y equivale a la magnitud estándar de la aceleración de la gravedad provocada por la tierra $\approx 9,80665 \text{ m/s}^2$.



Fig. 1.4 En esta imagen, se aprecian las fotografías de un sismómetro (izquierda) y un acelerómetro (derecha) que son usados en las estaciones del SSN. Imagen tomada de: <http://www.ssn.unam.mx/acerca-de/estaciones/>

Posteriormente, las señales analógicas que provienen de los sensores pasan por un digitalizador de 24 o 26 bits (dependiendo de las necesidades de la estación), con el que se obtienen los datos digitales correspondientes que son almacenados en un registrador de datos local. Paralelamente, esta información es enviada mediante un *switch*² a un modem satelital, el cual se encarga de enviarla vía inalámbrica en tiempo real y mediante un *VPS*³ a las instalaciones del Servicio Sismológico Nacional. Gracias al GPS que se tiene en cada estación, es posible almacenar información temporal precisa, que, igualmente es digitalizada, almacenada y enviada.

Al final de este proceso, el SSN se encarga de analizar los datos y posteriormente publicarlos de forma libre y gratuita en su página de internet (<http://www.ssn.unam.mx/>).

1.3 Medición de un sismo

Para conocer la dimensión de un sismo, existen 2 tipos de *medidas* que se utilizan comúnmente: la magnitud y la intensidad. Cada uno de estos parámetros, tienen sus propias características que las diferencian entre sí y cuya información es de gran utilidad para identificar el tamaño de estos eventos.

² A través de un switch toda la información que proviene de un ordenador de origen es enviada otro ordenador de destino.

³ VPS del inglés virtual private server, tiene como objetivo el particionar un servidor físico en varios servidores virtuales, de tal forma que todo pueda ejecutarse como una sola máquina.

1.3.1 Intensidad

La intensidad se refiere a una medida subjetiva, donde el valor para esta escala está referenciado con la percepción de las personas y los efectos que un sismo puede causar en una determinada zona geográfica. Esta medición depende en gran parte de factores externos que pueden definir el tamaño de un sismo, por ejemplo: el tipo de suelo (que en ciertas áreas puede amplificar las ondas sísmicas); la calidad de las construcciones (de no contar con las normas y estándares para soportar estos movimientos tendrán como resultado grandes daños); y la cantidad de población.

Existen diferentes escalas de intensidad en el mundo siendo la escala modificada de Mercalli (MMI), desarrollada por el sismólogo Giuseppe Mercalli en 1931, la más usada en el continente americano. Esta escala cuenta con 12 grados los cuales aumentan de forma progresiva conforme la percepción de la gente y los daños que un sismo provoca en un determinado lugar, siendo el grado I la percepción de ligeros movimientos del suelo, apenas detectados por instrumentos de medición muy sensibles, el grado VI equivale a un movimiento percibido por toda la gente presente en dicho lugar donde se aprecian movimientos de ventanas, árboles y postes de energía eléctrica, hasta llegar a el grado XII donde se describen desastres totales, tanto en construcciones como la inutilización de servicios básicos debido al daño en tuberías o en caminos.

La escala MMI relaciona sus grados de medición con la aceleración que sufre el suelo cuando un sismo ocurre. Por lo tanto, existe una ecuación matemática que permite calcular esos cambios de aceleración a partir de la intensidad de un sismo (Richter, 1958). Dicha ecuación matemática es:

$$\log a = \frac{MMI}{3} - \frac{1}{2} \quad (1.1)$$

Donde:

a= aceleración del suelo [cm/s²] o [gals]

MMI= Intensidad

En la tabla 1.1, se puede observar la relación entre la escala MMI y la aceleración máxima del suelo o Peak Ground Acceleration (*PGA* por sus siglas en ingles), que se producen en un sismo (Allen et al., 2008).

Intensidad	Aceleración (g)	Percepción del temblor	Daño potencial
I	< 0.0017	No apreciable	Ninguno
II–III	0.0017 – 0.014	Muy leve	Ninguno
IV	0.014 – 0.039	Leve	Ninguno
V	0.039 – 0.092	Moderado	Muy leve
VI	0.092 – 0.18	Fuerte	Leve
VII	0.18 – 0.34	Muy fuerte	Moderado
VIII	0.34 – 0.65	Severo	Moderado a fuerte
IX	0.65 – 1.24	Violento	Fuerte
X+	> 1.24	Extremo	Muy fuerte

Tabla 1.1 *Relación entre los grados de intensidad de la escala MMI y la aceleración sísmica. También se muestran la forma en la que se percibe un temblor y los daños que causa.*

1.3.2 Magnitud

A diferencia de la intensidad, la magnitud es una medida cuantitativa, basada en la energía liberada de un sismo con el objetivo de tener un indicativo de su tamaño. En la actualidad, existen diferentes escalas de magnitud que son utilizadas en el mundo dependiendo del lugar o las necesidades de las instituciones de monitoreo e investigación. Algunas de las magnitudes que se utilizan en México son:

- **Magnitud local o Richter (M_L):**

Este tipo de magnitud fue propuesta por Charles F. Richter en 1935. Para esta medición, Richter se basó en los sismogramas producto de un sismógrafo Wood-Anderson estándar. El cual, mediante una relación entre la máxima amplitud registrada, el tiempo de llegada de las ondas sísmicas (p y S) y una escala logarítmica (base 10), es posible adquirir una magnitud aproximada de un evento. El nombre de *magnitud local*, se le adjudica debido a que solo es aplicable a sismos que ocurren a distancias no mayores de 600 km, por lo cual, se consideran eventos locales. Sin embargo, la escala Richter tiene dos grandes inconvenientes, los cuales son:

1) La saturación de sismógrafos cercanos a temblores muy grandes, provocando que las medidas quedaran truncadas y no se pudiera saber con exactitud la verdadera amplitud que un terremoto pudo tener. La solución a este problema es

utilizar sismógrafos de mayor alcance dinámico, cuyos sismogramas puedan reconstruir un solo *sismograma final o equivalente*, similar al que un instrumento Wood-Anderson hubiera generado sin el problema del truncamiento (Nava, 2002).

2) El otro inconveniente de debe a que el sismógrafo del cual Richter se basó es de periodo corto, por lo que este instrumento no puede tomar mediciones para sismos que liberen mucha energía en un mayor tiempo del que realiza sus lecturas, provocando que las relaciones entre el arribo de ondas p y S no sean correctas, puesto que la máxima amplitud en un instante de tiempo no se podrá diferenciar de varios pulsos de igual tamaño como consecuencia de sismos muy *grandes* que liberan energía en un mayor tiempo que el periodo del sismógrafo (Nava, 2002).

La magnitud local puede calcularse mediante la siguiente ecuación:

$$M_L = \log\left(\frac{A}{T}\right) + f(\Delta) + C_s + C_m \quad (1.2)$$

Donde:

A = amplitud en micrones [10^{-6} m]

T = periodo de la onda sísmica en segundos

Δ = distancia al epicentro en grados

C_s = factor correctivo para la estación sismológica

C_m = factor correctivo de la región

- **Magnitud de Coda (M_c):**

Cuando se observa la señal de un sismograma, se puede apreciar que este empieza a decaer poco a poco después de haber arribado las últimas ondas superficiales. A toda esa parte de la señal donde se lleva a cabo dicha estabilización se le llama *coda* y corresponde a todas esas ondas que llegan al sismógrafo como consecuencia de las dispersiones que sufren al propagarse por causa de las características del suelo. La coda, es utilizada para este tipo de magnitud (de la cual lleva su nombre) y esta es ampliamente utilizada para estimar el tamaño de sismos locales ya que es más estable que la magnitud Local o Richter. El tiempo que tarda en desaparecer la coda hasta que la señal se estabilice por completo, nos indicará la magnitud del sismo. (Suteau y Whitcom, 1979).

La ecuación que relaciona la magnitud local y la magnitud de coda es un ajuste lineal realizado entre ambas escalas, dado por la ecuación:

$$M_L = C_0 + C_1 M_c \quad (1.3)$$

Donde:

C_0 = ordenada al origen.

C_1 = pendiente

- **Magnitud de momento (M_w) y magnitud de momento sísmico (M_0):**

Para evitar problemas de saturación provocados por sismos muy grandes, se creó una nueva escala mucho más robusta y eficiente para calcular el tamaño de grandes terremotos. Esta magnitud lleva el nombre de *magnitud de momento sísmico* (M_0), se basa en medir la fuerza necesaria para generar ondas elásticas en determinada zona respecto al tamaño del área de ruptura y la longitud de desplazamiento de una falla geológica. Se define por la ecuación:

$$M_0 = A * D * G \quad (1.4)$$

Donde:

A = área de la falla (longitud x profundidad) [m^2]

D = desplazamiento longitudinal de la falla [m]

G = módulo de rigidez de la roca $\cong (3 \times 10^6 \text{ ton}/m^2)$

A partir de la magnitud de momento sísmico, es posible calcular la *magnitud de momento* (M_w), la cuales están relacionadas mediante la siguiente ecuación:

$$M_w = 0.667M_0 - 10.73 \quad (1.5)$$

Como se aprecia, la *magnitud de momento* se basa en variables físicas reales propias de un sismo y no en las amplitudes del sismograma producto de los instrumentos. El resultado, es una estimación mucho más aproximada y real del verdadero tamaño de un gran terremoto. Para sismos pequeños la *magnitud de momento* se aproxima a la *magnitud local* (Kanamori 1977; Hanks y Kanamori, 1979).

La escala M_0 es actualmente la más utilizada y confiable que se usa en la mayoría de las instituciones de registros sísmicos.

1.3.3 Relación entre intensidad y magnitud

De acuerdo con (Esteva y Rosenblueth, 1964), existe una relación entre la intensidad de un temblor y su magnitud. Dicha ecuación relaciona la distancia donde se realizó el registro con la fuente del sismo, de la forma:

$$MMI = 8.16 + 1.45M - 2.46\log(R) \quad (1.6)$$

Donde:

MMI=grado en la escala de Mercalli.

M=magnitud (de momento o local).

R=distancia al epicentro del sismo [km].

1.4 Registros históricos en México

Si bien la información de la que actualmente se dispone sobre registros sísmicos en el país, corresponde a datos instrumentales. Para antes de 1900 no se disponía de instalaciones para la detección de estos fenómenos, en su lugar, se contaba con registros históricos los cuales narraban acontecimientos sucedidos dentro del país como: dónde, cuándo y cómo se sentían estos temblores por parte de la gente del pasado.

Esta información anterior a los datos instrumentales se encuentra dispersa en libros, catálogos, revistas, periódicos, documentos de archivo, códices y anales, efemérides, crónicas de viajes, sucesos en diarios, poemas, cartas, novelas, calendarios y archivos científicos. Todo en una basta y rica fuente de datos que han sido recolectados y catalogados por investigadores con el propósito de conocer, desde un aspecto mayor, la historia sísmica del país (García Acosta y Suárez Reynoso, 1996; Silva, 2019).

Es gracias a esto *registros históricos*, que la información instrumental deja de ser un pequeño intervalo de tan solo 100 años, permitiendo tener una visión más amplia del comportamiento sísmico de México, con información que data del siglo XV, pasando por épocas que van desde las antigua culturas prehispánicas, siguiendo por la época colonial y llegando a fechas más recientes del México moderno.

Capítulo 2. Procesamiento de datos

Cuando se estudia algún fenómeno físico, ya sea por observaciones o mediante algún instrumento, siempre obtendremos información en forma de datos, los cuales, representan el comportamiento de alguna variable física en forma de una señal que varía con respecto al tiempo. Esta información es de gran utilidad para poder describir y entender algún fenómeno natural que es de nuestro interés, sin embargo, obtener datos de algún evento físico, en ocasiones no es suficiente para comprender un problema en su totalidad, por lo que es necesario recurrir a herramientas matemáticas y computacionales como el análisis espectral de tiempo-frecuencia que nos ayuden a manejar e interpretar de mejor manera nuestra información. Este *procesamiento* resulta muy útil para analizar y resaltar parámetros que se habían encontrado ocultos con otros métodos, de igual manera, el *procesamiento de datos* mejora la relación señal/ruido que bajo otras herramientas es difícil su análisis, ya sea por factores externos que interfieren y se mezclan con nuestra información original, o incluso, por fallas en los sensores propios de los instrumentos electrónicos (Nava, 2013).

Es por esto mismo que en la actualidad existen una gran cantidad de herramientas capaces de procesar la información que recolectamos, de forma que es posible un mejor tratamiento de nuestros datos para su estudio. Un ejemplo de estos, son el análisis de Fourier y el análisis Wavelet, ambos métodos son muy útiles en la solución de diversos problemas que involucran el procesamiento de señales y de series de tiempo, contribuyendo a la solución de numerosos problemas en diversos campos de física e ingeniería.

2.1 Análisis de Fourier

2.1.1 Series de Fourier

La primera vez que se describió este método matemático fue en 1822 en el trabajo titulado “*Teoría Analítica del Calor*”, por parte del matemático Jean-Baptiste Joseph Fourier. En dicho trabajo, Fourier daba solución a problemas relacionados con la propagación del calor en materiales conductores mediante el uso de series infinitas de funciones trigonométricas (Grattan-Guinness, 2005).

Primero, se establece una función periódica $f(t) = f(t + nT)$, donde t representa el tiempo, T el periodo y n el número de repeticiones de T con valores de $n=0, \pm 1, \pm 2, \pm 3, \dots$ Esta función $f(t)$, puede ser representada mediante armónicos simples, como una suma infinita de senos y cosenos, de tal forma que:

$$f(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} \left(a_n \cos\left(\frac{2\pi nt}{T}\right) + b_n \operatorname{sen}\left(\frac{2\pi nt}{T}\right) \right) \quad (2.1)$$

Donde los valores de a_0, a_n y b_n , también llamados coeficientes de Fourier son representados por las siguientes expresiones:

$$a_0 = \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} f(t) dt \quad (2.2)$$

$$a_n = \frac{2}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} f(t) \cos\left(\frac{2\pi nt}{T}\right) dt \quad (2.3)$$

$$b_n = \frac{2}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} f(t) \operatorname{sen}\left(\frac{2\pi nt}{T}\right) dt \quad (2.4)$$

Para $n \geq 1$ y $a_n \neq b_n$.

A esta representación de una función en una suma infinita de senos y cosenos, se le conoce como *Serie de Fourier*, y es muy útil en el tratamiento de problemas que involucren funciones periódicas. Otra forma de representar a las funciones trigonométricas es términos de frecuencia angular, haciendo uso de la exponencial compleja $e^{\pi i} = \cos(\pi) + i \operatorname{sen}(\pi)$. Dando como resultado una expresión de la forma:

$$f(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} C_n e^{i\omega nt} \quad (2.5)$$

Donde

$$C_n = \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} f(t) e^{-i\omega nt} dt \quad (2.6)$$

Para $\omega = 2\pi f$ y $n = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$

2.1.2 Transformada de Fourier (TF)

Sin embargo, muchos de los fenómenos físicos son representados por funciones no periódicas. Debido a esto, se desarrolló un nuevo método con el objetivo de incluir a este tipo de funciones.

Para ello, se toma una función periódica $f_T(t)$ y se hace tender a infinito su periodo $T \rightarrow \infty$ (Hwei, 1973), de esta manera, la función resultante se convierte en una función de la forma $\lim_{T \rightarrow \infty} f_T(t)$. El proceso de esta transformación se ilustra en la Figura 2.1.

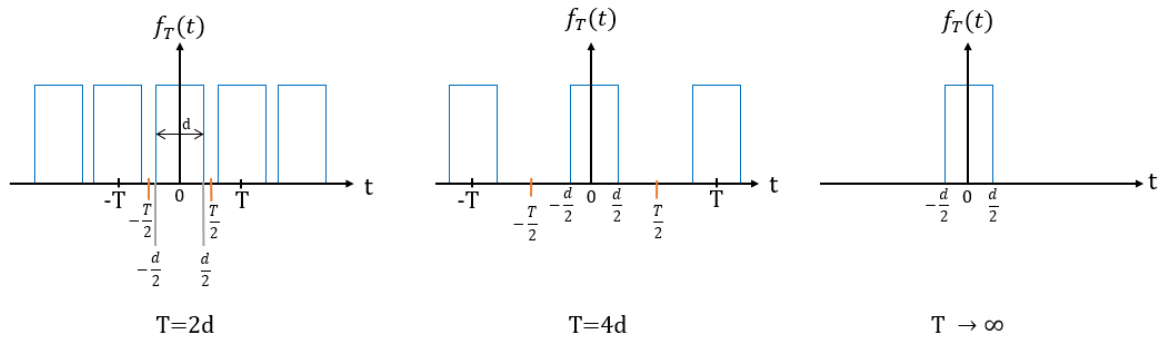


Figura 2.1 En esta imagen se puede apreciar como una función periódica puede llegar a representarse como una función no periódica a partir de hacer que su periodo tienda a infinito $T \rightarrow \infty$.

Una vez hecho esto, se toma la ecuación (2.6) y se sustituye en (2.5), dando como resultado la expresión:

$$f(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \left[\frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} f(\tau) e^{-in\omega\tau} d\tau \right] e^{in\omega t} \quad (2.7)$$

Debido a que $\frac{1}{T} = \frac{\omega}{2\pi}$ y $T \rightarrow \infty$, la ecuación (2.6) se redefine como:

$$F(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-i\omega t} dt \quad (2.8)$$

A la ecuación (2.8) se le conoce como *transformada de Fourier* (TF). En algunas aplicaciones, es conveniente calcular la TF en términos de la frecuencia lineal f y no de la frecuencia angular ω , donde $\omega = 2\pi f$. Por lo que la ecuación (2.8) se representa de la forma:

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-i2\pi f t} dt \quad (2.9)$$

A la función $F(\omega)$ se le conoce también como *espectro de Fourier* o *espectro de frecuencias*, ya que nos muestra todas las energías asociadas a cada frecuencia de la señal temporal original.

Gracias a la transformada de Fourier, es posible el procesamiento de datos y el análisis de señales, permitiendo cambiar la representación de dicha información de un dominio temporal a un dominio de frecuencias. La TF, es muy útil para aplicaciones en matemáticas, física e ingeniería, por ejemplo; la solución de ecuaciones diferenciales, el análisis espectral en campos como el electromagnetismo y la óptica, el procesamiento digital de imágenes o en teoría de comunicaciones.

Cabe resaltar que la TF ofrece muchas ventajas, así como algunos inconvenientes que es importante mencionar.

Entre sus aportaciones:

- Agrupa la energía asociada a cada frecuencia a partir de la señal temporal original, permitiendo tener información en términos de frecuencia y amplitudes.
- El cálculo es rápido mediante equipos computacionales.
- Es posible volver a reconstruir la señal original aplicando el método inversamente. A esto se le conoce como *transformada inversa de Fourier*, la cual se define por la integral:

$$f(t) = \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega) e^{i\omega t} d\omega \quad (2.10)$$

Desventajas:

- No brinda información del momento en el que suceden cambios de frecuencias o amplitud en el tiempo.
- Solo funciona bien con fenómenos periodicos.
- Al presentarse fenómenos no lineales la TF calcula y representa amplitudes y armónicos espurios en los resultados.
- La máxima periodicidad que la TF calcula es igual a la duración de la señal.
- Para poder utilizar la TF, se requieren cumplir las condiciones de Dirichlet (Oppenheim et al., 1997), las cuales son:
 - La función $f(t)$ debe ser estacionaria e integrable en todo el dominio del tiempo.
 - Que el valor de la energía de E_x de la función $f(t)$ sea finita.

$$E_x = \int_{-\infty}^{\infty} |x^2| dx < \infty \quad (2.11)$$

2.1.3 Transformada Discreta de Fourier (TDF)

Sin embargo, las señales analógicas que provienen de la naturaleza no pueden ser medidas en todo el intervalo de tiempo sin tener discontinuidades, por lo que, las mediciones que se obtienen en la práctica son mediante valores discretos, haciendo necesario que la transformada de Fourier se adaptara para el caso de señales discretas (Kamen y Heck, 2008).

Si se tiene una función discreta de la forma $x[n] = [x_0, x_1, x_2, \dots, x_{N-1}]$, y deseamos obtener el espectro en frecuencias discreto $X[k] = [X_0, X_1, X_2, \dots, X_{N-1}]$, la integral de Fourier se sustituye por una sumatoria y la transformada de Fourier se redefine para ser aplicable al caso discreto:

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] e^{-\frac{i2\pi f}{N} kn} \quad (2.12)$$

Con $0 \leq k \leq N - 1$.

A la ecuación (2.12) se le conoce como *Transformada Discreta de Fourier (TDF)*.

2.1.4 Transformada Rápida de Fourier (FFT)

Como se mencionó anteriormente, la transformada Discreta de Fourier resuelve el problema de analizar señales en el dominio temporal discreto, sin embargo, cuando la cantidad de datos es demasiada, el cálculo se vuelve lento y muy trabajoso debido a que se requiere resolver N^2 operaciones. Por lo cual, partiendo de la TDF, se desarrolló un método que permitiera optimizar la velocidad del cálculo (Kamen y Heck, 2008).

Dividiendo el tiempo de operaciones que se realizan al aplicar TDF, en muestras pares e impares, obtenemos una definición para el cálculo de la TDF de forma más eficaz:

$$X[k] = \frac{1}{N} \left(\sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} x[2n] e^{-\frac{i4\pi f}{N} kn} + \sum_{n=0}^{\frac{N}{2}-1} x[2n+1] e^{-\frac{i2\pi f}{N} k(2n+1)} \right) \quad (2.13)$$

De esta manera se obtienen funciones pares e impares de la forma:

$$Y[k] = FT(F(0), F(2), F(4), F(6), \dots, F(N-2))$$

$$Z[k] = FT(F(1), F(3), F(5), F(7), \dots, F(N-1))$$

Por lo que:

$$X[k] = \frac{1}{2} \left(Y(k) + Z(k) e^{-\frac{i2\pi f}{N} kn} \right) \quad (2.14)$$

$$X[K] = \frac{1}{2} \left(Y \left(K - \frac{N}{2} \right) + Z \left(k - \frac{N}{2} \right) e^{-\frac{i2\pi f}{N} kn} \right) \quad (2.15)$$

Con las ecuaciones (2.14) y (2.15) se tiene como resultado una reducción en la solución de N^2 operaciones a $N \log_2 N$, y como consecuencia, un menor tiempo en el cálculo de la TDF. Actualmente este es el algoritmo que ocupan todos los equipos de cómputo para realizar los cálculos matemáticos correspondientes a la FFT.

Para representar un ejemplo práctico de la FFT en la figura 2.2 se muestra el espectro de Fourier para la función:

$$f(t) = \sin(2\pi(40)t) + 2\sin(2\pi(35)t) + 1.7\sin(2\pi(20)t) + 0.5 \sin(2\pi(55)t)$$

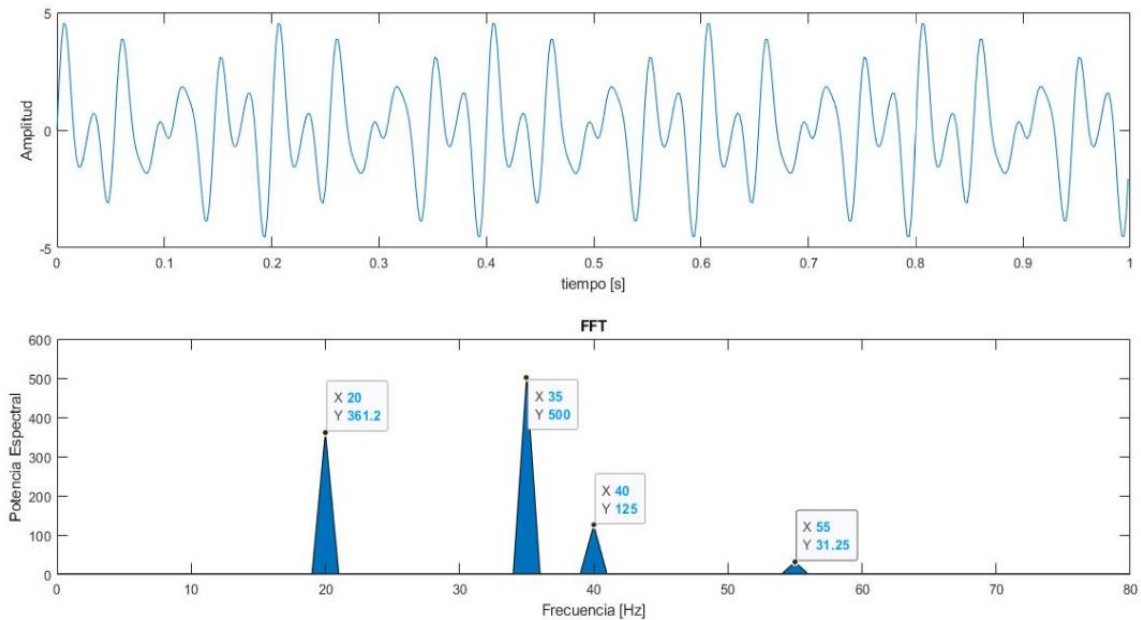


Figura 2.2 En esta imagen, se aprecia la transformada de Fourier de una función estacionaria, en la parte superior se observa la función $f(t)$ en el dominio temporal, mientras que en la parte inferior se puede observar el espectro de Fourier $F(w)$. La FFT nos muestra todas las frecuencias que componen a nuestra señal original.

2.1.5 Transformada de Fourier de Tiempo Reducido (STFT)

Es importante mencionar que la FFT no muestra el momento en el que la frecuencia cambia, mostrando solo las energías asociadas a cada frecuencia, pero sin información temporal de las mismas. Debido a esta limitación, el físico Dennis Gabor, en su trabajo “*Theory of Communication*” (1947) y en “*Communication theory and physics*” (1953), desarrolló y sugirió por primera vez, un método que pudiera dar una aproximación simultánea en ambos dominios tiempo-frecuencia en señales. A este método se le denominó como *Transformada de Fourier por Ventaneo* o *Transformada de Fourier en Tiempo Reducido* o *STFT* (*Short-time Fourier transform* por sus siglas en inglés).

Este método consiste, en dividir la señal en intervalos de tiempo fijos. A cada uno de estos intervalos se les aplica la transformada de Fourier, y se calcula la energía agrupada a las frecuencias presentes en el intervalo elegido.

De esta manera, si tenemos una función $f(t)$ y elegimos una ventana $g(t)$ con τ como el tiempo de duración o ancho de la ventana. Obtenemos como resultado la expresión:

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)g(t - \tau)e^{-i2\pi ft} dt \quad (2.16)$$

La cual es la STFT, y nos brinda resultados en tiempo y frecuencia de manera simultánea.

Las ventajas de usar este método es la representación de la información en matrices, con lo que podemos tener espectros en 3 dimensiones, *tiempo x frecuencia x energía*, permitiendo mejor la visualización de la energía asociada a frecuencias en determinados momentos de tiempo.

Desafortunadamente, la STFT tiene las mismas desventajas que el análisis con FT, por lo cual, para cada ventana tienen que existir funciones que satisfagan las condiciones de Dirichlet. Al igual que la máxima periodicidad que la STFT podrá calcular, será igual al máximo ancho de la ventana.

Un último inconveniente que la STFT tiene, es la poca exactitud en los resultados de tiempo y frecuencia simultáneos. Ya que, si se desea tener mayor resolución en la frecuencia, tendremos pérdida de información en el dominio temporal, y viceversa. Esto hace analogía al principio de incertidumbre de Heisenberg, cuya ecuación nos describe que es imposible tener información de la posición y del momento lineal de una partícula simultáneamente (Mallat, 2009).

$$\sigma_t \sigma_\omega \geq \frac{1}{2} \quad (2.17)$$

Para ejemplificar el uso de la STFT, en la figura 2.3 se aprecia una señal no estacionaria, cuya amplitud y frecuencia cambian en el tiempo. Al aplicar la FFT, obtenemos un espectro que nos brinda únicamente información de energía y frecuencias, pero no de causa y efecto, ya que es imposible observar en qué momento se tienen esos cambios de amplitud y frecuencia.

La señal corresponde a la función:

$$f(t) = \begin{cases} 0.3 \sin(2\pi(40)t) & 0.0 \text{ s} < t < 0.50 \text{ s} \\ \sin(2\pi(35)t) & 0.5 \text{ s} < t < 0.75 \text{ s} \\ 1.5 \sin(2\pi(15)t) & 0.75 \text{ s} < t < 1.00 \text{ s} \end{cases}$$

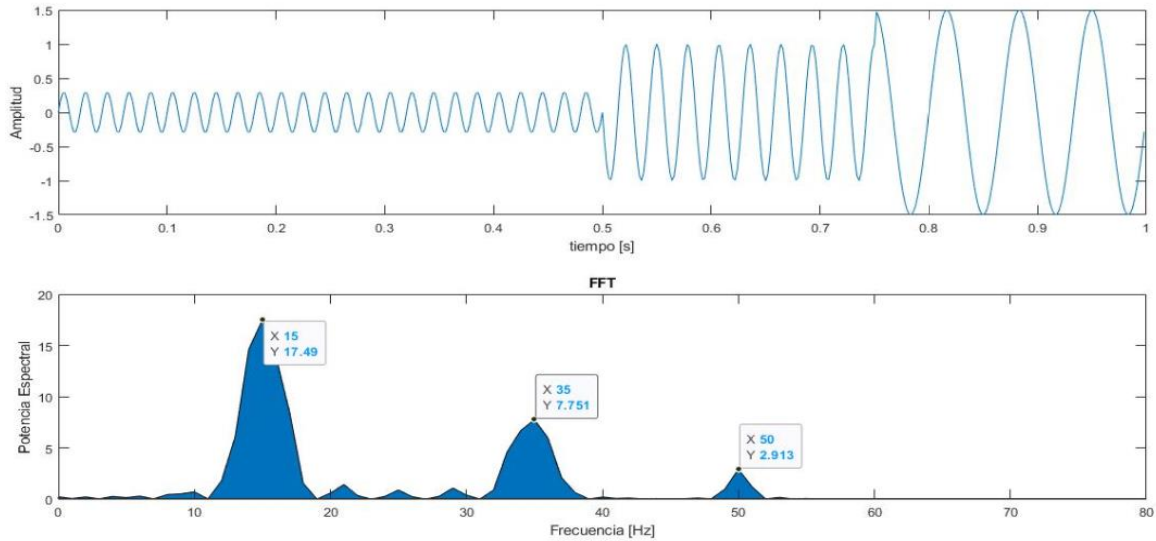


Figura 2.3 En esta imagen se muestra una función no estacionaria $f(t)$ en el dominio del tiempo, así como su respectivo espectro de frecuencias $F(w)$. Se puede apreciar que al no cumplir uno de los criterios de Fourier el espectro resultante muestra pequeños picos de ruido en los resultados.

En la figura 2.4, se muestra el uso de la STFT sobre la misma señal. Se puede apreciar un espectro más detallado, cuya información simultánea en tiempo y frecuencias es más evidente, sin embargo, al disminuir el ancho de ventana mejoramos la resolución en el dominio de la frecuencia, pero a cambio de pérdida de información en el dominio temporal.

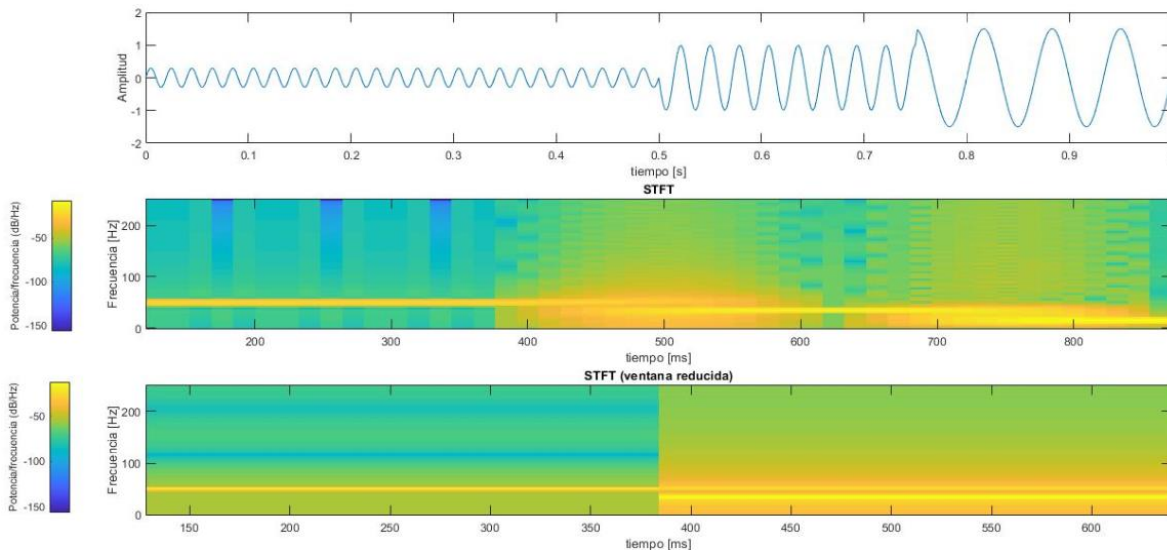


Figura 4. En la parte superior, se puede apreciar la función $f(t)$ en el tiempo, en la parte central e inferior se aprecia el espectro de frecuencias. Mediante cambio de colores, se muestran los respectivos niveles de amplitud en el dominio del tiempo, sin embargo, al disminuir la ventana para tener más detalles en el dominio de la frecuencia sacrificamos información temporal.

2.2 Análisis Wavelet

2.2.1 Definición de Wavelet y conceptos básicos

Como ya se mencionó en el apartado anterior, la transformada de Fourier por ventaneo es una herramienta muy poderosa para el procesamiento de datos. Sin embargo, sufre de algunos inconvenientes que dificultan el estudio de señales en tiempo y frecuencia de manera simultánea, sobre todo cuando la señal tiene cambios abruptos en su dominio temporal (Kaiser, 1994). Esto se debe a que la TF, representa nuestra información en términos de senos y cosenos los cuales oscilan indefinidamente en el tiempo sin ninguna representación espacial.

Por este motivo, fue necesario recurrir a nuevas funciones que ayudaran a estudiar señales con cambios muy bruscos en el tiempo, al igual que con discontinuidades en el periodo de la señal. Es aquí donde surge el termino *Wavelet* u *Ondículas* (traducido al español), en el año 1982 por parte del geofísico Jean Morlet, quien desarrollo e implementó por primera vez la teoría wavelets para descomponer una señal sísmica (Morlet, et al., 1982; Daubechies, 1996). Estas wavelets, representan pequeñas funciones con oscilaciones de duración y energía finita y valor medio igual a cero, lo que significa que la energía se distribuye de igual manera por el eje positivo y el eje negativo de la wavelet, además de cumplir con una condición de admisibilidad para poder ser utilizada. Estas tres condiciones se definen matemáticamente por las ecuaciones (2.18), (2.19), y (2.20) respectivamente.

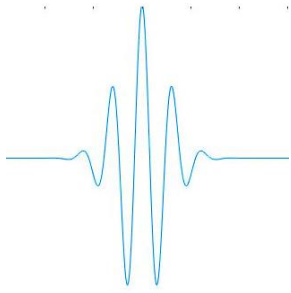
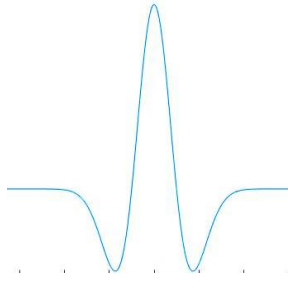
$$\int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (2.18)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (2.19)$$

$$C_{\psi} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (2.20)$$

Donde $\psi(t)$ representa la wavelet, $\Psi(\omega)$ la transformada de Fourier de la wavelet y ω la frecuencia angular.

Existe una gran cantidad de wavelets, las cuales tienen diferentes representaciones analíticas y gráficas. Esto hace muy versátil este método matemático ya que al existir una gran familia de ondículas con diferentes formas y características, nos brinda la posibilidad de elegir la que mejor se adapte a nuestras aplicaciones. En la tabla 2.1, se pueden ver algunos ejemplos de wavelets más comunes con su respectiva función matemática (Chui, 1992).

Wavelet	Función analítica
 <p data-bbox="418 982 516 1016">Morlet</p>	$\psi(t) = \pi^{-1/4} e^{i\omega_0 t} e^{-\frac{t^2}{2}}$ <p data-bbox="922 877 1166 911">$\omega_0 = \text{frecuencia}$</p>
 <p data-bbox="228 1472 708 1566">Derivada de una función Gaussiana (DOG) [m=2]</p>	$\psi(t) = \frac{(-1)^{m+1}}{\sqrt{\Gamma\left(m + \frac{1}{2}\right)}} \frac{d^m}{dt^m} \left(e^{-\frac{t^2}{2}} \right)$ <p data-bbox="878 1346 1214 1379">$m = \text{orden de derivada}$</p> <p data-bbox="760 1465 1336 1541">Si m=2, la wavelet se nombra el sombrero mexicano</p>

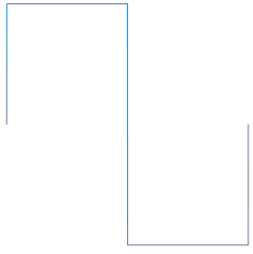
 <p>Haar</p>	$\psi(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t \leq 1/2, \\ -1 & \frac{1}{2} \leq t \leq 1, \\ 0 & \text{Cualquier otro caso} \end{cases}$
---	---

Tabla 2.1 Se pueden apreciar algunas de las wavelets más comunes con su respectiva representación gráfica y su función analítica.

Haciendo una analogía con la transformada de Fourier donde nuestras señales eran representadas en sus componentes sinusoidales, las wavelets, serán las nuevas funciones que descompondrán nuestra información teniendo en cuenta ahora dos nuevos parámetros, la escala y el desplazamiento.

2.2.2 Escala y desplazamiento

Cuando hablamos de escala, hacemos referencia a encoger o alargar una función con respecto al tiempo. En el caso de una Wavelet cuya representación se da por una función $\psi(t)$, el escalar se define como:

$$\psi\left(\frac{t}{s}\right) \tag{2.21}$$

Donde s corresponde al factor de escala y t al tiempo.

El valor del factor de escala siempre será positivo $s > 0$, y nos indicará cuanto se alargará la wavelet en el tiempo y sobre la señal. Por otra parte, de acuerdo con el teorema de Parseval (Parameswariah y Cox, 2002) las ondículas tiene una característica de filtro pasa bandas, permitiendo el paso de solo un intervalo de frecuencias y bloqueando todas las demás frecuencias ajenas a ese valor en particular. Por lo que el valor de s será inversamente proporcional a la frecuencia, lo que indica que, si $s=2$, la wavelet tendrá una reducción de su frecuencia a la mitad. Si $s=4$, la frecuencia se reducirá a $1/4$. Esto es algo que se conoce como escalas por octava. Entre más octavas se aumente la escala, mayor será la precisión de la Wavelet para descomponer nuestra señal original. Ejemplificando

esto, en la figura 2.5 se puede ver el efecto del escalamiento sobre una wavelet y su relación con la frecuencia.

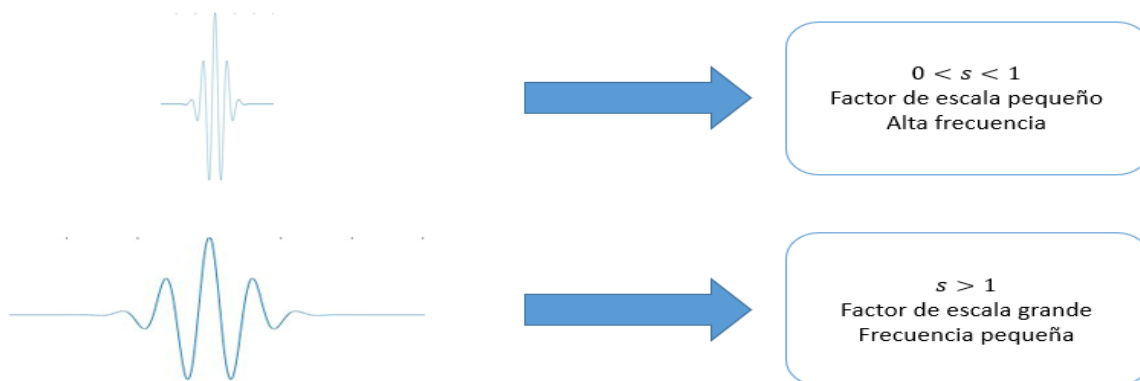


Figura 2.5 Efecto del escalamiento sobre una wavelet (Morlet).

Se aprecia que una wavelet con un factor de escalamiento $s > 1$, nos proporcionará una buena descomposición de una señal con fluctuación u oscilaciones lentas, mientras que una wavelet con un factor de escalamiento $0 < s < 1$, permitirá que una señal con cambios bruscos sea mejor representada en sus componentes.

Para el caso del desplazamiento, este nos indicará cuanto una wavelet se mueve (adelanta o atrasa) sobre el eje temporal y sobre la señal. El factor de desplazamiento se define como:

$$\phi(t - \tau) \tag{2.22}$$

Donde t es el tiempo y τ es el factor de desplazamiento (fig. 2.6).

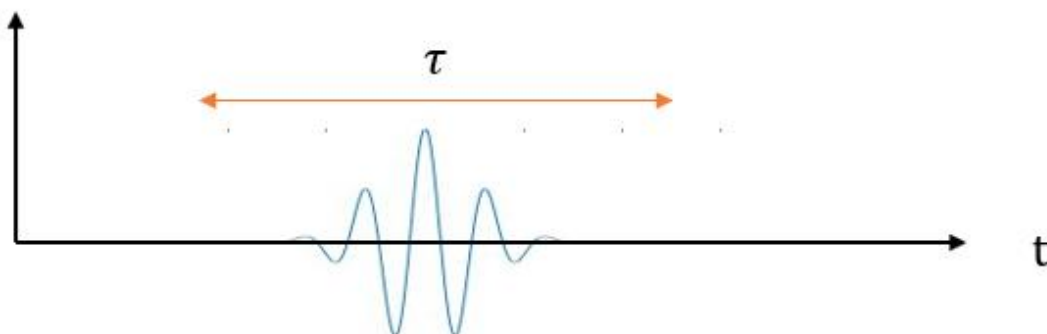


Figura 2.6 Efecto del desplazamiento de una wavelet sobre el eje temporal.

2.2.3 Transformada Wavelet Continua

Como ya se ha mencionado hasta este punto, las wavelets serán ahora nuestras funciones que nos ayudarán a descomponer nuestras señales temporales. Si revisamos la ecuación (2.8) que corresponde a la transformada de Fourier, se puede apreciar que nuestra función $f(t)$ es multiplicada por una función de análisis, la cual corresponde a una exponencial compleja. Para el caso de la transformada wavelet, la nueva función de análisis corresponderá a una función $\psi_{s,t}(t)$ que representará nuestra wavelet base o wavelet madre, cuyas dilataciones, contracciones y desplazamientos formarán todas las wavelets que descompondrán nuestra información original. Esta wavelet madre, será la encargada de crear un ventaneo como en el caso de la STFT, con la gran ventaja de que cada ventana será ajustable en el dominio temporal y frecuencial (Torrence y Compo, 1998).

En la figura 2.7 se muestra gráficamente el principio de incertidumbre de Heisenberg de la STFT y la transformada Wavelet. Se puede apreciar como las ventanas para el caso de Fourier solo nos da pequeñas muestras que intentan proporcionar información temporal y espectral sin poder ajustar individualmente cada ventaneo (Torrence y Compo, 1998), mientras que para el caso de wavelet, las ventanas tendrán ajustes en la escala, permitiendo una mejor resolución en el tiempo y frecuencia de forma simultánea.

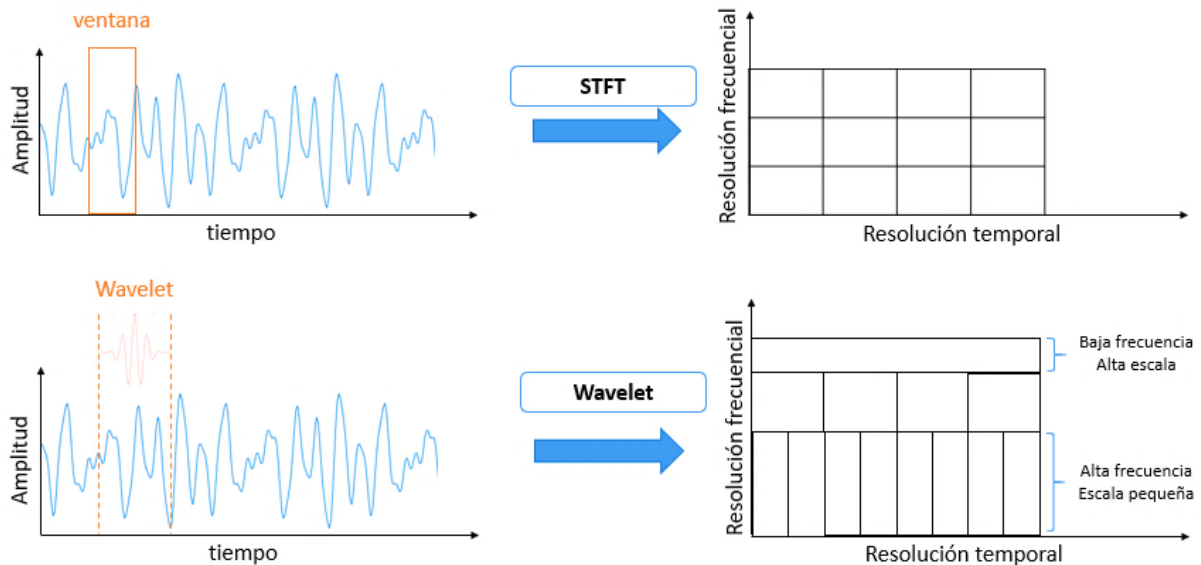


Figura 7. En esta imagen se puede apreciar una señal en el dominio temporal y como mediante transformada STFT y Wavelet esta puede descomponerse en información temporal y frecuencial.

Por lo tanto, si se tiene una función $f(t)$, y se desea calcular la transformada wavelet (TW), esta se define por la siguiente ecuación:

$$W_f(s, t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)\psi_{s,\tau}^*(t)dt \quad (2.23)$$

Donde la función $W_f(s, t)$ depende de dos variables (escala-tiempo) y representa la TW de la función $f(t)$. La función $\psi_{s,\tau}(t)$, representa la función de análisis la cual corresponde a la wavelet madre y que se define por:

$$\psi_{s,\tau} = \frac{1}{\sqrt{s}}\psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (2.24)$$

Donde s es el factor de escala, τ es el factor de desplazamiento y la función $\psi_{s,\tau}^*$ corresponde al complejo conjugado de la función de análisis. Es mediante todas las wavelets que se generan a partir de la wavelet madre, por las cuales será multiplicada punto por punto nuestra función original y generando así, nuestro espectro de potencias Wavelet.

Se puede llegar a algunas conclusiones tanto positivas como negativas de la transformada wavelet. Entre los beneficios se encuentran:

- El espectro de potencias Wavelet nos muestra información de amplitud, tiempo y escala simultáneamente. Teniendo en cuenta que la escala = (frecuencia)⁻¹, lo que hace posible tener un espectro de amplitud x tiempo x frecuencia.
- A diferencia de la transformada de Fourier que no es eficiente si se aplica en una señal no estacionaria, Wavelet si es muy apta para ser utilizada en señales tanto no periódicas como no estacionarias (Daubechies, 1990).

Dentro de las desventajas encontramos:

- Para calcular la TW se requiere de gran cantidad de esfuerzo de cálculos matemáticos y de cómputo.
- La máxima periodicidad que resuelve es igual al tiempo de duración de nuestra señal.

2.2.4 Espectro de Potencia Wavelet

Cuando calculamos la TW, obtenemos como resultado una función compleja $W_f(s, t)$. Por tanto, es necesario obtener su módulo y elevarlo al cuadrado para poder observar resultados reales (Torrence y Compo, 1998). De tal forma el espectro de potencias de la TW se define como:

$$|W_f(s, t)|^2 \quad (2.25)$$

Este espectro genera una matriz cuya información gráfica nos representa un espectro de colores mediante el cual, podemos distinguir la información perteneciente al tiempo de la señal, la escala de tiempo o periodo y la energía espectral. De igual manera podemos obtener información de frecuencia aplicando la relación $s = \frac{1}{f}$.

Tomando el ejemplo de la STFT mencionada en la figura 2.4 aplicamos esta vez la TW a la misma función (fig. 2.8).

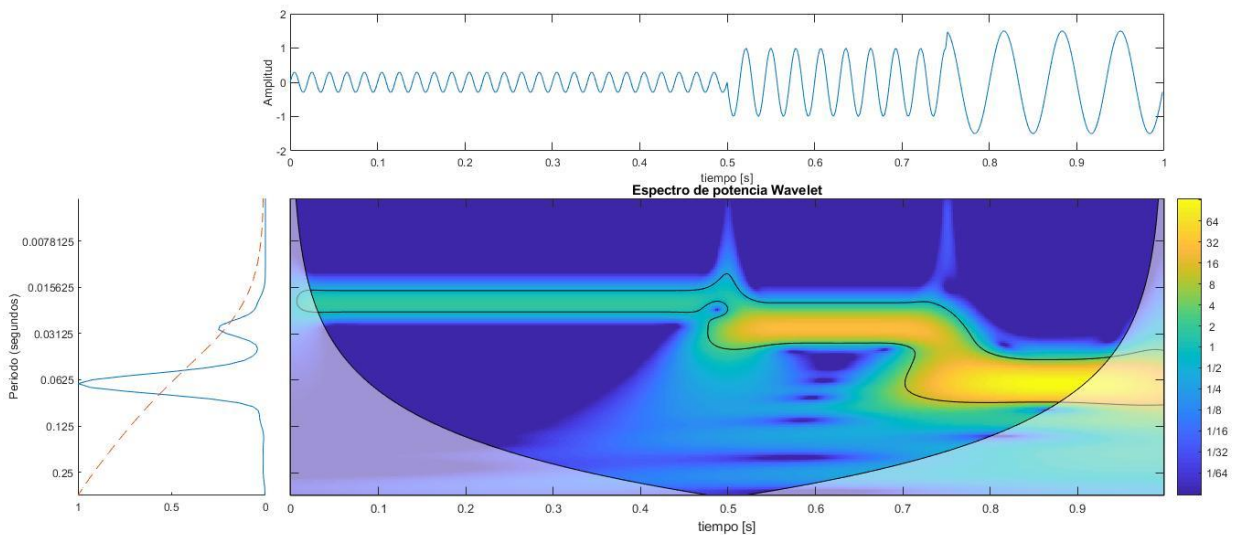


Figura 2.8 Transformada Wavelet de una función no estacionaria que varía en amplitud y frecuencia respecto al tiempo.

Como se puede apreciar en el ejemplo anterior, se observan cambios de escala (o frecuencia según sea el caso) con respecto al tiempo, al igual que una resolución mayor por parte de la TW sobre la STFT. Igualmente, se puede observar cómo al cambiar la amplitud de la señal en el tiempo, en el espectro wavelet se observa un cambio de intensidad en el color que corresponde con el nivel de amplitud de la señal concluyendo de esta manera que, el espectro de potencia wavelet nos proporciona más información y precisión que el espectro de frecuencias de la STFT.

En la figura 2.9 se muestra solo el espectro de potencias wavelet y el espectro global wavelet.

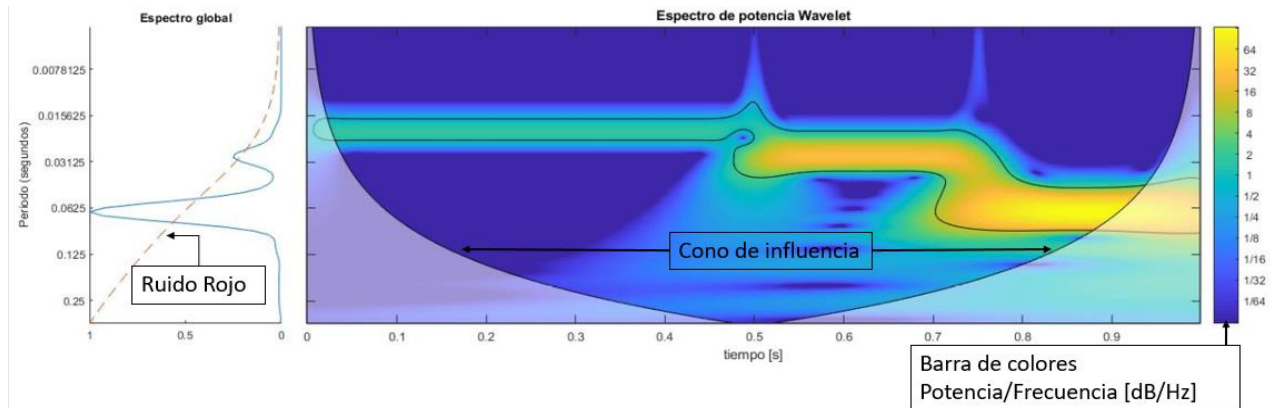


Figura 2.9 Espectro global Wavelet (panel lateral izquierdo) y espectro de potencias Wavelet (panel central).

- El *espectro global Wavelet* corresponde a la sumatoria de todas las amplitudes del espectro de potencias entre el número total de datos (N). La ecuación que define al espectro global es la siguiente:

$$\bar{W}_f^2(s) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |W_f(t)|^2 \quad (2.26)$$

Este espectro global nos ayuda a representar el espectro de potencias en términos de la escala o frecuencia y la amplitud de energía espectral. En la figura 2.9, la energía se encuentra en valores de 0 a 1. Esto se debe a que el valor de la potencia espectral está normalizada $N/\max(N)$, donde N es el número de datos y $\max(N)$ es el valor máximo de N (Torrence y Compo, 1998).

- El *cono de influencia* representa la región del espectro de potencias en el cual los efectos de borde llegan a ser importantes. Estos efectos de borde corresponden a los rellenos con ceros que se realiza a señales con longitudes de tiempo finitas. Por lo tanto, todo lo que se encuentra dentro del *cono de influencia*, tiene un 95% de confianza en los resultados (Torrence y Compo, 1998).
- El *ruido rojo* es una representación del cono de influencia para el espectro global. Por lo tanto, todos los valores que esté por encima del ruido rojo tendrán un 95% de confianza (Torrence y Compo, 1995).
- La *barra de colores o colorbar*, nos indica la cantidad de energía asociada a cada frecuencia en un instante de tiempo. En la figura 2.9 se ve un *colorbar* con una paleta de colores que va del azul al amarillo, donde el color azul representa una menor cantidad de energía espectral y el color amarillo tiene una mayor concentración de energía. Los valores del *colorbar* se generan automáticamente.

2.2.5 Reconstrucción de una señal

Como ya se mencionó en Parameswariah y Cox, 2002, las wavelets tienen un comportamiento de filtro pasa bandas, por lo que es posible volver a reconstruir nuestras señales originales eliminando ruido de frecuencias no deseadas y solo extraer nuestra señal de interés en cualquier intervalo de frecuencia o escala que deseemos (Torrence y Compo, 1998).

Para poder realizar la operación inversa, a partir de los componentes wavelet obtenidos después de la TW, es necesario aplicar una convolución, un filtro inverso o una función delta δ (Farge, 1992). La integral que permite realizar la *transformada inversa wavelet (IWT)* es la siguiente:

$$f(t) = 2Re \left\{ \frac{1}{C_{\psi,\delta}} \int_{-\infty}^{\infty} \langle f(t), \psi(t) \rangle \frac{da}{a} \right\} \quad (2.27)$$

Donde Re es la parte real de la TW, $C_{\psi,\delta}$ es una constante para cada función Wavelet $\psi(t)$ y δ es un factor de escala promedio.

Otra forma de representar la *transformada inversa Wavelet* en tiempo discreto se define como (Torrence y Compo, 1998):

$$X_n = \frac{\delta_j \delta_t^{1/2}}{C_\delta \psi_0(0)} \sum_{j=0}^J \frac{Re\{W_n(s_j)\}}{s_j^{1/2}} \quad (2.28)$$

Donde δ_j es un factor de escala promedio, C_δ es una constante ($\delta_j = 0.6$ y $C_\delta = 0.776$ para la wavelet Morlet), y el factor $\psi_0 = 0$ remueve el escalamiento de energía.

En el trabajo "*The quasi-biennial oscillation of 1.7 years in ground level enhancement events*" (Velasco Herrera et al., 2017), se puede apreciar una aplicación de la ITW, donde se reconstruye una función de variación temporal de 1.7 años, a partir de una correlación lineal de distintos espectros de potencia wavelet de diferentes eventos naturales, como; la mejora del nivel del suelo, los rayos solares y los rayos cósmicos.

Capítulo 3. Desarrollo de un sismógrafo electrónico

3.1 Diseño y desarrollo del circuito electrónico

Como se mencionó en el capítulo 1, la manera de detectar un sismo es llevada a cabo mediante diversos instrumentos que permiten la medición de las ondas sísmicas producto del movimiento del suelo. Todos estos componentes se encuentran dentro de estaciones sísmicas (Fig. 1.3), por tanto, basados en dichas especificaciones, se tomó como referencia 5 etapas para la estructura en nuestro sismógrafo (Fig. 3.1), respetando el proceso de cada una y las tareas que cumplen.

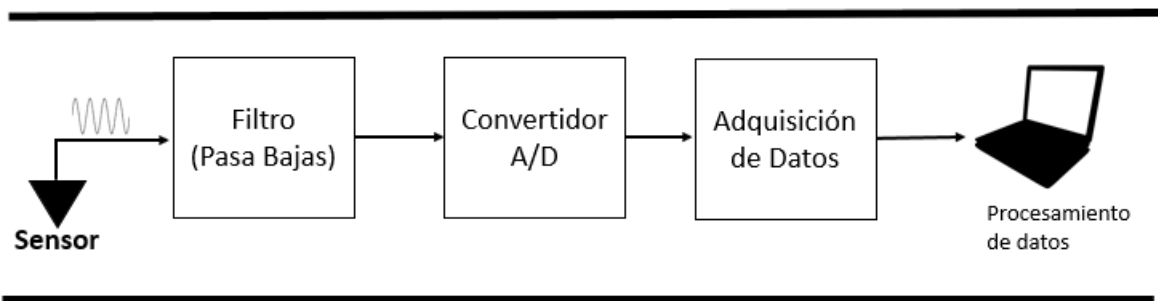


Figura 3.1 Diagrama de bloques del sismógrafo propuesto. Dicho instrumento cuenta con 5 etapas para la medición de señales sísmicas: 1) Etapa de Sensado o Sensor, 2) Etapa de Filtraje o Filtro, 3) Etapa de conversión Analógica-Digital, 4) Etapa de adquisición de Datos, 5) Etapa de procesamiento de Datos.

A continuación, se describirá cada fase, así como su desarrollo y los componentes electrónicos empleados.

3.1.1 Sensor

La primera etapa es el sensor, cuyo componente brinda información proveniente de la onda sísmica. Dentro de los sensores más utilizados en estaciones sísmicas, se encuentran los acelerómetros y sismómetros (velocímetros). La tarea de los sismómetros es medir la variación en la velocidad del suelo a su entrada, cuya respuesta a su salida será una representación analógica en voltaje eléctrico del movimiento detectado. Mientras que, la tarea de los acelerómetros es medir la aceleración trasnacional a la que se ven sometidos, convirtiendo esta variable mecánica a voltaje eléctrico, donde, una vez obtenido puede ser procesado e interpretado. Para nuestra propuesta, se decidió usar un acelerómetro como

sensor principal, debido a que; la aceleración sísmica es muy utilizada en proyectos de ingeniería para crear normas sísmicas de estructuras en zonas de riesgo, asimismo, la aceleración es una variable adecuada para medir magnitudes de moderadas a grandes, permitiendo correlacionarse con la escala de intensidades de Mercalli de forma numérica (Wald, 1999).

La tecnología que rige a los acelerómetros es de dos tipos: capacitiva y piezoresistiva; Los acelerómetros piezoresistivos, cuentan con un componente piezoeléctrico, el cual, al someterse a algún esfuerzo mecánico (vibraciones) y deformarse, produce un cambio en su resistencia, provocando a su vez, un cambio de voltaje o corriente eléctrica que puede ser medido y posteriormente analizado (Pallas, 2005).

Para el caso de los acelerómetros capacitivos, estos funcionan bajo el cambio de su capacitancia. Este tipo de sensores tienen en su interior dos electrodos, uno de ellos fijo y el otro móvil, de manera que, al presentarse una aceleración trasnacional o rotacional, uno de los electrodos se acercará o se alejará de la parte fija, provocando un cambio en la capacitancia entre ellos que a su vez, generará una relación entre la aceleración y el voltaje a la salida del sensor que representa la vibración u oscilación que se está manifestando (Corona Ramírez et al., 2014).

Para este proyecto, se eligió trabajar con un acelerómetro de tipo capacitivo, ya que son los componentes más comunes comercialmente y con mayor facilidad de adquisición. No obstante, antes de elegir el sensor adecuado, se tomaron en cuenta algunos parámetros.

Uno de ellos fue, revisar la magnitud de aceleración que los sismos son capaces de provocar; de acuerdo con (Pavón Rodríguez, 1998), la fuerza máxima teórica que un sismo puede generar es de 2g, incluso en la escala MMI, el grado XII corresponde a una aceleración mayor a 1.24g (ver tabla 1.1). En algunos casos se han detectado sismos que han creado picos de aceleración de hasta 3g (Kaiser, 2017).

Después de revisar un amplio catálogo de dispositivos (Analog Devices, 2020), el sensor que se decidió utilizar fue el acelerómetro analógico ADXL335, del fabricante Analog Devices, ya que cumplió con las necesidades para este proyecto, entre ellas: ser un sensor analógico, realizar mediciones de la aceleración dinámica resultante de movimientos, golpes o vibraciones en las tres direcciones cartesianas (X, Y y Z), tener un rango de sensibilidad que se ajustara a las magnitudes máximas para medir (± 3 g), bajo consumo energía y compacto en dimensiones.

Entre sus características técnicas se encuentran:

- Rango de escala de $\pm 3g$.
- Detección en los tres ejes cartesianos X, Y & Z.
- Ancho de banda de 0.5 Hz a 1600 Hz (Ajustable) para X y Y.
- Ancho de banda de 0.5 Hz a 550 Hz para el eje Z (ajustable).
- Alimentación simple de 1.8 V a 3.6 V
- Bajo consumo de energía: 350 μA (típica)
- Sensibilidad: 300 mV/g (típica).
- Resistencia a choques de hasta 10,000 g
- Estabilidad térmica en un rango de -45 a +85 °C
- Dimensiones: 4 mm x 4 mm x 1.45 mm

Esta información fue consultada de la hoja de datos (Analog Devices, 2010). Otra característica importante de este sensor es su linealidad, por lo que, un aumento en la aceleración corresponde a un aumento proporcional al voltaje de salida.

3.2.1 Filtro

La segunda etapa corresponde al filtro. En esta fase, se tiene como objetivo la atenuación de frecuencias innecesarias de nuestra señal analógica proveniente del sensor, permitiendo ajustar nuestro ancho de banda en el rango de frecuencias adecuado. Para aplicaciones de ingeniería y sismología, la frecuencia natural de un movimiento sísmico puede llegar hasta los 20 Hz (Pavón Rodríguez, 1998), por lo que el rango a trabajar estará dado en un intervalo de 0.5 Hz (valor de sensibilidad mínimo del acelerómetro ADXL335) a 20 Hz.

Por tanto, la configuración adecuada para usar fue la de un filtro Paso Bajos, a fin de bloquear o atenuar señales por encima de nuestra frecuencia de corte f_c y dejar pasar las señales con frecuencia menor a la f_c (Fig. 3.2).

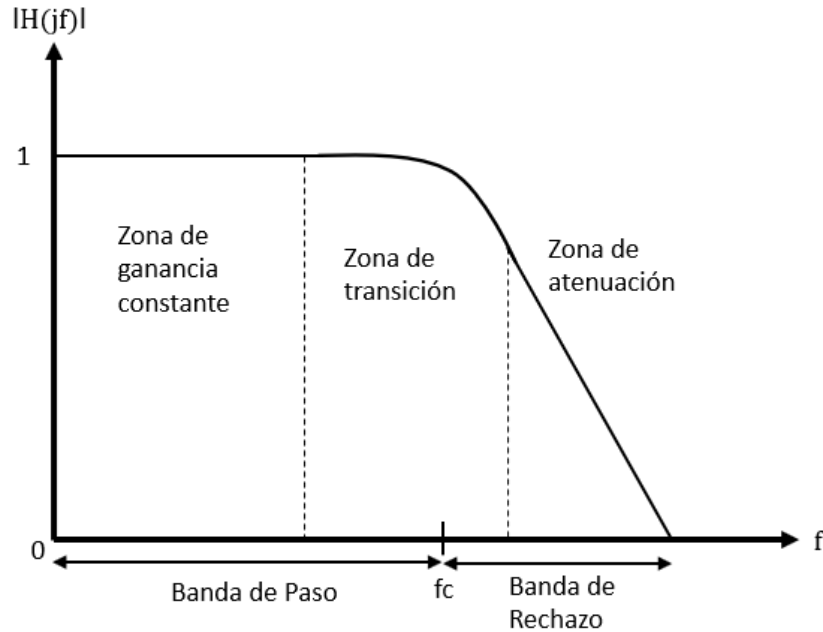


Figura 3.2 Respuesta en frecuencia de un filtro Paso Bajos.

Al estudiar las características técnicas del acelerómetro ADXL335, se especifica, de acuerdo con la hoja de datos del fabricante, que este dispositivo se encuentra manufacturado bajo tecnología MEMS, por lo que todos sus componentes se encuentran dentro de un solo circuito integrado (Fig. 3.3), a excepción de los capacitores C_x , C_y y C_z , cuyos valores son opcionales para ajustar el ancho de banda con el que se desea trabajar. De acuerdo con la hoja de datos, el sensor ADXL335 viene provisionado con tres resistencias internas de $\sim 32\text{ k}\Omega$, por lo que al conectar en paralelo un capacitor a cada una de las salidas, se obtiene una configuración de filtro RC (Paso-Bajos), que ayuda a ajustar el límite de frecuencias de acuerdo con nuestras necesidades para reducción de ruido y evitar el fenómeno de *aliasing*⁴.

Mediante la ecuación:

$$F_{-3db} = \frac{1}{2\pi(32\text{k}\Omega)C_{x,y,z}} \quad (3.1)$$

Se pueden tener diferentes casos de ajuste dependiendo del valor de capacitor elegido. En la tabla 3.1, se muestran algunos valores propuestos por el fabricante, así como el valor de la frecuencia que se limita al hacer uso de estos componentes.

⁴ Fenómeno que causa la mala reconstrucción de una señal analógica debido al exceso de frecuencias que afectan su muestreo al momento de digitalizarse.

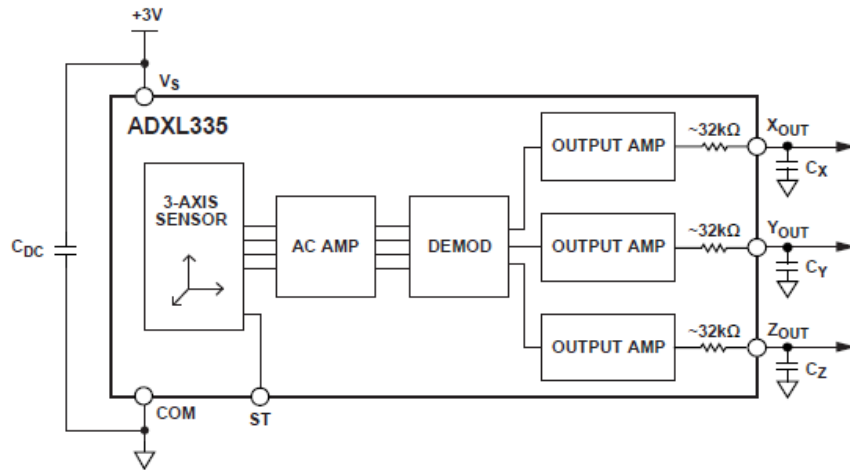


Figura 3.3 Diagrama de bloques del acelerómetro ADXL335 (Analog Devices, 2010).

Ancho de Banda (Hz)	Capacitor (μF)
1	4.7
10	0.47
50	0.10
100	0.05
200	0.027
500	0.01

Tabla 3.1 Selección de capacitores para el filtro RC.

3.1.3 Convertidor Analógico-Digital

La tercera etapa corresponde a la conversión analógica-digital. En esta fase, se hace la transformación de la señal de un dominio analógico a un dominio digital. Para realizar esta tarea, el componente electrónico debe *muestrear la señal*, esto es; discretizar y cuantificar los valores en tiempo y en amplitud respectivamente, a fin de tener una reconstrucción lo más fiel posible a la señal original.

En este proceso, es muy importante tener en cuenta dos parámetros: la *frecuencia de muestreo* (F_s) y la *resolución* del Convertidor Analógico Digital. El primer parámetro, nos brinda el número de muestras que conformarán nuestra señal punto a punto en un instante de tiempo determinado. De acuerdo con el criterio de Nyquist, la frecuencia de muestreo recomendable para digitalizar una señal

analógica debe ser al menos igual o el doble de la frecuencia máxima de nuestra señal $F_s \geq 2f$, con la finalidad de evitar reconstrucciones indistinguibles debió a la falta de puntos que describan el intervalo continuo temporal de la señal de entrada (Fig. 3.4).

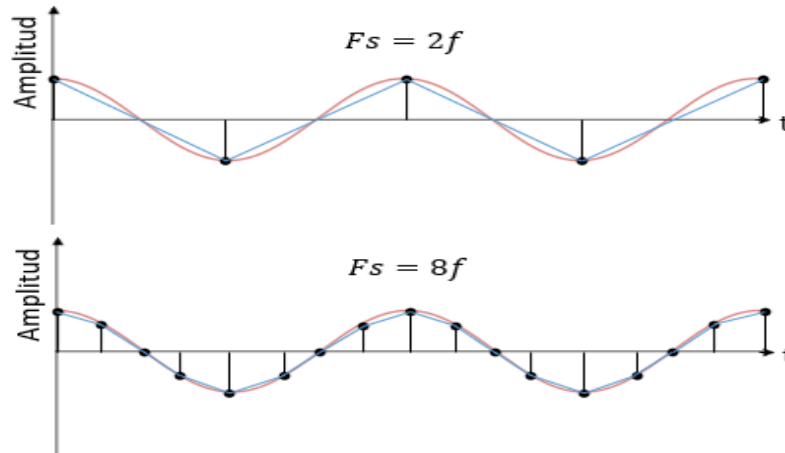


Figura 3.4 En esta imagen se muestra una señal cosenoidal de 2 Hz, la cual se muestrea al doble de su frecuencia máxima y a ocho veces su frecuencia. En el segundo caso la señal reconstruida (línea azul) es más fiel a la forma original (línea roja).

El segundo parámetro son los niveles de conversión o *resolución del convertidor*, donde los valores de amplitud de una señal continua son discretizados en un número finito de valores o estados de salida. A mayor resolución, mejor será la cuantificación de la señal y, en consecuencia, mayor fidelidad a la señal analógica original. La forma de conocer la resolución adecuada de un convertidor es mediante su número de bits, de tal forma que:

$$q = \frac{M}{2^n} \quad (\text{Pallas, 1993}) \quad (3.2)$$

Donde:

M= Margen de entrada

q = Valor de cuantificación

n = Número de bits del convertidor Analógico-Digital

Al saber nuestra magnitud máxima de aceleración y la sensibilidad de nuestro sensor, se calculó el margen de entrada M:

$$M = (\text{magnitud máxima de lectura}) * (\text{sensibilidad del sensor})$$

$$M = (3 g) * \left(300 \frac{mV}{g}\right) = 0.9 V$$

Para este proyecto se optó por tener lecturas de medición de aceleración de cuatro cifras significativas, a fin de obtener una precisión aceptable en aplicaciones de ingeniería, esto es, una resolución de 0.0001 g, por lo tanto, se tendrá a la salida del convertidor un valor de cuantificación de:

$$q = \left(300 \frac{mV}{g}\right) * (0.0001 g) = 3 \times 10^{-5} V$$

De tal forma que el número de bits adecuado para nuestro convertidor es de:

$$\frac{0.9 V}{2^n} = 3 \times 10^{-5} V$$
$$n = \log_2 \left(\frac{0.9 V}{3 \times 10^{-5} V} \right) = 14.8726 \text{ bits} \cong 16 \text{ bits}$$

3.1.4 Adquisición de Datos

La última etapa antes del procesamiento de información es la adquisición de datos. En esta última fase, se registran los valores numéricos de la señal una vez digitalizados y que se guardarán en un archivo de texto para su posterior análisis. Debido a que uno de los objetivos de esta propuesta, es el desarrollo de un instrumento portátil, la forma de adquirir los datos se decidió hacer mediante componentes electrónicos externos y no mediante el uso de software computacional, las opciones más asequibles fue la implementación de módulos para respaldar la información en tarjetas de memoria SD o microSD.

3.1.5 Implementación de componentes electrónicos

Teniendo en cuenta ya todas las etapas del instrumento y el acelerómetro ADXL335 como sensor principal, se procedió a realizar las calibraciones y pruebas pertinentes para corroborar su funcionalidad. Cuando se realizó la búsqueda de este dispositivo en el mercado se encontró un modelo cuya configuración ya contaba con los capacitores de filtrado en cada salida del sensor, así como un regulador de voltaje para reducir la alimentación de 5V a 3.3 V, al igual que con capacitores de bypass para eliminar el ruido proveniente de la fuente de alimentación, este módulo fue el GY-61. Aunque no se sabe con exactitud el fabricante de este circuito, se puede encontrar su hoja de datos en la página de internet alldatasheet.com (Anónimo, s.f.), este módulo surge como réplica de la tarjeta fabricada por Adafruit Industries ya que tiene las mismas características que el modelo GY-61, salvo por algunas diferencias de diseño (Adafruit, 2016).

Posteriormente se realizó una calibración del sensor. De acuerdo con la hoja de datos, el acelerómetro cuenta con una respuesta lineal a su salida, por lo que, este dispositivo cumple con la ecuación de la recta $y = mx + b$, por lo que, fue necesario conocer los valores numéricos de las variables e insertarlos en cada salida del acelerómetro al momento de programarlo. Una técnica de calibración es posicionar al sensor en 6 direcciones a fin de obtener sus correspondientes voltajes de salida para cada eje, estas posiciones se observan en la figura 3.5.

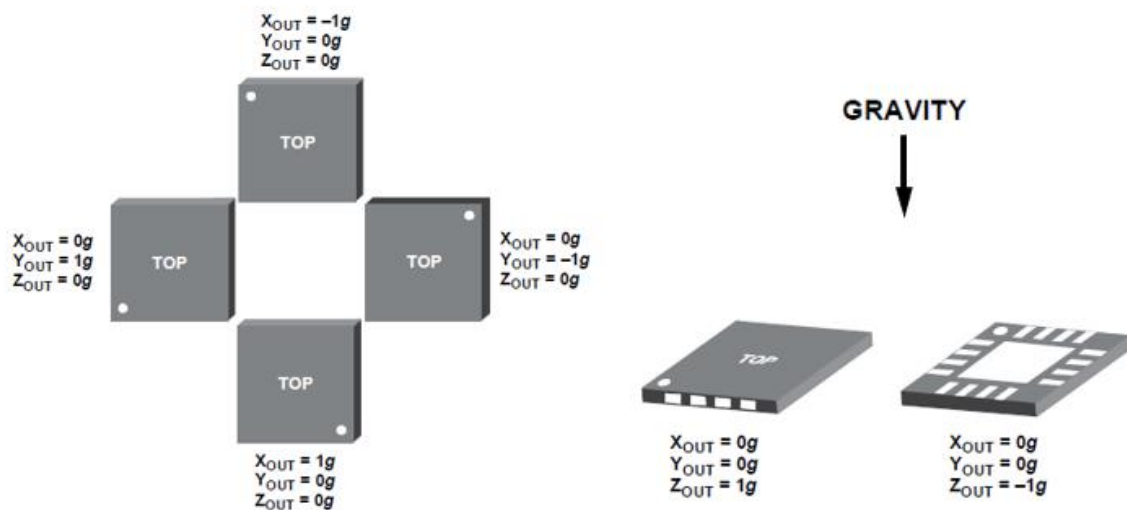


Figura 3.5 Direcciones para calibrar el sensor ADXL335 (Analog Devices, 2010). Es importante observar que el punto de referencia es ese pequeño círculo en la parte superior, ya que nos dará la orientación en la que el sensor debe estar posicionado para tener una medición de $\pm 1g$ para cada uno de los ejes X, Y y Z.

Se aclara que el voltaje para 0g en el eje X y Y corresponde a 1.5 V como valor típico y 1.65 V como valor máximo, mientras que para el eje Z, el voltaje correspondiente a 0g es 1.5 V (típico) y 1.8 V (máximo). Sin embargo, estos datos están especificados bajo un voltaje de alimentación de 3 V, por lo que, al estar suministrando nuestro circuito a 3.3 V, esos valores cambiarían. Afortunadamente, estos niveles de voltaje a la salida son radiométricos, lo que significa que son proporcionales al voltaje de alimentación. Por tanto, si la alimentación fuera de 6V, los voltajes a 0 g's, serían el doble de lo especificado en la hoja de datos. Con esta información, podemos concluir que para el caso de +3g se tendría un valor cercano a 3.3 V a la salida, y para un valor de -3g, se tendría un valor cercano a 0 V. La forma de observar cómo mide el sensor se aprecia en la figura 3.6.

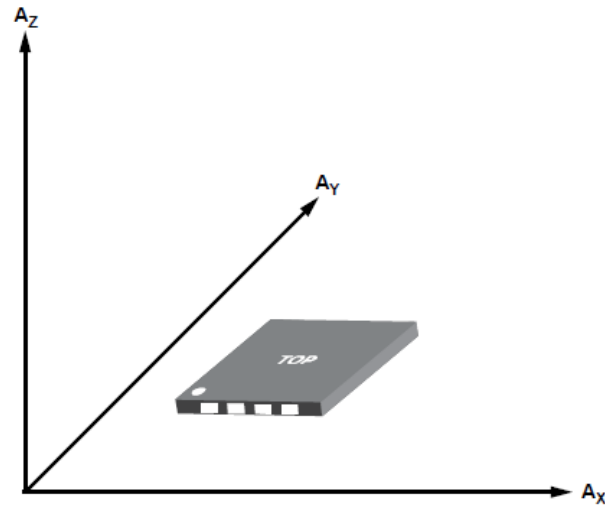
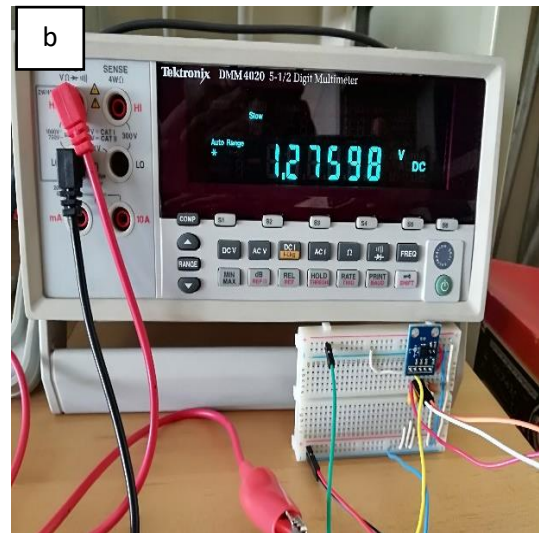
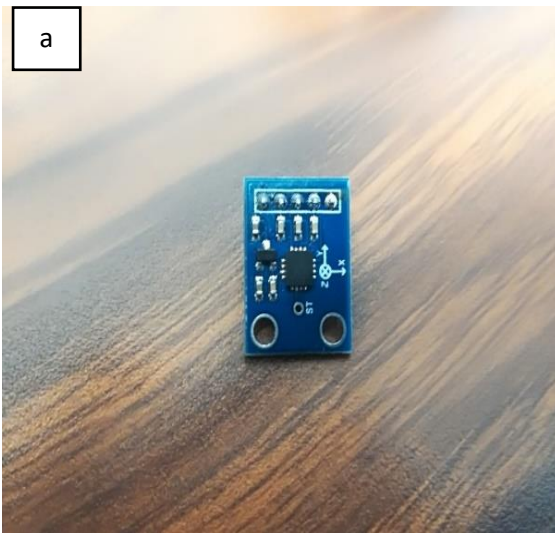


Figura 3.6 Ejes de sensibilidad para el sensor ADXL335 como se observa nuevamente, el círculo superior del encapsulado sirve como referencia sobre los ejes a los cuales el acelerómetro es sensible (Analog Devices, 2010).

Por lo tanto, una vez teniendo en cuenta estos detalles técnicos, se procedió a calibrar el sensor. En la figura 3.7 se aprecia el módulo GY-61 utilizado, así como algunas pruebas de su calibración.



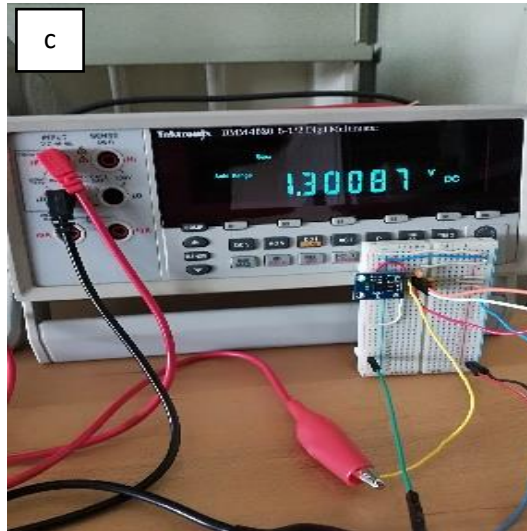


Figura 3.7. (a) Módulo GY-61 y (b, c) pruebas de calibración.

Una vez realizadas las mediciones se procedió a analizar los resultados, los cuales se observan en la tabla 3.2.

Eje X		Eje Y		Eje Z	
G	Voltaje [V]	G	Voltaje [V]	G	Voltaje [V]
-1	1.301	-1	1.276	-1	1.301
0	1.628	0	1.616	0	1.616
1	1.975	1	1.952	1	1.960

Tabla 3.2 Calibración del sensor ADXL335 para la salida de cada eje.

Al tener pocos datos y sabiendo que el comportamiento del sensor es lineal, se decidió hacer una extrapolación con la intención de conocer los posibles valores para $\pm 2g$. Los resultados se pueden ver en la tabla 3.3.

Eje X		Eje Y		Eje Z	
G	Voltaje [V]	G	Voltaje [V]	G	Voltaje [V]
-2	0.934	-2	0.944	-2	0.928
-1	1.301	-1	1.276	-1	1.301
0	1.628	0	1.616	0	1.616
1	1.975	1	1.952	1	1.960
2	2.312	2	2.228	2	2.304

Tabla 3.3 Calibración del sensor ADXL335 con datos extrapolados.

Subsecuentemente, se graficaron las rectas y se calculó el valor de la pendiente y la ordenada al origen, cuyos valores nos dieron la ecuación característica para cada salida del sensor (Fig. 3.8, 3.9, 3.10).

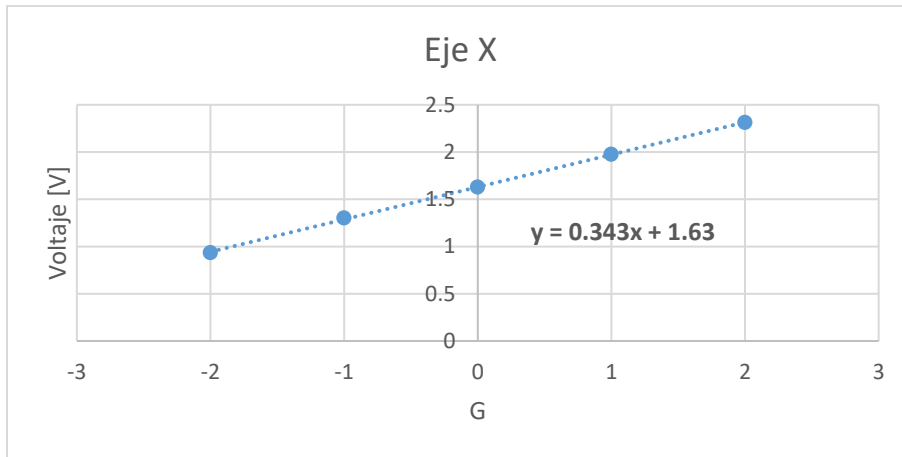


Figura 3.8 Gráfica y ecuación de la recta para el eje X.

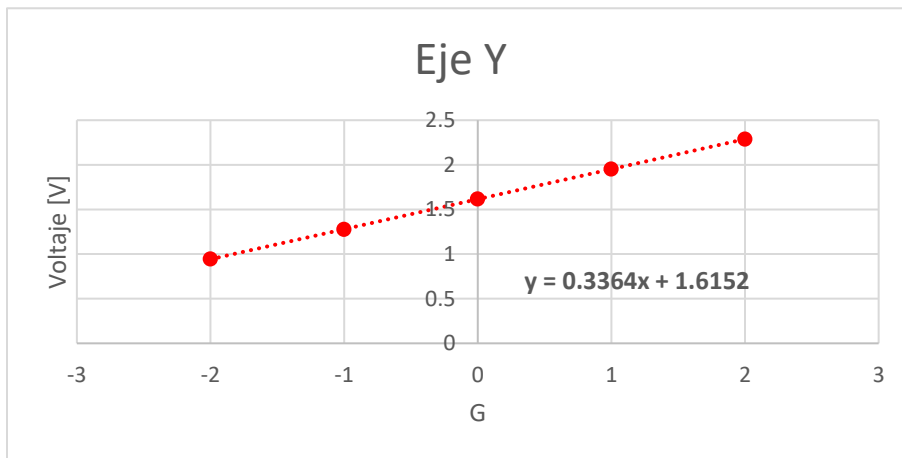


Figura 3.9 Gráfica y ecuación de la recta para el eje Y.

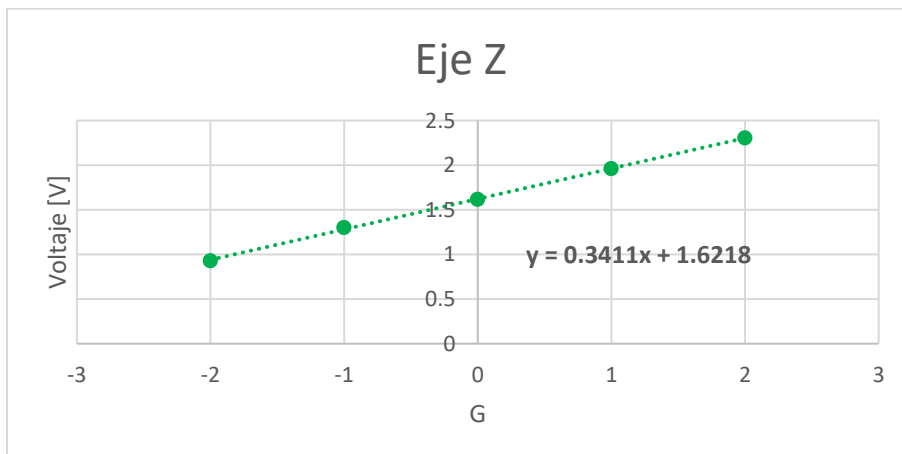


Figura 3.10 Gráfica y ecuación de la recta para el eje Z.

El siguiente paso, fue la configuración del ancho de banda de acuerdo con nuestra tarea. Como las frecuencias máximas de oscilación de un sismo pueden ser de hasta 20 Hz y de acuerdo con la información de la tabla 3.1, un capacitor de 0.47 μF era conveniente. Sin embargo, el módulo GY-61, ya contaba con capacitores de 0.1 μF integrados, por lo que el ancho de banda resultaba en una frecuencia de corte de 49.7359 Hz \sim 50 Hz aproximadamente. Por lo que fue necesario reajustar teniendo en cuenta ese componente ya implícito, la solución que se dio, fue conectar en paralelo un nuevo capacitor de 0.47 μF para cada salida y realizar nuevamente el cálculo. Al tener corriente DC, los capacitores se suman dando como resultado $C1 + C2 = 0.1 \mu\text{F} + 0.47 \mu\text{F} = 0.57 \mu\text{F}$, obteniendo una frecuencia de corte de 9 Hz.

$$F_{-3db} = \frac{1}{2\pi(32k\Omega)(0.57\mu\text{F})} = 8.7255 \cong 9 \text{ Hz}$$

El motivo de elegir esta nueva frecuencia de corte y no una de 20 Hz, fue debido a la banda de rechazo que un filtro pasa bajas lleva consigo, al no ser un filtro ideal, existirán frecuencias que lograrán atravesar nuestra frecuencia de corte y llegarán al convertidor analógico digital. Una solución implicaba utilizar filtros activos, pero esto traería consigo la implementación de más componentes y aumentar la complejidad del instrumento. Por lo que, sabiendo de la limitación de un filtro pasivo RC como el utilizado, se realizaron las pruebas con la frecuencia de corte de 9 Hz, y observar las atenuaciones en un rango de 20 Hz y 50 Hz, con la finalidad de observar cuanto ruido entra a la fase del convertidor analógico-digital.

Para corroborar el cálculo numérico, se hizo una simulación en CircuitMaker Student Version de una configuración RC con esos valores en los componentes y ver su comportamiento (fig. 3.11 y 3.12).

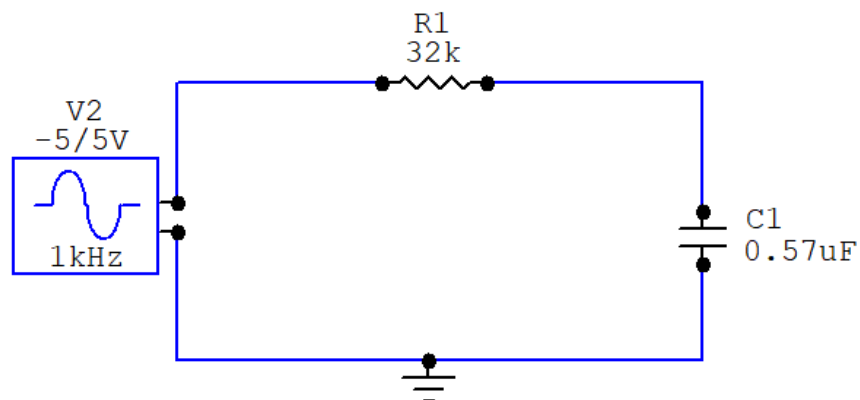


Figura 3.11 Esquemático de filtro RC paso-bajo para la simulación en el software CircuitMaker Student Version V6.2c.

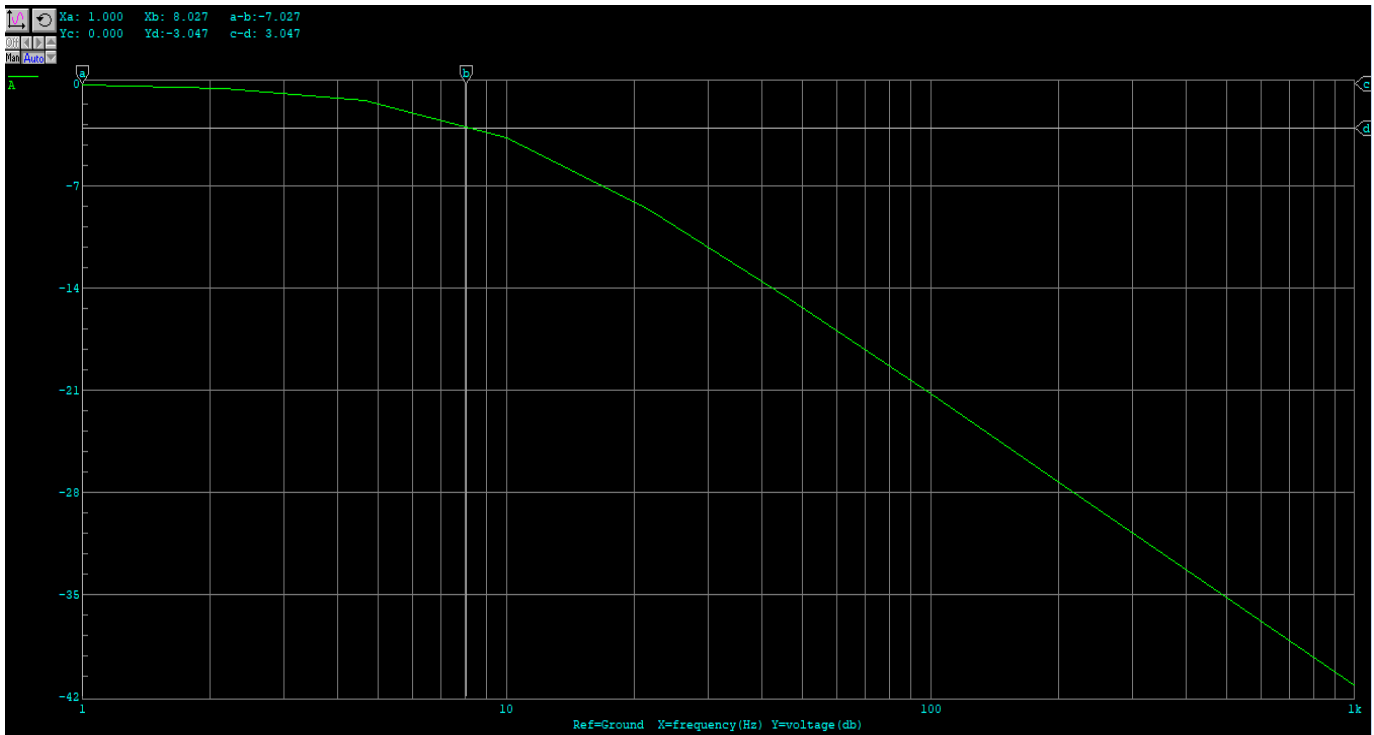


Figura 3.12 Gráfica de la respuesta en frecuencia del filtro RC (paso bajo).

Como se observa en la figura 3.12, hubo una caída de -3.0 dB en ~8.0 Hz, este comportamiento continúa decayendo hasta llegar a: -8.0 dB en ~20 Hz, -15.0 dB en ~50 Hz y a una atenuación de -21.0 dB en ~100 Hz., por tanto, basados en su factor de ganancia:

$$dB = 20 \log \left(\frac{V_{salida}}{V_{entrada}} \right) \quad (3.3)$$

$$V_{salida} = 10^{\frac{dB}{20}} (V_{entrada}) \quad (3.4)$$

Calculando:

$$V_{salida} = 10^{\frac{-3.0}{20}} (5 V) = 3.53 V$$

$$V_{salida} = 10^{\frac{-8.0}{20}} (5 V) = 1.99 V$$

$$V_{salida} = 10^{\frac{-15}{20}}(5 V) = 0.88 V$$

$$V_{salida} = 10^{\frac{-21}{20}}(5 V) = 0.44 V$$

Obtenemos, para 8.0 Hz una atenuación de la señal en un 30%, para 20 HZ del 60%, para 50 Hz habrá una atenuación del 83%, finalmente para 100 Hz la señal estará atenuada en un 92% aproximadamente. Bloqueando las frecuencias por encima de 20 Hz sobre la banda de rechazo en una medida aceptable. Posteriormente, se realizó el montaje para observar del comportamiento del filtro desde un aspecto experimental (Fig. 3.13)

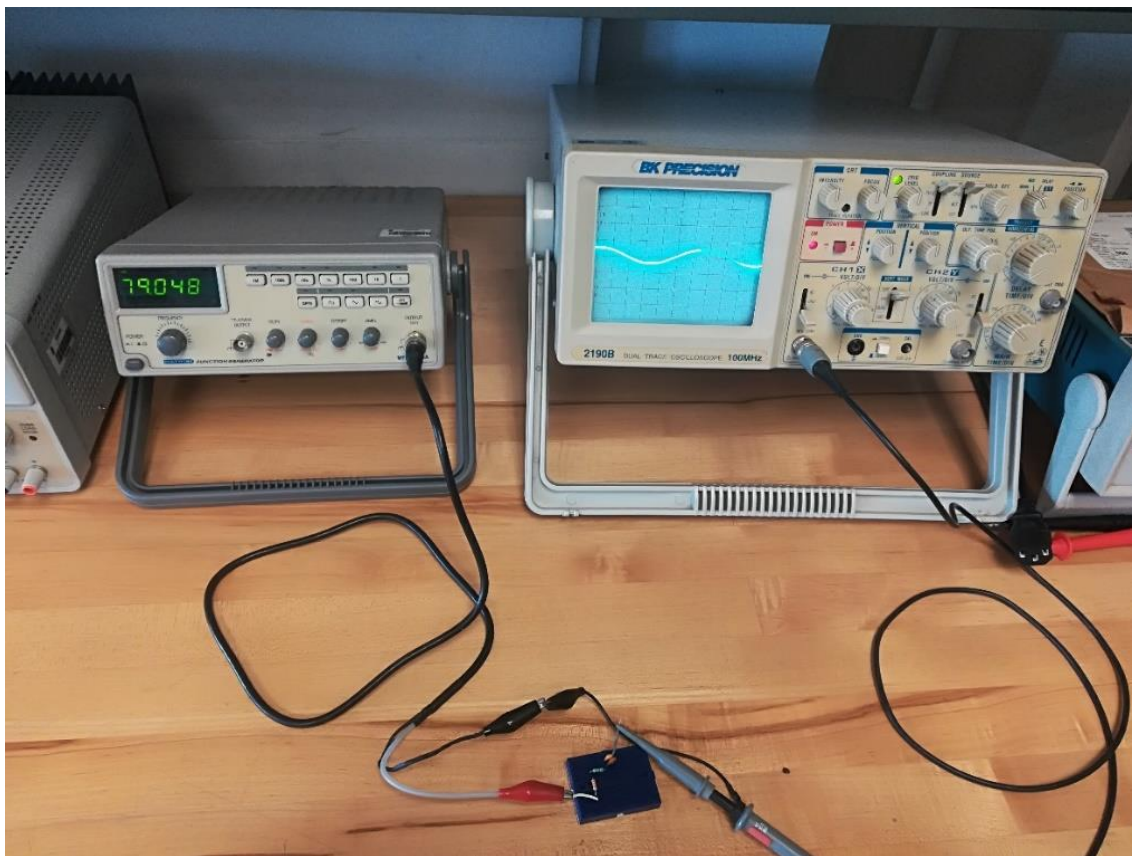


Figura 3.13 Fotografía del montaje de un filtro RC. El equipo usado para estas mediciones fue; un generador de funciones analógico GWInstek modelo MFG-8250A (GWInstEK, 2001), y un Osciloscopio analógico de banco BK Precision modelo 2190B (BK PRECISION, 2001).

Debido a que los valores de los componentes con los que se realizaron los cálculos no son comerciales, se buscó diseñar una configuración entre resistencias en serie y capacitores en paralelo, a fin de obtener valores cercanos a los requeridos. Se tomó a $R_1=25.65 k\Omega$ y $R_2=6.46 k\Omega$, dando como resultado $R_T=$

$R1+R2 = 32.11 \text{ k}\Omega$, con los capacitores los valores fueron $C1=0.1 \mu\text{F}$ y $C2=0.47\mu\text{F}$. Con este ajuste se realizó nuevamente la simulación y se hizo un barrido de frecuencias desde 1 Hz hasta 100 Hz, con pasos de 1 Hz por cada lectura (fig. 3.14, 3.15, 3.16).

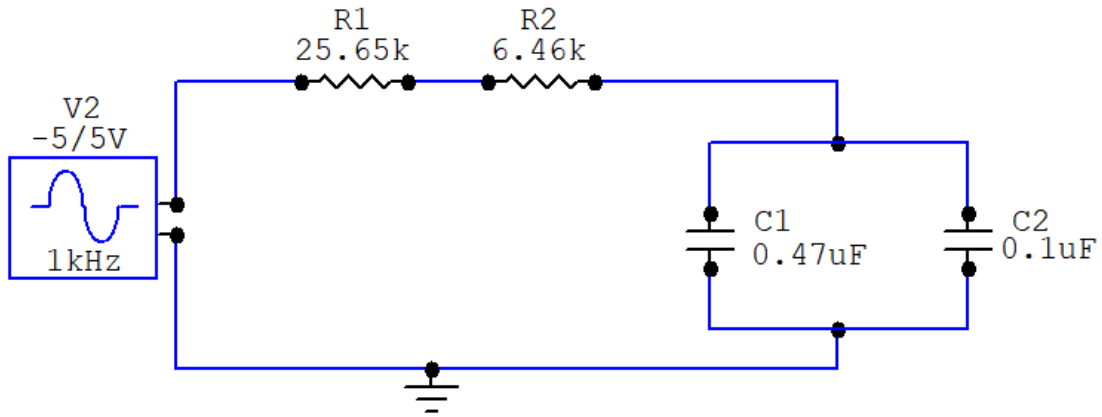


Figura 3.14 Circuito del filtro RC con las nuevas combinaciones de resistencias y capacitores. Los valores de las resistencias corresponden a los valores comerciales de $27 \text{ k}\Omega$ y $6.8 \text{ k}\Omega \pm 5\%$ de tolerancia.

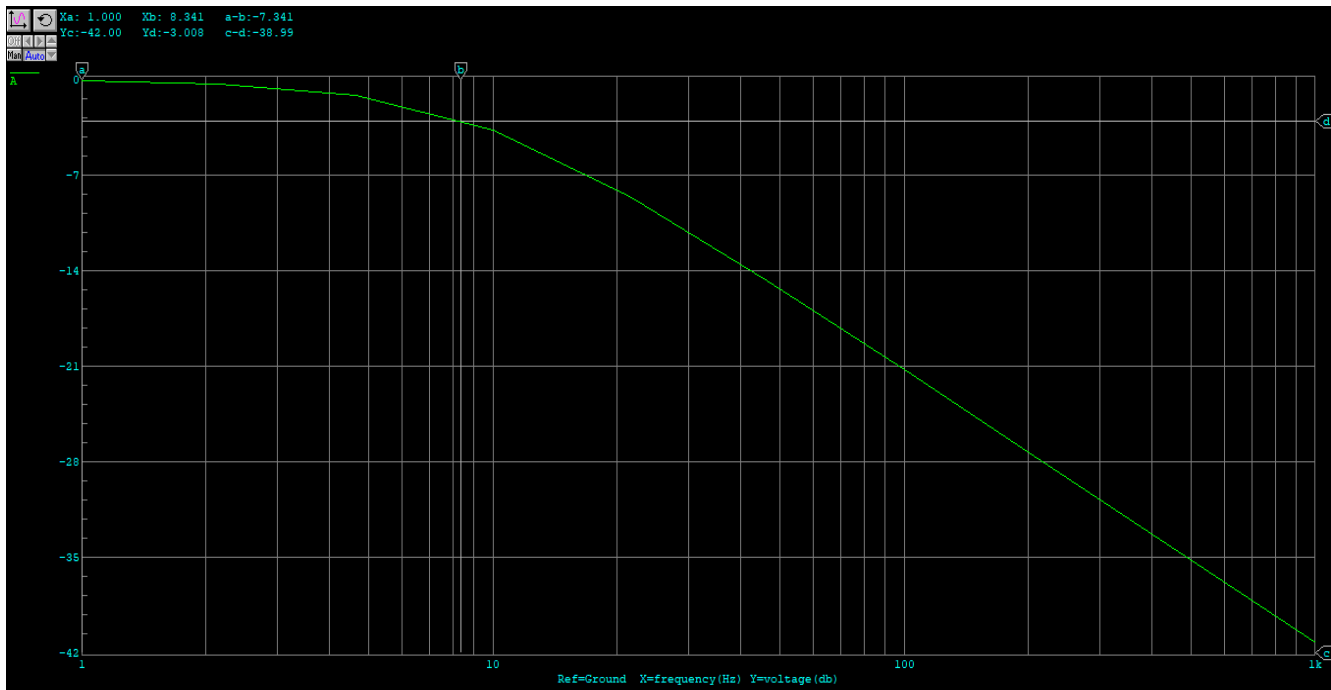


Figura 3.15 Reajuste en la simulación para el filtro RC.

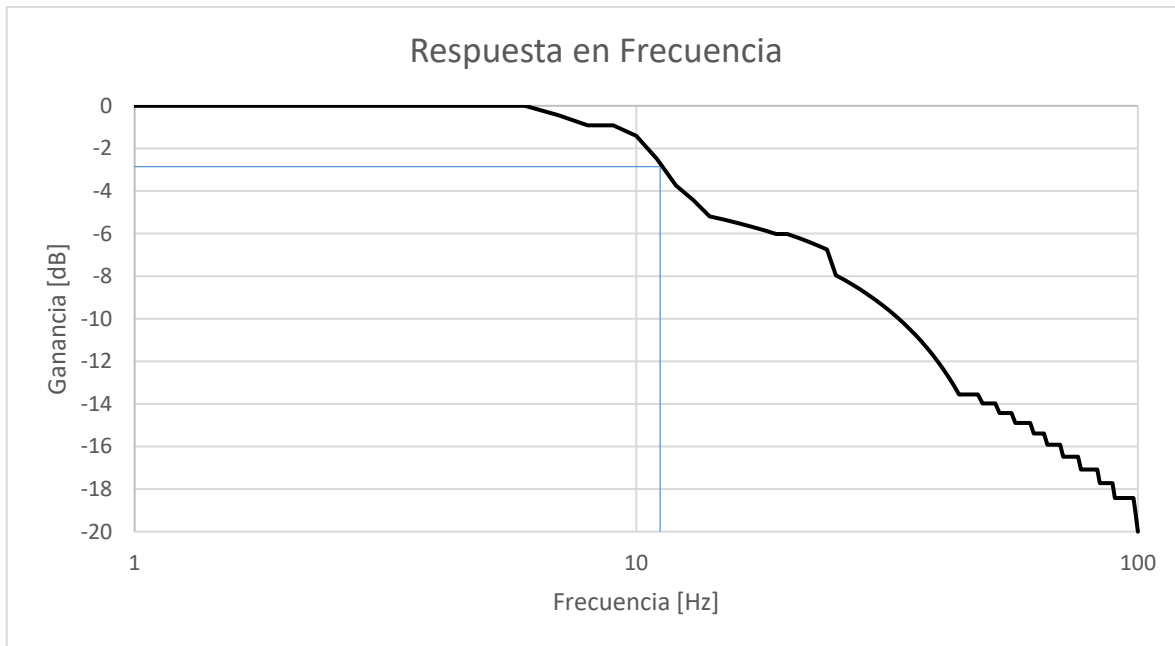


Figura 3.16 En esta imagen se observa la respuesta en frecuencia realizada sobre el filtro RC experimentalmente. Debido a la poca exactitud del osciloscopio analógico y a la tendencia decreciente en la magnitud de la señal, los datos se separaron en 100 Hz por comodidad en la visualización de la gráfica.

En la simulación y en los resultados experimentales, se tuvo una frecuencia de corte que coincide muy cercanamente a 9.0 Hz el cual fue el valor teórico calculado, 8.0 Hz para el caso simulado y 11 Hz para el caso experimental. Igualmente, para el caso experimental, se observa como la banda de transición decae a -6.0 dB aproximadamente a 20 Hz, lo que equivale a una atenuación de la mitad de la señal original, esta también se suprime hasta un 90% a partir de una frecuencia de 100 Hz atenuando ruido proveniente de frecuencias mayores a ese valor. De esta forma la etapa de filtro paso-bajos permitió atenuar las señales de frecuencias no deseadas en nuestras mediciones, así como cumplir la tarea de filtro *antialiasing* como etapa anterior a la conversión analógica digital.

Para la tercera y cuarta etapa, la cual consistió en la conversión analógica-digital y el registro de datos, se decidió trabajar con la placa de desarrollo Arduino UNO, esta herramienta es muy utilizada por su gran versatilidad y facilidad de uso, asimismo de ser hardware libre y de bajo costo; consta de un microcontrolador ATMEGA328P de 8 bits del fabricante ATMEL (Microchip), el cual tiene como características: voltaje de operación: 1.8 a 5.5 VDC, arquitectura AVR, memoria flash de 32 KB, EEPROM de 2 KB, frecuencia de operación de 20 MHz (Microchip, 2015), además de contar con 15 pines de entrada y salida digital, 6 pines de entrada analógica, 6 pines de entrada/salida PWM digital de 8 bits, reloj

con velocidad de 16 MHz y un convertidor analógico-digital de 10 bits (Arduino, 2020).

Como se mencionó en el apartado 3.1.4, la resolución adecuada del convertidor Analógico-Digital para nuestras mediciones fue de 16 bits, por tanto, se buscó un componente acorde a ese requisito, respetando también criterios como el bajo consumo de energía, tamaño compacto para implementación portátil y la accesibilidad de conseguirlo a un precio asequible, al mismo tiempo de liberar de esta tarea de conversión a la placa Arduino.

El componente utilizado fue el convertidor analógico-digital de precisión ADS1115, dentro de sus características técnicas, cuenta con (Texas Instrument, 2009):

- 16 bits de resolución
- Velocidad de muestreo programable de 8 muestras por segundo a 860 muestras por segundo
- Alimentación simple de 2.0 V a 5.5 V
- Bajo consumo de corriente 150 μ A
- 4 canales de entrada analógica
- Amplificador de ganancia programable interno (PGA)
- Dimensiones de 2mm \times 1,5mm \times 0,4mm
- Rango de estabilidad térmica de -65 a +150 $^{\circ}$ C

Otras características técnicas de este dispositivo son: el tener un oscilador de reloj interno, un comparador interno programable, arquitectura delta-sigma⁵ con voltaje de referencia interno y comunicación mediante protocolo I²C (Texas Instrument, 2009); el cual ocupa una sola línea para el envío y recepción de datos, a una velocidad de transmisión de 3.4 MHz (Leens, 2009; NXP, 2015). El módulo ocupado con el chip ADS115 ya integrado, fue el fabricado por la compañía Adafruit (Fig. 3.17) ya que cuenta con el acondicionamiento necesario para su uso (Adafruit, 2014).

Este convertidor analógico-digital proporciona un total de 100 muestras por segundo cuando es alimentado a 5 V (Gonzales Rodriguez, 2018) y 8 muestras por segundo a 3.3 V (de acuerdo con su hoja de datos), por lo que fue necesario reajustar mediante el código de programación la frecuencia de muestreo teniendo en cuenta el criterio de Nyquist. Donde la frecuencia natural de un sismo corresponde a 20 Hz, configurando nuestro módulo a una velocidad de muestreo de 128 muestras por segundo, seis veces mayor que las frecuencias de las señales a medir.

⁵ También llamados convertidores de sobremuestreo, este tipo de arquitectura es muy utilizada por su alta resolución a bajas frecuencias, provocando que la etapa de filtro antialiasing sea más simple debido a la alta frecuencia de muestreo con respecto a la frecuencia de la señal de entrada. Sin embargo, su tiempo de conversión puede demorar de decenas a centenas de milisegundos (Pallas, 1993).

Se puede consultar una tabla comparativa en el ANEXO 1, donde se ejemplifica el acelerómetro ADXL335 sobre otras alternativas, así como el convertidor Analógico-Digital ADS1115.

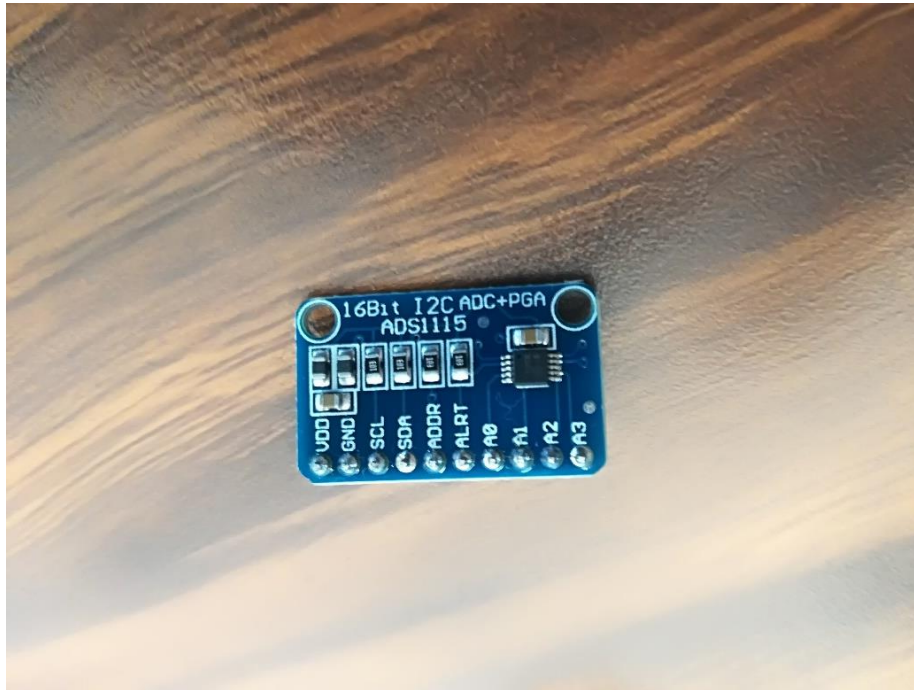


Figura 3.17 *Modulo Adafruit ADS1115.*

En la tabla 3.4, se muestra la descripción de los pines del módulo ADS1115.

Pin	Función
VDD	Voltaje de alimentación
GND	Conexión a tierra
SCL	Señal de reloj
SDA	Señal de datos
ADDR	Pin de dirección I ² C
ALRT	Pin de alerta
A0	Pin analógico 0
A1	Pin analógico 1
A2	Pin analógico 2
A3	Pin analógico 3

Tabla 3.4 *Configuración de los pines del módulo ADS1115*

El componente que se empleó para el almacenamiento de datos fue un datalogger (Fig. 3.18), el cual, mediante una tarjeta microSD era capaz de registrar la información de medición del acelerómetro. Este datalogger es un versión genérica y más económica de la versión del fabricante Adafruit (Adafruit, 2020). Cuenta con una alimentación simple de 5 V y una comunicación mediante el protocolo SPI

(*Serial Peripheral Interface*), el cual, envía y recibe información por canales separados a una velocidad de transmisión de hasta 20 MHz (Usach, 2015), una descripción de sus pines se puede ver en la tabla 3.5.

No obstante, era importante tener en cuenta el tiempo que este módulo tomaba en registrar sus datos, de acuerdo con (Bañuelos Saucedo, 2018) el módulo datalogger toma alrededor de 16.3 ms para escribir un dato en la memoria microSD. Por lo que, era necesario tener en cuenta ese parámetro para ajustar el registro de información. Si el tiempo de conversión del módulo ADS1115 es de 7.8125 ms basados en la frecuencia de muestreo y se suma al tiempo en el que se registra un solo dato, obtenemos un total de 24.1125 ms, lo que equivale a una velocidad de 41.4722 muestras por segundo o 40 Hz aproximadamente, reduciendo drásticamente la tasa de muestreo. Sin embargo, de acuerdo con los estándares en las estaciones del Servicio Sismológico Nacional, los digitalizadores empleados en sus estaciones cuentan con velocidades de muestreo que van desde los 100 hasta las 0.1 muestras por segundo, por lo que, nuestro convertidor seguía entrando dentro de estos rubros (Servicio Sismológico Nacional, 2019) además de aun cumplir con el criterio de Nyquist.

Por parte del Arduino UNO y la tarjeta microSD no existió problema, debido a que la velocidad de comunicación entre el digitalizador y la placa Arduino mediante la conexión I²C es de 100 kHz, por lo que la rapidez leer cada dato corresponde a un tiempo aproximado de 10 μ s (Leens, 2009). Mientras que, por parte de la tarjeta microSD, se usó una tarjeta ADATA de 8 GB clase 4, la cual tiene una velocidad de escritura de 5 MB/s (ADATA, 2020).

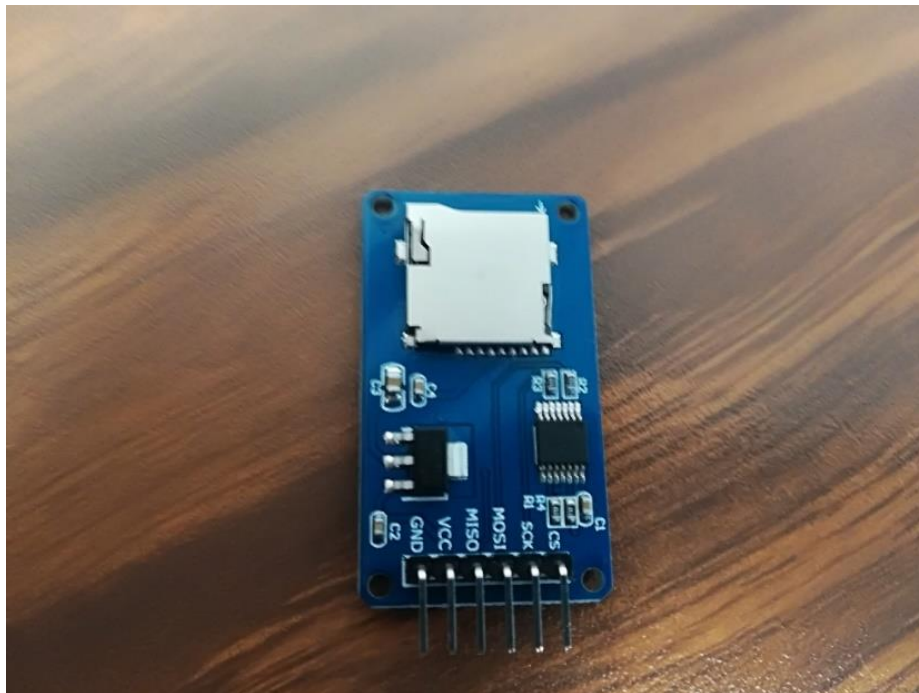


Figura 3.18 *Modulo de almacenamiento de datos microSD (Datalogger).*

Pin	Función
GND	Conexión a tierra
VCC	Conexión a voltaje de alimentación
MISO	Salida de datos
MOSI	Entrada de datos
SCK	Señal de reloj
CS	Señal de activación del módulo

Tabla 3.5 Funciones de los pines del datalogger.

Se procedió a realizar la conexión de los componentes y montar el circuito para realizar pruebas, dicho montaje se puede observar en la figura 3.19, en la cual se muestra el módulo de acelerómetro ADXL335 con sus capacitores de filtrado, el módulo del convertidor ADS1115, el módulo del adaptador de tarjeta microSD (datalogger), cada uno con sus respectivos capacitores de bypass y finalmente las conexiones a la placa Arduino UNO. También se muestra el diagrama electrónico para una mejor visualización de los componentes (Fig. 3.20) y se muestra una fotografía del circuito montado (Fig. 3.21).

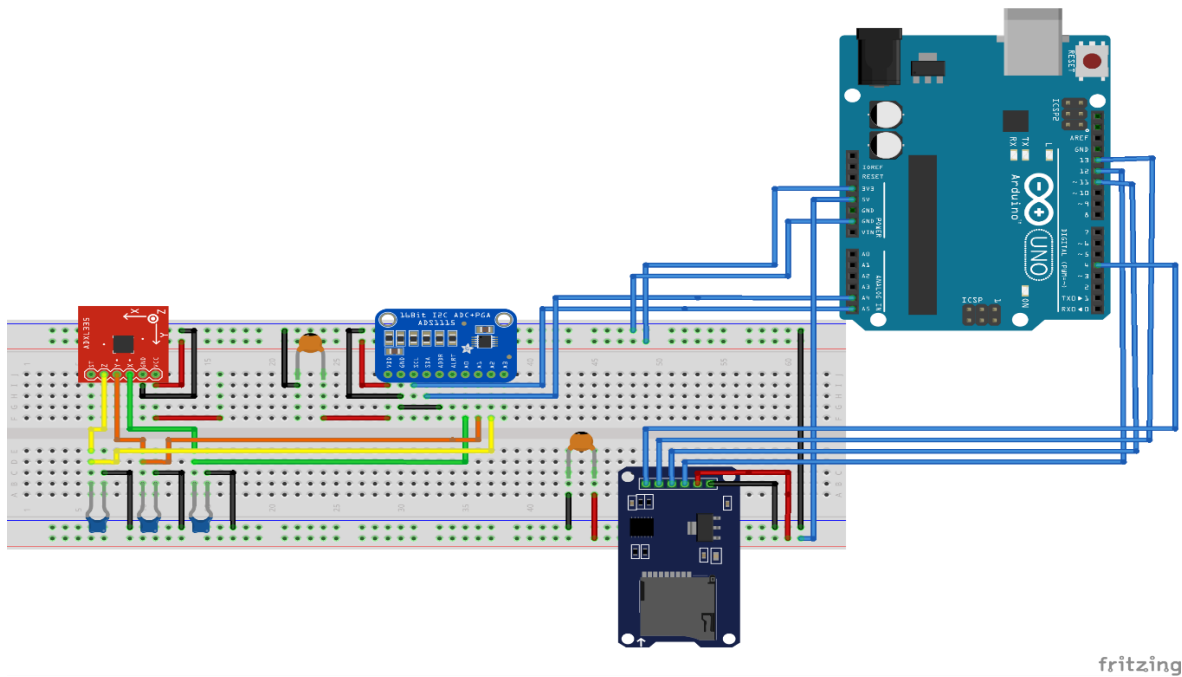


Figura 3.19 Diagrama del montaje de los componentes para el sismómetro. La imagen fue realizada en la aplicación Fritzing 0.9.3.

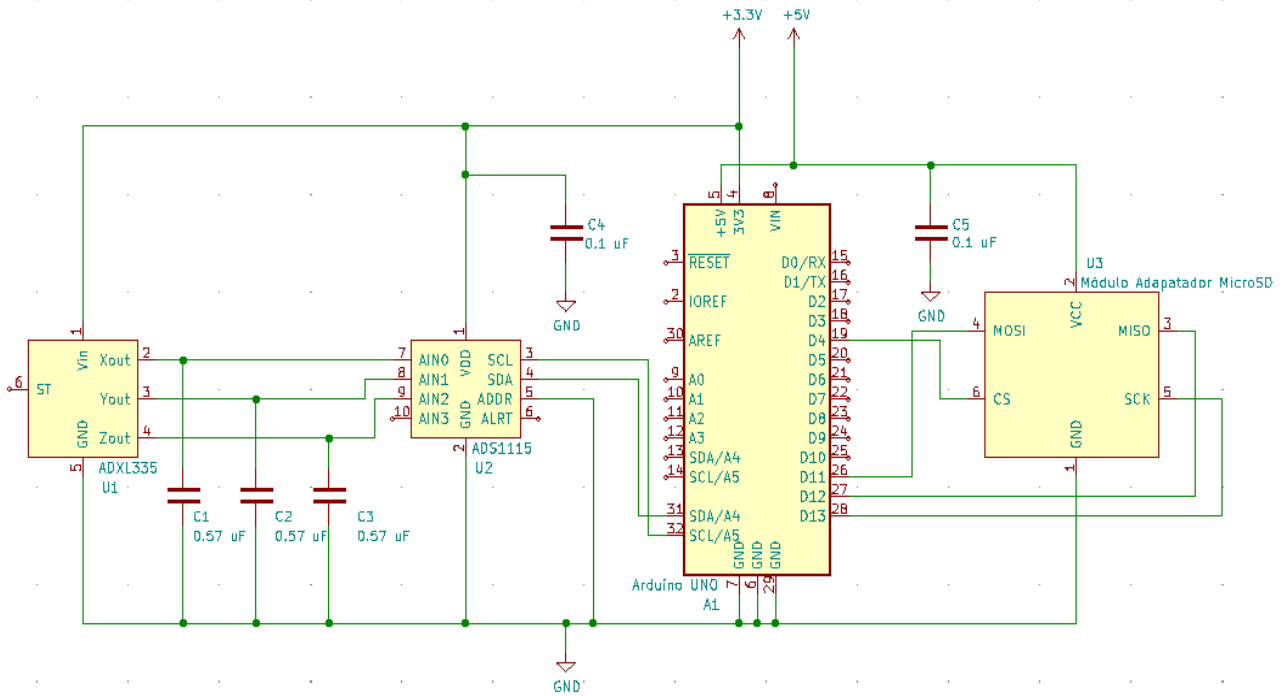


Figura 3.20 En esta imagen se aprecia el esquema electrónico del circuito que se diseñó.

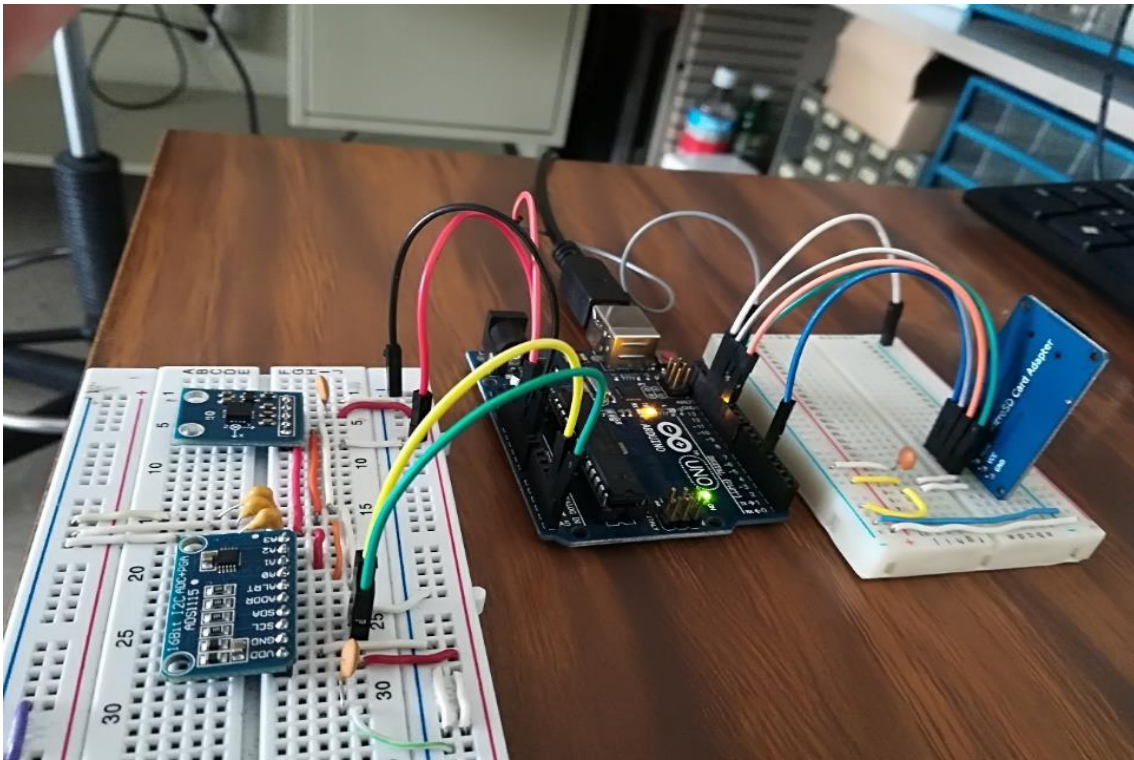


Figura 3.21 En esta imagen se aprecia el montaje experimental del sismómetro electrónico con todos los componentes ya antes mencionado.

El código que dio las instrucciones a la placa Arduino para operar a los módulos y obtener las respectivas lecturas realizadas por el acelerómetro, fue llevado a cabo en el entorno de programación de Arduino (IDE, Integrated Development Environment), este puede verse en el ANEXO 2. Las primeras mediciones fueron realizadas sin almacenar datos en la tarjeta microSD, con el objetivo de observar el comportamiento del instrumento. Se utilizó la herramienta computacional *Serial Plot*⁶, para visualizar las señales en cada uno de los ejes (X, Y y Z) en tiempo real (Fig. 3.22).

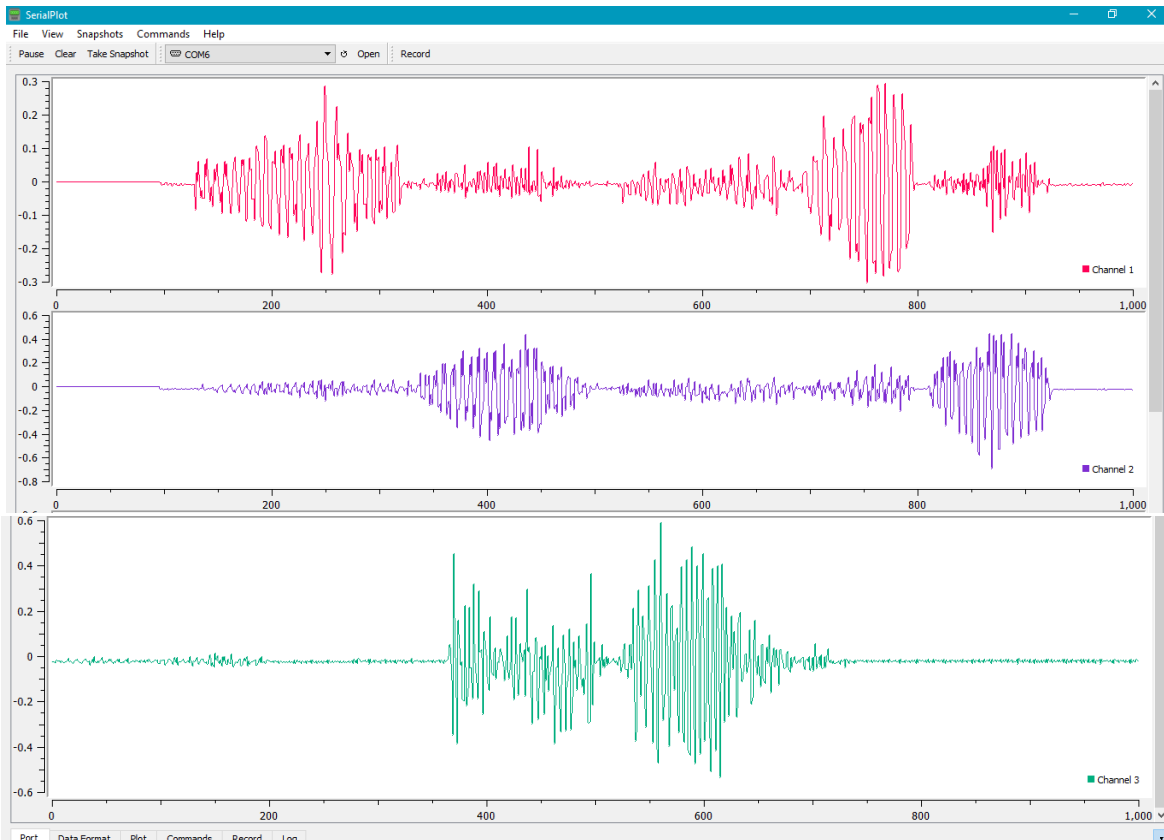


Figura 3.22 En esta imagen se muestran las oscilaciones producidas por las vibraciones a las cuales fue sometido el sensor. La señal roja corresponde al eje Este-Oeste (X), la señal morada al eje Norte-Sur (Y) y la señal verde al eje Vertical (Z).

Como se aprecia, el sensor tuvo una buena respuesta al ser sometido a vibraciones, por lo que se realizaron mediciones esta vez ingresando la microSD para capturar los datos y posteriormente visualizarlos. Los datos se almacenaron en un archivo .CSV (Comma separated values) mediante el datalogger y fueron graficados en Matlab 2019a volviendo a demostrar una buena lectura por parte del instrumento (Fig. 3.23).

⁶ <https://hackaday.io/project/5334-serialplot-realtime-plotting-software>

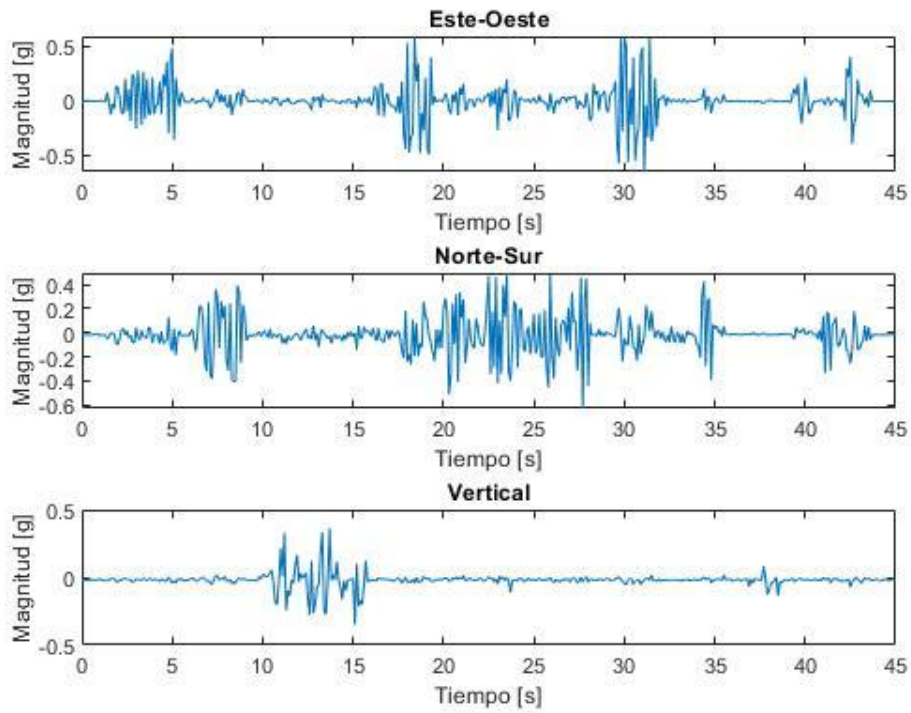
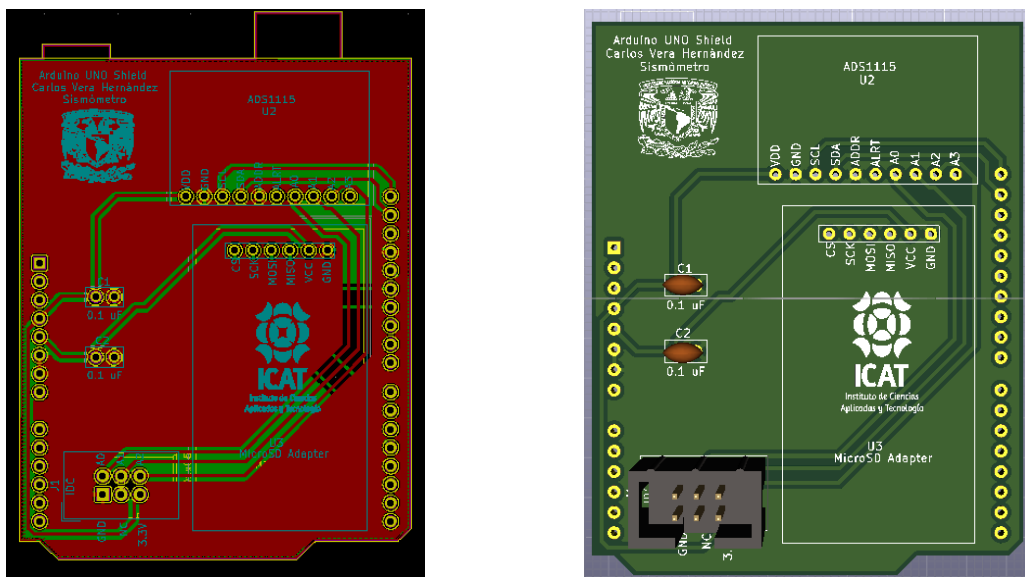


Figura 3.23 Mediciones capturadas mediante el datalogger y graficadas para su visualización.

Como paso final, se desarrollaron las placas de circuito impreso (PCB, printed circuit board) para formalizar el proyecto y quitar el montaje sobre un protoboard. El diseño de las placas se realizó en la plataforma *KICAD* versión 5.1.5 y se puede ver sus modelos en la figura 3.24.



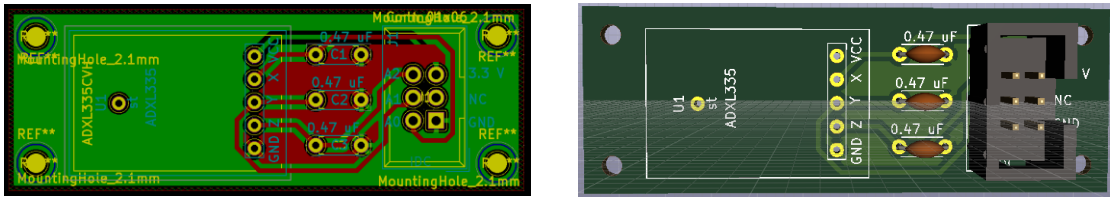


Figura 3.24 En esta imagen se muestran los modelos de las PCB que se diseñaron para el sismógrafo electrónico propuesto. En la parte superior izquierda se muestra un modelo de placa (Shield) para conectar al Arduino UNO, a la cual se montaron los módulos correspondientes del ADS1115, el datalogger, los capacitores de bypass y un módulo de conexión IDC. En la parte superior derecha se muestra el mismo modelo en una visualización en 3D. En la parte inferior izquierda se muestra una placa en la cual se montó el acelerómetro con sus respectivos capacitores de filtrado y una conexión IDC para establecer comunicación con la placa shield y el Arduino.

Los diseños de los circuitos impresos fueron enviados a manufacturar en la empresa *jlcpcb* (<https://jlcpcb.com/>), la cual se dedica al desarrollo de placas para circuitos impresos, el resultado se aprecia en la figura 3.25.



Figura 3.25 Placas para el sistema instrumental manufacturadas.

Posteriormente se montaron los componentes sobre las placas, se soldaron y se colocaron sobre una base para mantener la estabilidad. Debido a que el instrumento se requería que fuera portátil, se alimentó la placa Arduino mediante

dos baterías de ion-litio de 3.7V y 2,200 mAh. Igualmente, el circuito del acelerómetro se suspendió mediante una base con cuatro muelles y resortes que dieran la sensibilidad para percibir oscilaciones en las tres direcciones cartesianas (Fig. 3.26).

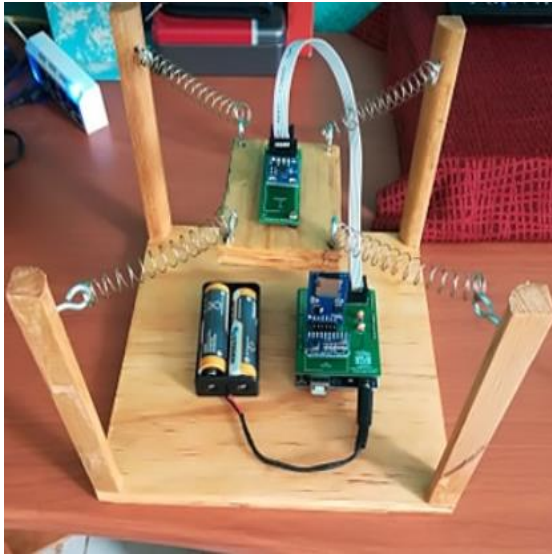


Figura 3.26 En esta imagen se muestra el sismógrafo electrónico terminado, se utilizó una base de madera para mantener una rigidez de los componentes al igual que 4 postes en cada esquina para suspender al acelerómetro y poder percibir oscilaciones provenientes del suelo.

Ya con el dispositivo terminado, se realizaron pruebas en diferentes entornos que simularan el movimiento sísmico del suelo al manifestarse un temblor. Uno de los lugares que proporcionó vibraciones y oscilaciones parecidas a un sismo, fue una mesa de vibraciones (máquina de centrifugado), la cual, generaba movimientos ligeros y bruscos al momento de accionarse (Fig. 3.27).

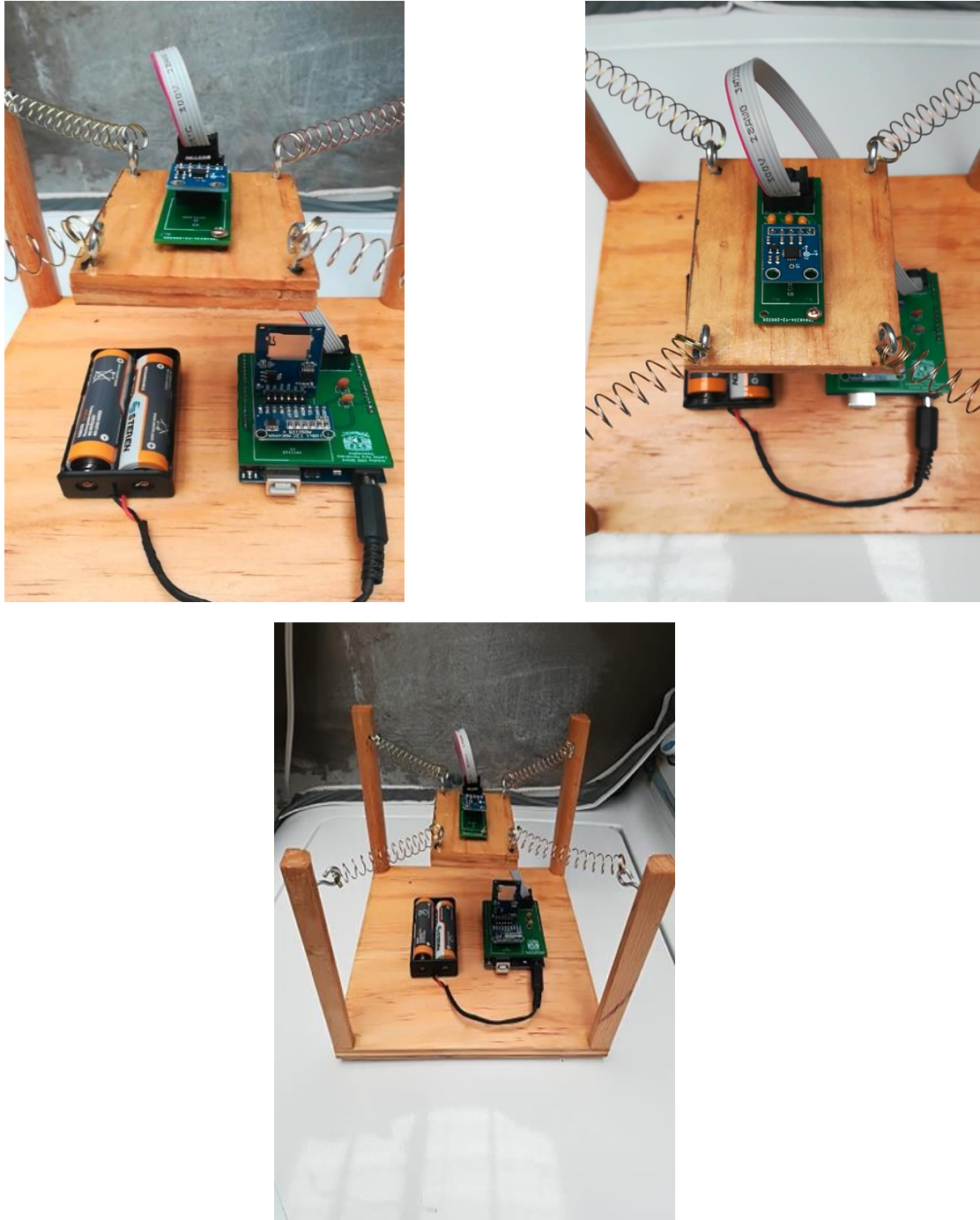


Figura 3.27 Sismógrafo sobre una máquina de centrifugado en la cual se realizaron pruebas para verificar el funcionamiento del instrumento.

La máquina de centrifugado proporciono un tiempo de 7 minutos de funcionamiento, en la cual existieron varias etapas en las que se mostró un comportamiento diferente respecto a los movimientos que generaba. Estos resultados se observan en los datos registrados por el datalogger (Fig. 3.28).

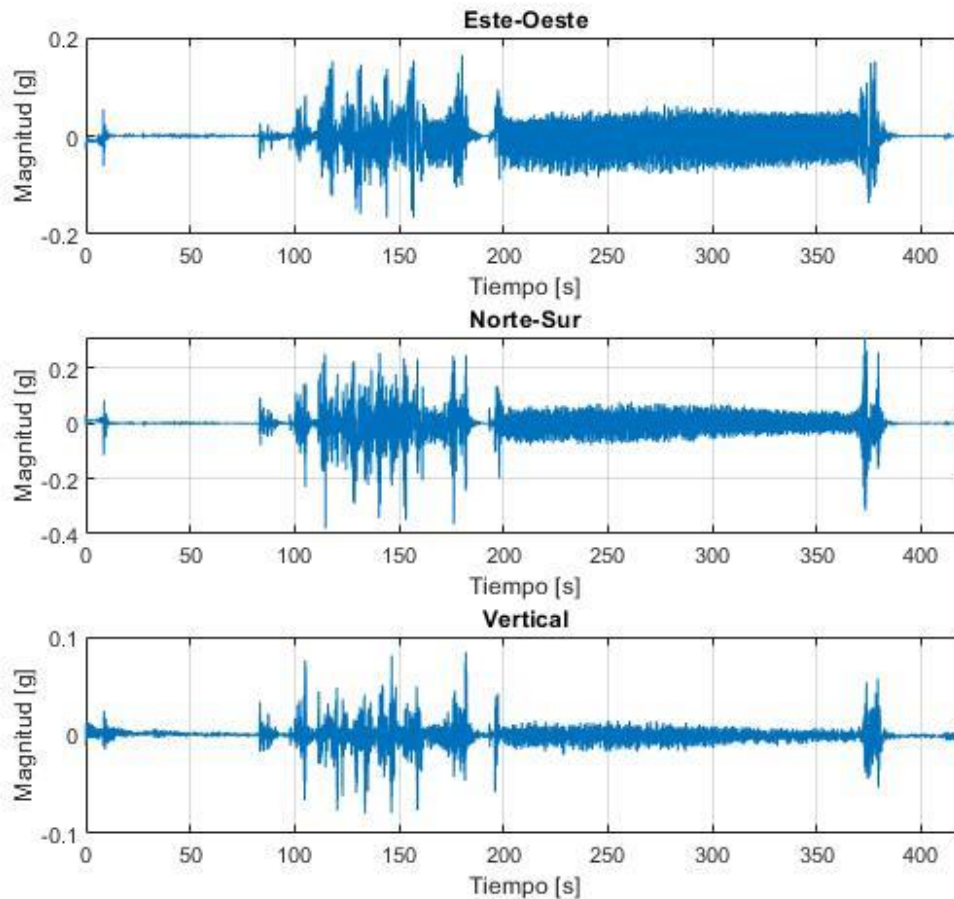


Figura 3.28 En esta figura se muestran los sismogramas obtenidos por el instrumento al ser sometido a las oscilaciones sobre una máquina de vibraciones. Se aprecian los tres ejes de detección del acelerómetro (X, Y y Z) así como el tiempo de duración de las señales en segundos y su magnitud en g's.

Como se observa en la figura 3.27, se tuvieron varias etapas; la primera se observa en los primeros segundos de accionar la máquina, en la cual se originaron pequeños movimientos percibidos en los tres ejes del acelerómetro. Posteriormente la maquina se estabilizo por un lapso de 81 segundos para dar paso a movimientos bruscos durante 110 segundos aproximadamente, en este intervalo de tiempo se obtuvieron los mayores picos de aceleración ($g_{x,max}=0.1638$, $g_{y,max}=0.3116$, $g_{z,max}=0.0846$). Para los próximos 190 segundos la máquina de centrifugado tuvo un comportamiento vibratorio constante hasta llegar a los últimos

30 segundos, donde se tuvo el último pico considerable de aceleración para después atenuarse hasta detener su movimiento.

3.2 Procesamiento de sismogramas y análisis de resultados

La última etapa fue el procesamiento de datos. Como se estudió en el capítulo 2, la transformada Wavelet fue la mejor alternativa para analizar señales en el dominio temporal y frecuencial simultáneamente, por lo cual, fue mediante esta técnica con la cual se realizaron los procesamientos para cada una de nuestras tres señales: Vertical, Este-Oeste, y Norte-Sur (Fig. 3.29).

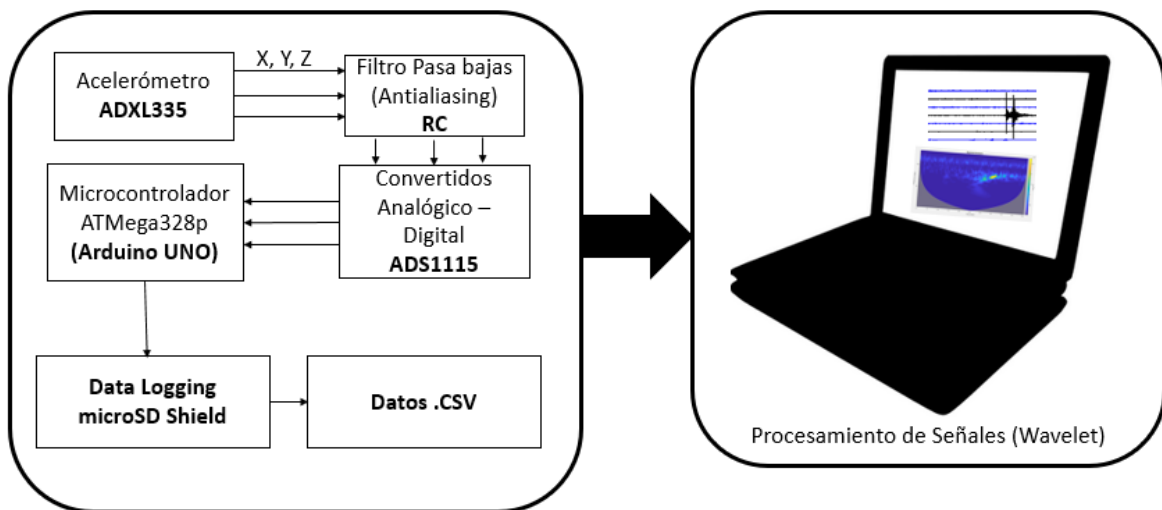


Figura 3.29 Estructura final del instrumento más la etapa de Procesamiento de Datos.

El algoritmo que se utilizó fue basado a partir otros Scripts de funciones para calcular la transformada wavelet (Torrence y Compo, 1998; Grinsted, Moore. et al., 2004) e implementado en Matlab versión 2019a. Entre las características utilizadas para el cálculo del espectro de potencias y el espectro global Wavelet, fueron: uso de la Wavelet Morlet como wavelet madre y el uso de 32 sub-octavas para cada escala con el objetivo de aumentar la resolución del espectro global (Fig. 3.30, 3.31, 3.32).

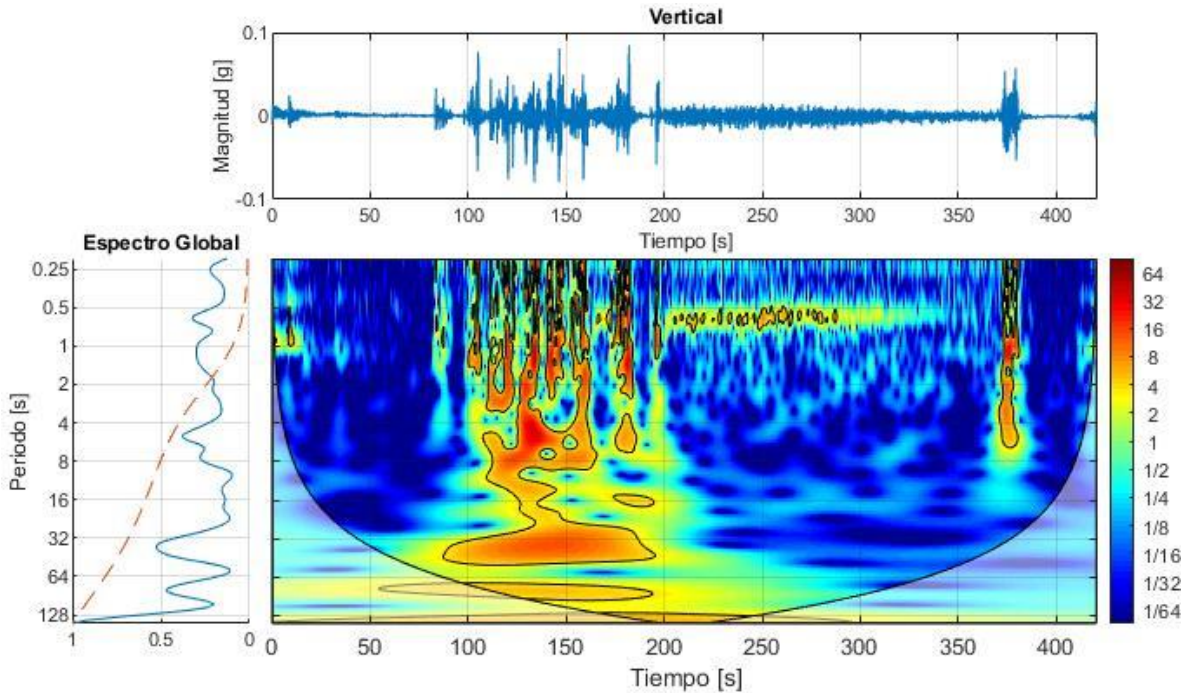


Figura 3.30 En esta figura se muestra el espectro de potencias y el espectro global para el eje vertical del sismómetro. Se observa poca amplitud en este componente debido a la dirección del movimiento que en su mayoría fue horizontal, se muestra una mayor concentración de energía en el intervalo de 50 a 200 segundos; entre esa actividad se muestran varios lóbulos verticales en periodos de 0.25 s hasta 4 s aproximadamente o lo equivalente a frecuencias de 4 y 250 mHz. A partir del periodo de 4 s se observan lóbulos horizontales de gran amplitud los cuales abarcan periodicidades hasta los 128 segundos, o lo equivalente a 7.81 mHz. Del segundo 200 y hasta el segundo 375 la maquina entró en una etapa de estabilización, esto se ve reflejado en una actividad constante en el espectro de potencias en una banda de frecuencias de 2 Hz ($T=5$ s). Finalmente, a los 380 segundos se muestra un último lóbulo vertical de gran amplitud que coincide con un último cambio brusco en la señal, este lóbulo tuvo componentes de 250 mHz hasta 4 Hz (4 s y 0,25 s).

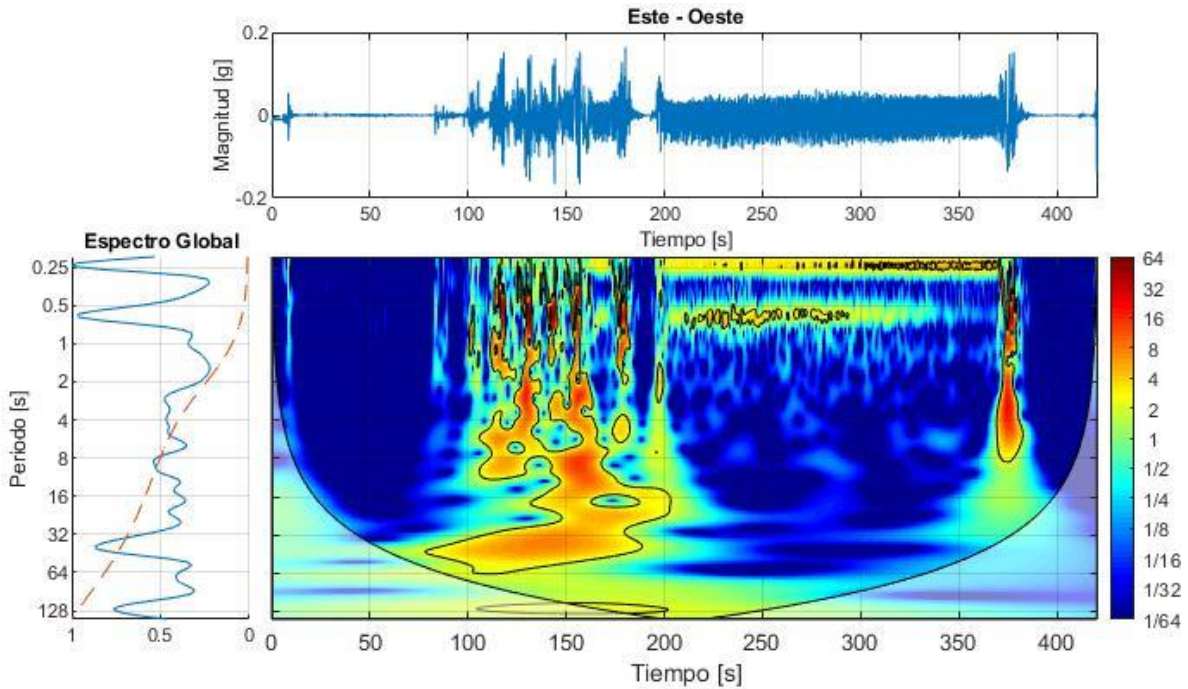


Figura 3.31 En esta imagen se aprecia la señal para el componente horizontal (Este-Oeste) la cual tiene la mayor amplitud de las tres direcciones. En el espectro de potencias se aprecian concentraciones de gran energía en intervalos de tiempo de 70 a 200 segundos; con lóbulos verticales en periodicidades de 0.25 s y 1 s, igualmente se observan lóbulos horizontales en periodos de 2 a 128 s, para los lapsos de 200 a 380 segundos; se aprecian dos bandas con concentración de energía (0.25 s y 0.5 s aproximadamente), finalmente en 380 segundos se tiene un lóbulo vertical de gran amplitud que abarca periodos desde los 0.25 s hasta los 8 s. En el espectro global se pueden ver varios picos de periodicidades asociadas, los más significativos se localizan entre 0.25 y 0.5 segundos aproximadamente (4 y 2 Hz respectivamente), igualmente, en la banda de 32 a 128 segundos existen otros picos significativos, siendo estas frecuencias entre 7.81 mHz y 31.25 mHz (32 s y 128 s, respectivamente).

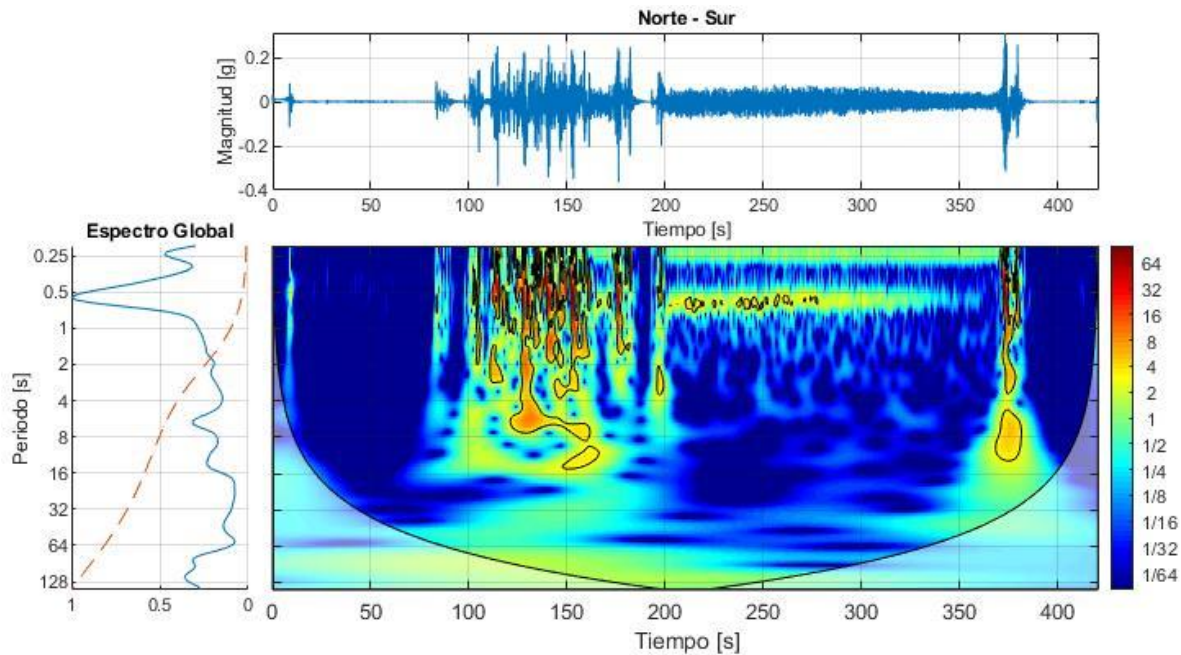


Figura 3.32 En esta imagen se muestra la segunda señal en el componente horizontal Norte-Sur. Es visible en el espectro de potencias como existe una poca concentración de energía salvo en intervalos de 100 a 200 segundos; donde se observan varios lóbulos verticales de gran amplitud en periodos que van desde 0.25 s a 8 s aproximadamente, para el intervalo de 200 a 380 segundos se perciben dos continuos de color amarillos en 0.25 y 0.5 s, siendo este último el más intenso en cuanto amplitud, finalmente en 380 segundos se observa un último lóbulo vertical de mayor concentración energía espectral. Para el espectro global se tuvo un pico asociado en 0.5 s o lo equivalente a 2 Hz como frecuencia dominante para esta dirección.

El presente circuito cumplió el objetivo previsto al realizar mediciones mismas de un sismógrafo. Sin embargo, hay que aclarar que la calidad de los componentes contribuyó a que el presente instrumento no tuviera la precisión que un sismógrafo o acelerómetro comercial. No obstante, los resultados son muy aceptables. Se puede puntualizar que el presente sistema instrumental puede tener mejoras considerables para aumentar la calidad de lecturas, así como de sus funciones. Igualmente, al implementar componentes económicos y de fácil adquisición se puede tener un proyecto que contribuya a la enseñanza sobre estos fenómenos sísmicos, así como la forma en la que se detectan.

Para las pruebas realizadas, la máquina de vibraciones mostró un escenario muy parecido a un movimiento sísmico real. En las lecturas registradas por el sismógrafo, se obtuvieron picos máximos para cada eje de detección, siendo en el eje horizontal (Norte-Sur) donde mayores magnitudes se midieron, por lo que la naturaleza de movimiento de este sismo hubiera sido del tipo oscilatorio.

Basándonos en su máxima lectura registrada para este componente, se tuvo que $g_{y,max}=0.3116$, lo que equivale según la tabla de intensidades de Mercalli (tabla 1.1) a un sismo de grado VIII, o lo que es igual que un temblor severo con un daño potencial de moderado a fuerte dependiendo del lugar. Igualmente, de acuerdo con la ecuación 1.6, se podría obtener una magnitud aproximada, la cual, tomando la distancia R como 350 km, basándonos en que los registros se realizaron en la CDMX y el epicentro se hubiera originado en el estado de Guerrero, obtendríamos una magnitud estimada de $M_L=4.2$, por el contrario, si el epicentro se toma en Oaxaca ($R=462$ km), el resultado sería una magnitud aproximada de $M_L=4.4$.

Capítulo 4. Análisis de la sismicidad en México

Una de las motivaciones para encontrar patrones de recurrencia de sismos fuertes en México, es debido a la falta de un programa de riesgo sísmico que permita conocer los tiempos en los que un gran sismo puede azotar al país con varios años de anticipación, con la finalidad de preparar a la población para el impacto de estos fenómenos y mitigar lo más posible, los daños que estos fenómenos pueden causar en zonas del país sísmicamente vulnerables, optimizando la eficiencia de la alerta sísmica, evacuando a la población de zonas peligrosas o mejorando la infraestructura en dichos puntos del país. Por tanto, estos resultados no solo es una necesidad para la seguridad de la población de México, sino también de un gran desafío científico.

Para estos fines, se necesita un modelo que proporcione información sobre la dinámica de las placas tectónicas relacionada con el periodo de ocurrencia de sismos fuertes. Por lo tanto, para nuestra propuesta se dejó fuera información de otros factores o fenómenos físicos que pudieran relacionarse con la actividad sísmica, tales como: fenómenos atmosféricos, gravitacionales, o artificiales, así como fenómenos propios de las placas tectónicas como forma de sus interacciones geológicas y sus composiciones fisicoquímicas.

Para el análisis de la actividad sísmica de México, fue necesario investigar y recabar la mayor cantidad de información posible sobre la ocurrencia de sismos en la historia del país. Como fuentes se encuentran: los datos instrumentales que el Servicio Sismológico Nacional proporciona de manera libre y gratuita en su página de internet (catálogo de sismos, 1998-2020), y que datan del año 1900. Estos datos instrumentales reportan información diaria, como; la fecha y hora de un sismo en tiempo del centro de México o en tiempo universal coordinado, la profundidad del hipocentro que va desde menos de 1 km a 400 km por debajo de la superficie terrestre, la ubicación geográfica del epicentro (latitud y longitud) y la magnitud de cada sismo. Otra fuente de información corresponde a registros históricos que se han recabado a lo largo de la historia y cuyas referencias se adjuntan en el libro titulado: *Los sismos en la historia de México tomo I* (García Acosta y Suárez Reynoso, 1996). Estos datos principian del año 1455 y hasta el año 1912, proporcionando información escrita de eventos ocurridos como: el lugar donde se sintió el temblor o se realizó el registro, la fecha del acontecimiento, descripciones de lo sucedido y la magnitud del sismo (para algunos casos). Con estas fuentes a la mano, fue posible realizar dos análisis temporales, uno para los datos instrumentales y otro para los registros históricos, al igual que un estudio espacial.

4.1 Análisis temporal de datos instrumentales (1900-2019)

La investigación se basó en los sismos de $M_w > 6.0$ ya que son considerados como “sismos fuertes” y que mayor daño causan. Es importante mencionar que el SSN reporta *magnitudes de momento* para datos mayores a 6.0 (Servicio Sismológico Nacional, s.f.), por lo que, toda la información que se mencionará a partir de este momento, estarán bajo este tipo de magnitud y se referirá a ella como $M_w = M$ por comodidad.

El primer paso fue descargar del catálogo del SSN todos los eventos de los que se tienen registros a partir del año 1900 y hasta el 2019, con el objetivo de tener un intervalo de 119 años de información. Los datos se dividieron en 3 grupos, los cuales fueron; sismos de M6.0 a M6.9, sismos de M7.0 a M7.9 y sismos de M8.0 a M8.9 (para sismos de $M > 9.0$ no existen registros dentro del país). Para cada uno de estos grupos, se tomaron parámetros como la magnitud y la fecha (día, mes, año). Posteriormente, se hizo un *preprocesamiento* digital el cual consistió en convertir cada magnitud, en un conjunto de 0's y 1's de la siguiente forma:

$$S = \begin{cases} 1 & \text{existe un evento} \\ 0 & \text{no existe evento} \end{cases} \quad (3.1)$$

Al usar esta función S , se obtiene una señal digital que servirá para el análisis temporal de estos fenómenos naturales. En el trabajo *The variability of meteoroid fallingde* (Velasco Herrera y Cordero, 2016) y en *The quasi-biennial oscillation of 1.7 years in ground level enhancement events* (V.M. Velasco Herrera et al., 2018), se menciona que el uso de esta técnica ayuda a encontrar patrones en las series de tiempo.

El otro ajuste que se le dio a la información fue el *equi-espaciar* las fechas, de forma que el intervalo entre cada dato fuera el mismo para todos. Este paso fue necesario ya que la información proporcionada por el SSN no se encuentra de forma continua, por lo que, se rellenaron todos los huecos entre cada valor para poder construir series de tiempo con registros diarios, abarcando un lapso a partir del 1 de enero de 1900 hasta el 31 de diciembre del 2019. Finalmente, se transformó el formato de la fecha del tipo: día/mes/año, a un formato decimal, mediante la siguiente operación: $\text{año} + \left(\frac{\text{día}}{365}\right) + \left(\frac{\text{mes}}{13}\right)$, con el objetivo de tener datos numéricos, ya que son más convenientes para que el algoritmo que se usó trabajara de forma correcta.

El resultado de este preprocesamiento fue pasar de una tabla con fechas y magnitudes, a una matriz de datos de dimensión 2^n (donde n es el número total de datos), cuyo primer vector representó el tiempo y el segundo vector representó la señal binaria de 0's y 1's para las magnitudes de $6.0 < M < 6.9$, $7.0 < M < 7.9$ y $8.0 < M < 8.9$ respectivamente. Ya con las matrices construidas, se realizó análisis wavelet a cada uno de los conjuntos mediante la herramienta computacional Matlab versión 2019a. Las funciones empleadas fueron las mismas que se utilizaron para el procesamiento de señales del sismógrafo (capítulo 3) (Torrence y Compo, 1998; Grinsted, Moore. et al., 2004).

4.1.1 Sismos de M6.0 - M6.9

El primer análisis que se realizó fue para el grupo de sismos de magnitud M6.0 a M6.9, en este conjunto se tuvo un total de 223 eventos. Al ingresar la matriz de datos al algoritmo para calcular la transformada wavelet, se obtuvieron los siguientes resultados (fig. 4.1).

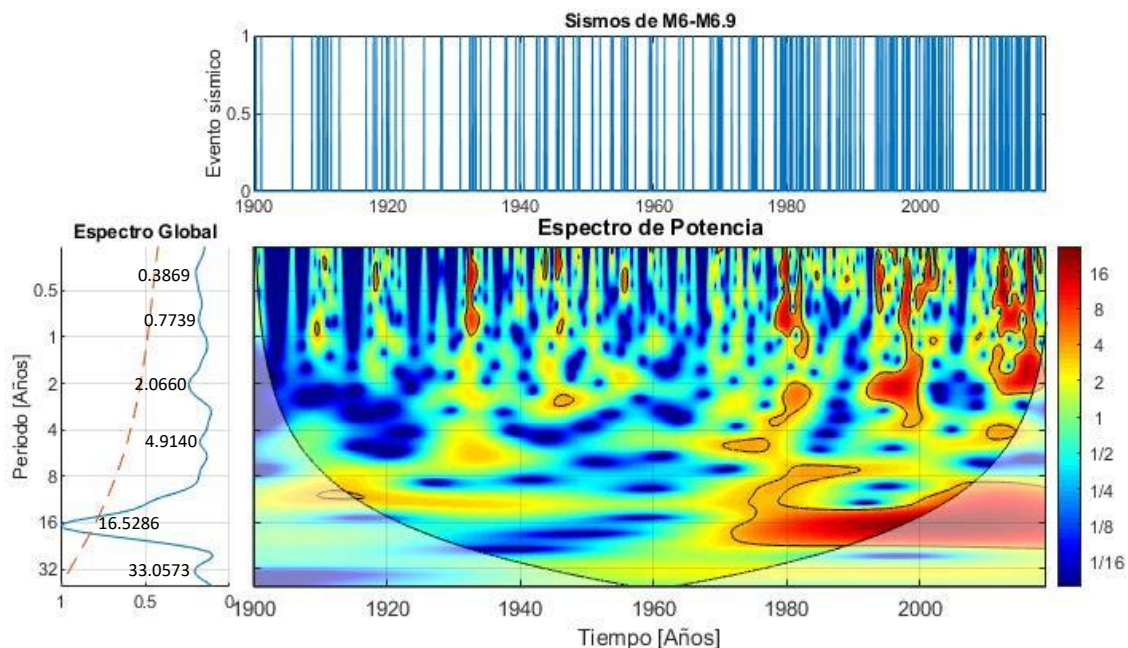


Figura 4.1 Ventana del espectro de potencias y espectro global para nuestra serie de tiempo de sismos de M6.0 a M6.9.

En la imagen anterior se observó una mayor amplitud de energía espectral a partir del año 1970 remarcado notoriamente en un lóbulo horizontal de color rojo. Esto podría ser resultado del aumento en el número de estaciones que fueron instaladas en el país alrededor de esos años (“Reporte especial del SSN, 2017”), lo que acumula una mayor cantidad de datos registrados a partir de ese lapso. Igualmente, se aprecia en el espectro global un solo un pico significativo por encima del ruido rojo, que coincide con periodos de recurrencia de

aproximadamente 16 años. Por otra parte, debajo del ruido rojo, se observan pequeños picos que igual nos muestran ciertas periodicidades, los valores son; 0.3869, 0.7739, 2.0660, 4.9140 y 33.0573 años, respectivamente.

4.1.2 Sismos de M7.0 - M7.9

Para el caso de los sismos $7.0 < M < 7.9$, se obtuvieron un total de 80 eventos. El tratamiento fue exactamente igual que en el caso anterior, se aplicó la transformada wavelet a la matriz de datos de este grupo, lo cual mostró en el espectro de potencias pequeños lóbulos de mayor amplitud de forma vertical que coincidieron con los datos de la señal digital donde se concentraron el mayor número de sismos ocurridos (fig. 4.2), estos lóbulos verticales se aprecian en intervalos de tiempo: de 1900 a 1911, de 1925 a 1934, de 1943 a 1953 y de 1981 al 2003, aproximadamente. En el espectro global se observan un gran número de picos de periodicidad asociados a nuestra serie de tiempo ubicados en: 1.2285, 1.7373, 3.0955 y 15.6013 años. Por debajo del ruido rojo, existen periodos de 6.9494 y 23.3750 años.

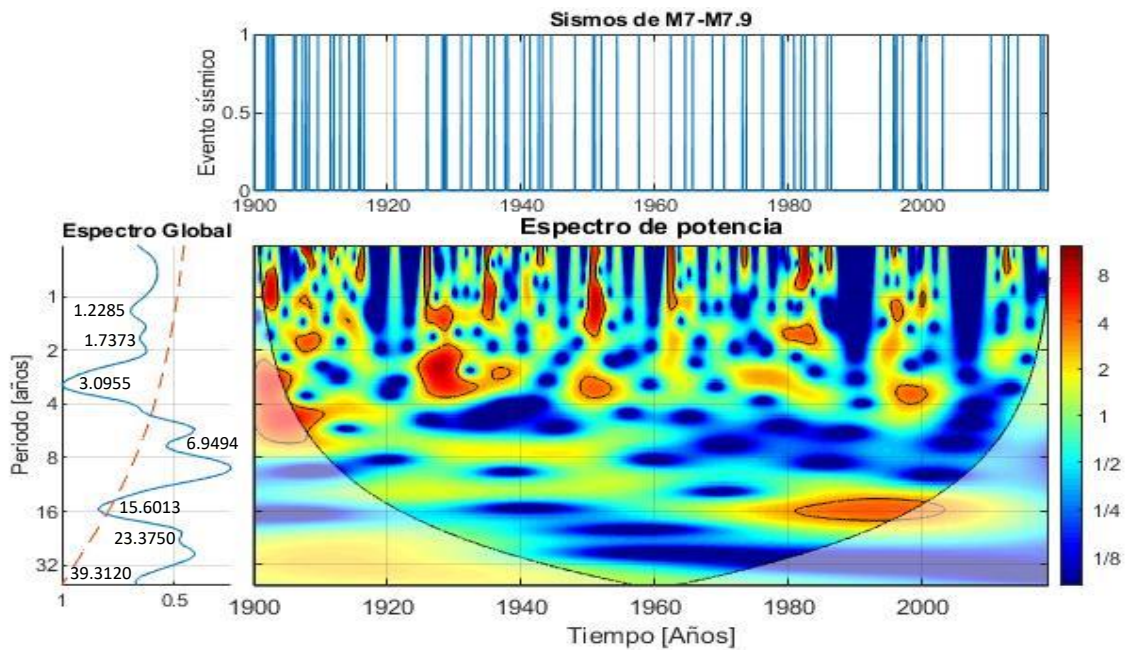


Figura 4.2 Ventana del espectro de potencias y espectro global para nuestra serie de tiempo de sismos de M7 a M7.9.

4.1.3 Sismos de M8.0 - M8.9

Para el caso de los sismos de $M > 8.0$ tan solo se han registrado 4 eventos, por lo que la cantidad de información es muy poca para tener resultados significativos. En la figura 4.3 se observa el resultado de la TW al ser aplicada a nuestros datos; se muestran zonas con mayor concentración de energía, cada zona corresponde a los puntos donde hay un evento sucedido, en el espectro global se aprecian picos de periodicidades con valores en: 2.6030, 3.2797, 4.9140, 10.4121, 17.5111 y 29.4500 años.

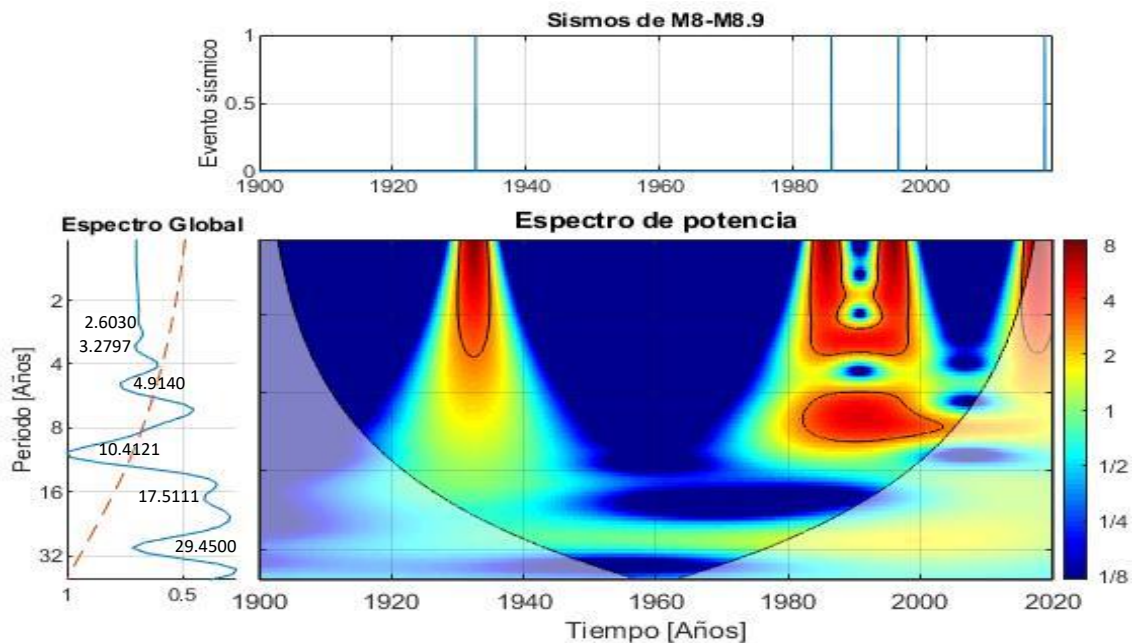


Figura 4.3 Ventana del espectro de potencias y espectro global para nuestra serie de tiempo de sismos de M8 a M8.9.

4.2 Transformación inversa en periodos de recurrencia de sismos

Una vez identificados los periodos de recurrencia, se seleccionaron diferentes intervalos de años para cada pico y se realizó la transformación inversa wavelet (IWT) con el objetivo de reconstruir nuestra serie de tiempo y observar su comportamiento de oscilación bajo esos periodos.

4.2.1 IWT para sismos de $6.0 < M < 6.9$

Primero se realizó la IWT para el caso de sismos $6.0 < M < 6.9$. Como se observó en la figura 4.1, el espectro global tiene varios picos en su periodo, por lo que se seleccionaron diferentes anchos de banda: para el caso del periodo de 16.5286 años, el límite inferior correspondió a un valor aproximado de 5.8 años y el límite superior a 26.2 años aproximadamente, cada banda fue diferente para cada uno de los picos y todos se pueden ver especificados en la figura 4.4.

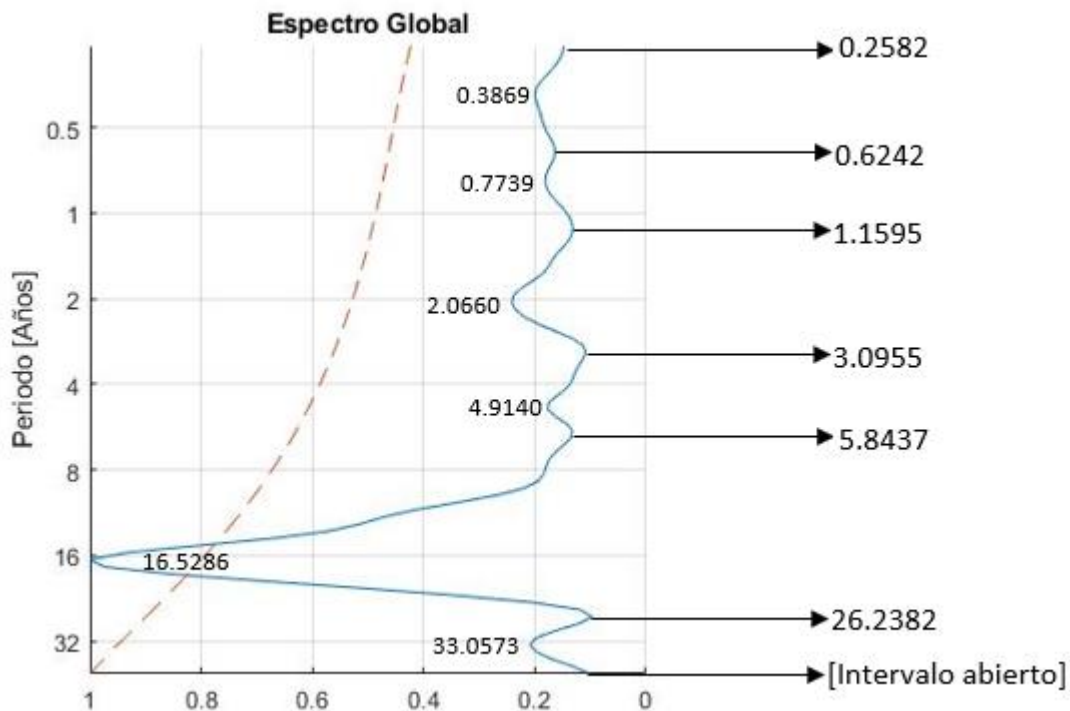


Figura 4.4 Límites de periodicidad para reconstruir nuestra serie de tiempo respecto a cada pico del espectro global mediante IWT. Se puede apreciar que en el pico de 33 años, el límite superior tiene la leyenda "Intervalo abierto", esto hace referencia a que no se tiene un valor certero del mínimo en cuestión, por lo que, se filtra a partir del límite inferior de 26.2382 años y se toman todos los valores posteriores a este punto (26.2382, []).

Para tener una mejor representación de los valores los límites se redondearon, por ejemplo: $1.1595=1.0$ y $5.8437=6.0$. En algunos casos, no se redondeaba al entero más cercano, esto para no abarcar algún límite que pudiera romper los intervalos ya elegidos (fig. 4.5), sin embargo, para poder observar algún comportamiento de estas oscilaciones sobre nuestra señal digital, se decidieron sobreponer todos los eventos registrados y observar posibles patrones en ambas señales que pudiera relacionarlas (fig. 4.6).

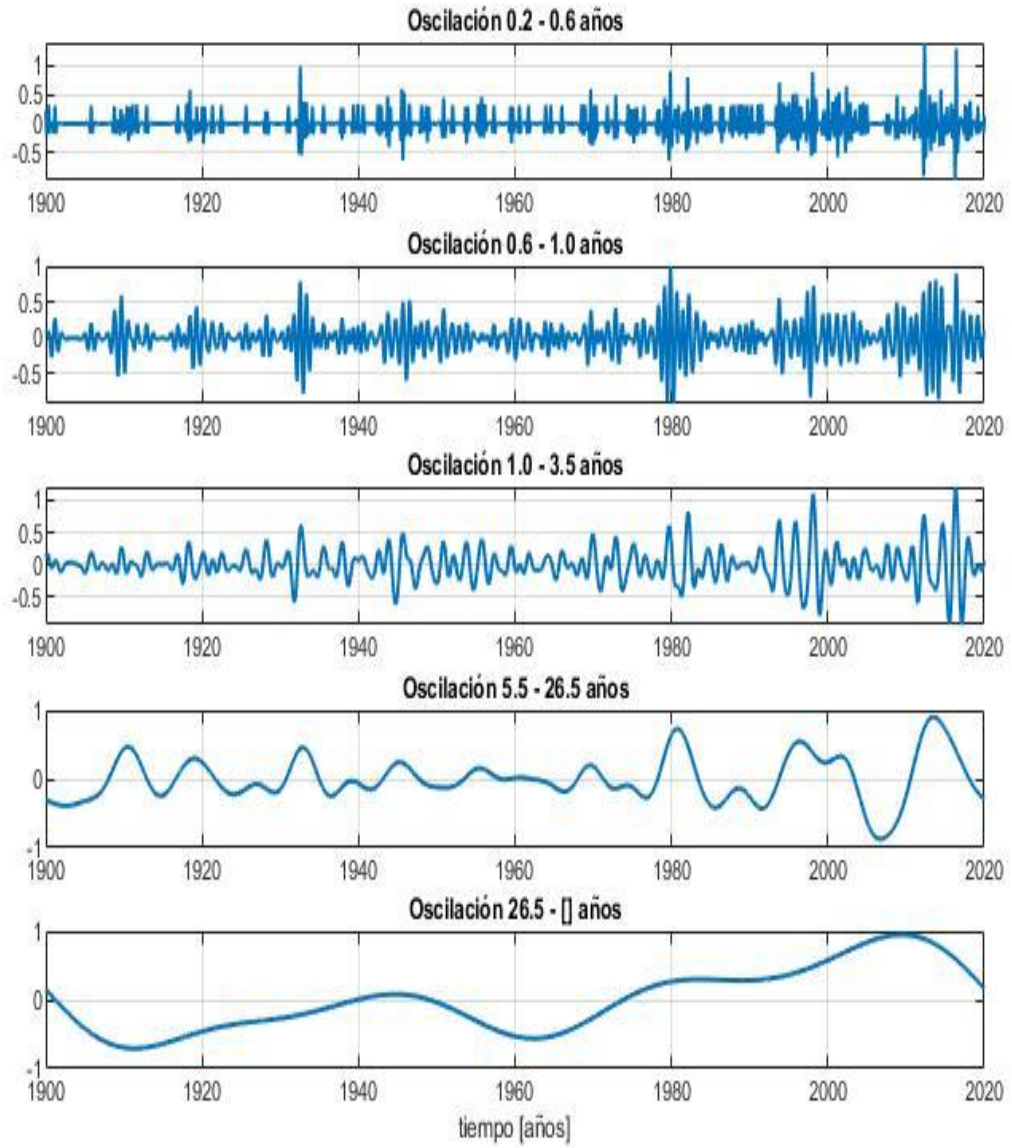


Figura 4.5 Reconstrucciones para cada pico de periodicidad mediante la IWT (sismos de $6.0 < M < 6.9$).

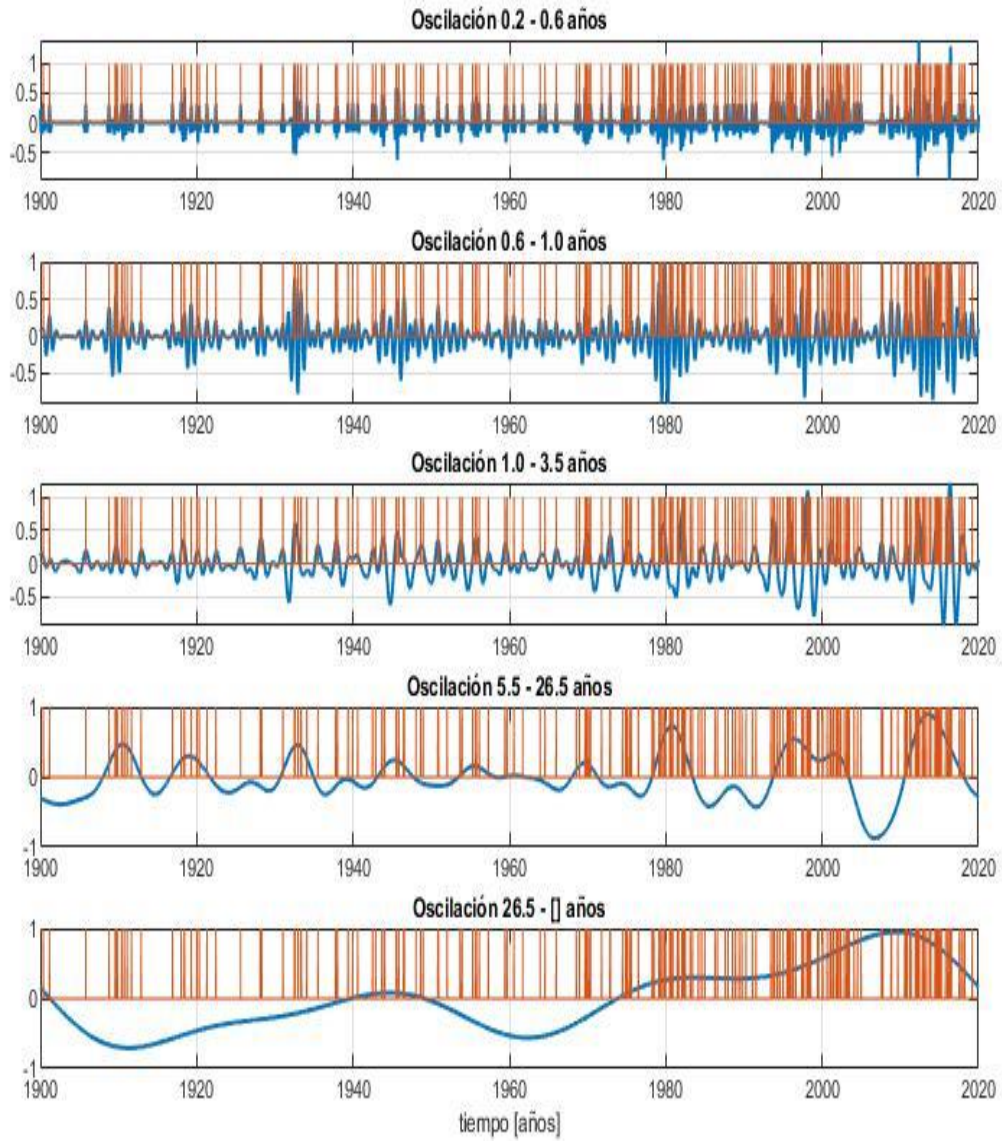


Figura 4.6 *Sismos de $6.0 < M < 6.9$ sobrepuestos sobre cada reconstrucción de nuestra serie de tiempo.*

4.2.2 IWT para sismos de $7.0 < M < 7.9$

Posteriormente, se realizó el mismo tratamiento para las periodicidades de los sismos de $7.0 < M < 7.9$, eligiendo anchos de banda de acuerdo con los mínimos de cada pico de periodicidad (fig. 4.7).

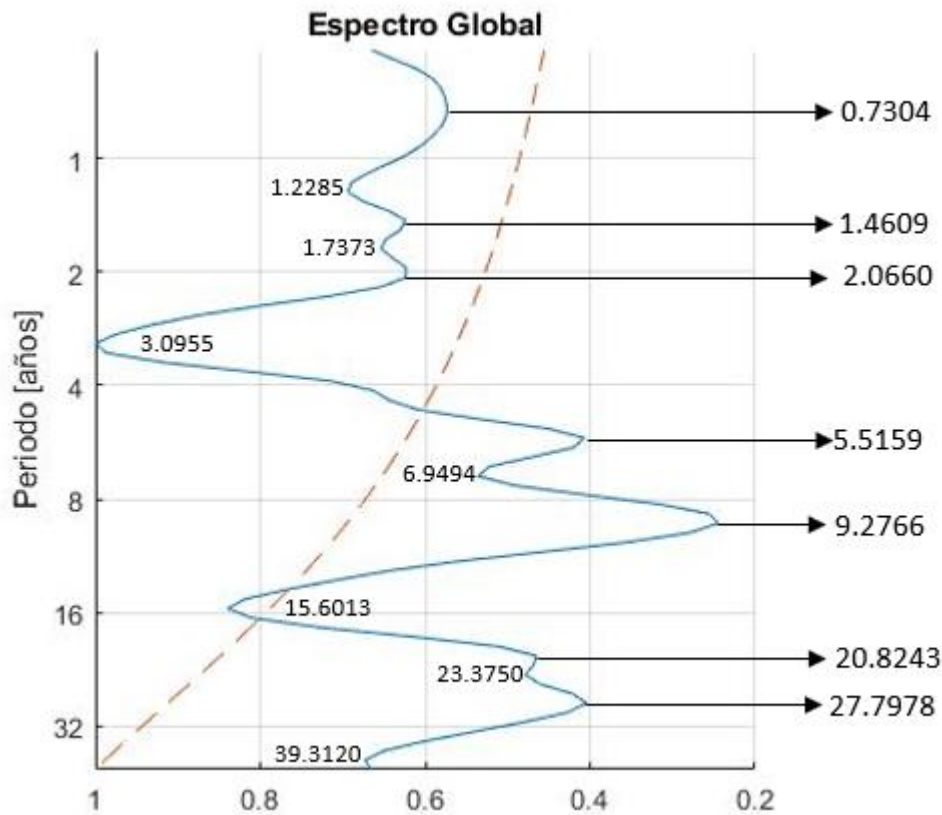


Figura 4.7 Espectro global wavelet para sismos de $M7.0$ a $M7.9$. En esta imagen también se aprecian todos los límites inferiores y superiores que permitieron aplicar la IWT a cada banda individualmente. Aunque no se muestra, en el pico de 39.3120 años, se tiene un límite inferior de 27.7978 años \cong 28 años, sin embargo, el límite superior no está definido, por lo que este dato se toma como un intervalo abierto, el cual corresponde a una representación de la forma “[]”, por lo que el algoritmo realiza la reconstrucción tomando todos los valores a partir de 28 años en adelante.

Como en el caso anterior, se graficaron las nuevas series de tiempo reconstruidas y se sobrepusieron los datos de nuestra señal digital, a fin de observar correlaciones entre ambas series (fig. 4.8, 4.9).

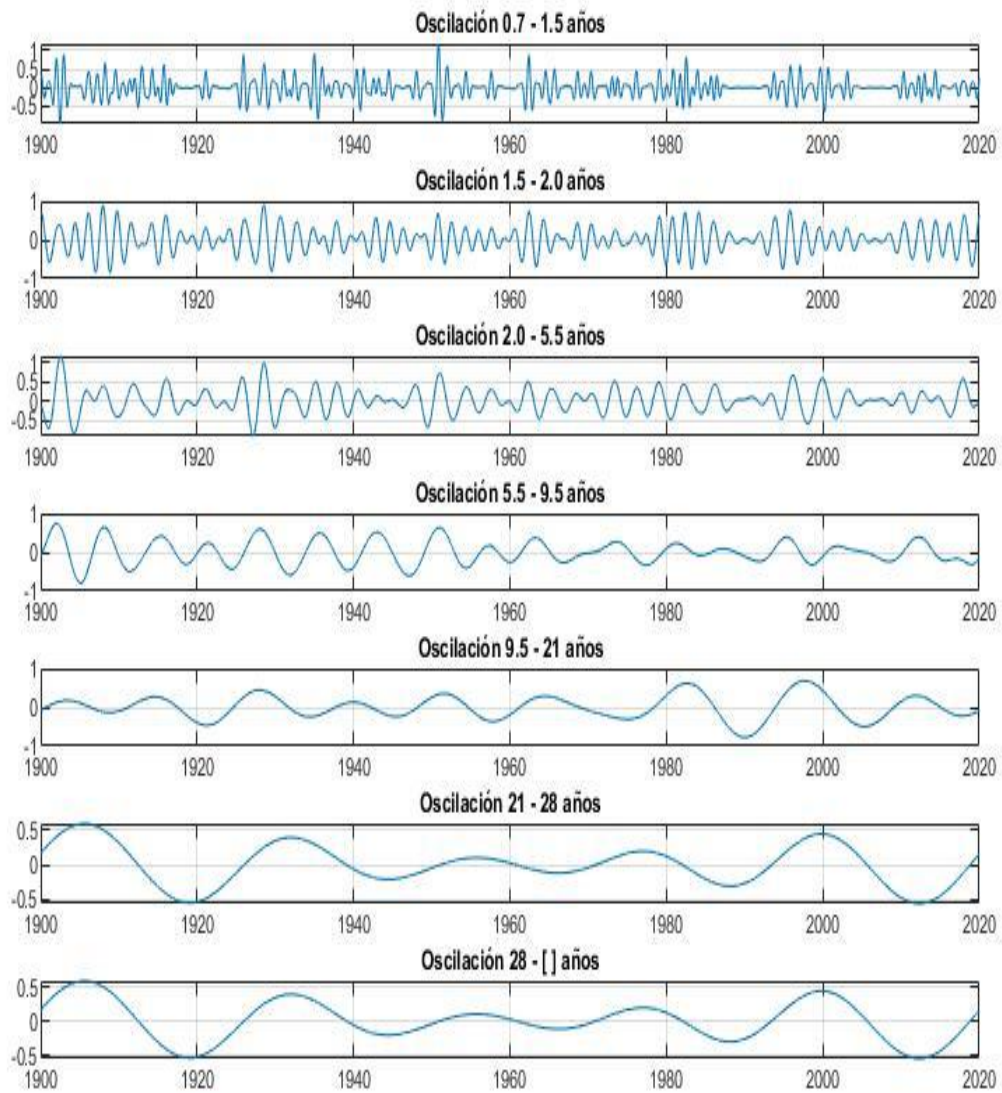


Figura 4.8 En esta imagen se pueden observar, todas las reconstrucciones de nuestra serie de tiempo para sismo de $7.0 < M < 7.9$.

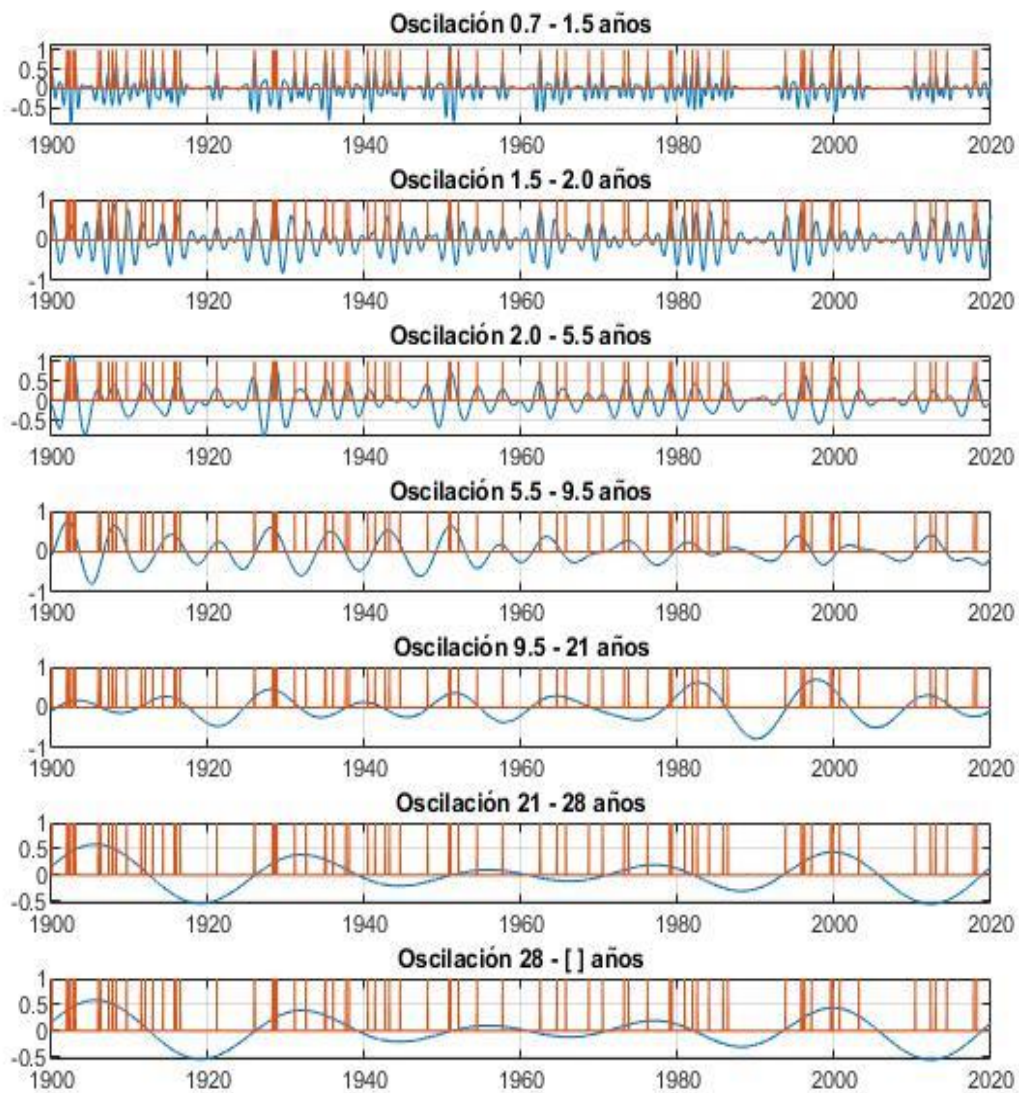


Figura 4.9 En esta imagen se observan todos los sismos de magnitud $7.0 < M < 7.9$ sobrepuestos sobre cada una de las gráficas correspondientes a las oscilaciones reconstruidas para cada pico de periodicidad del espectro global.

4.2.3 IWT para sismos de $8.0 < M < 8.9$

Para el último conjunto de sismos de $M > 8.0$ se siguió con la misma metodología, se eligieron intervalos sobre cada periodo del espectro global y se realizaron las reconstrucciones correspondientes mediante la IWT (fig. 4.10).

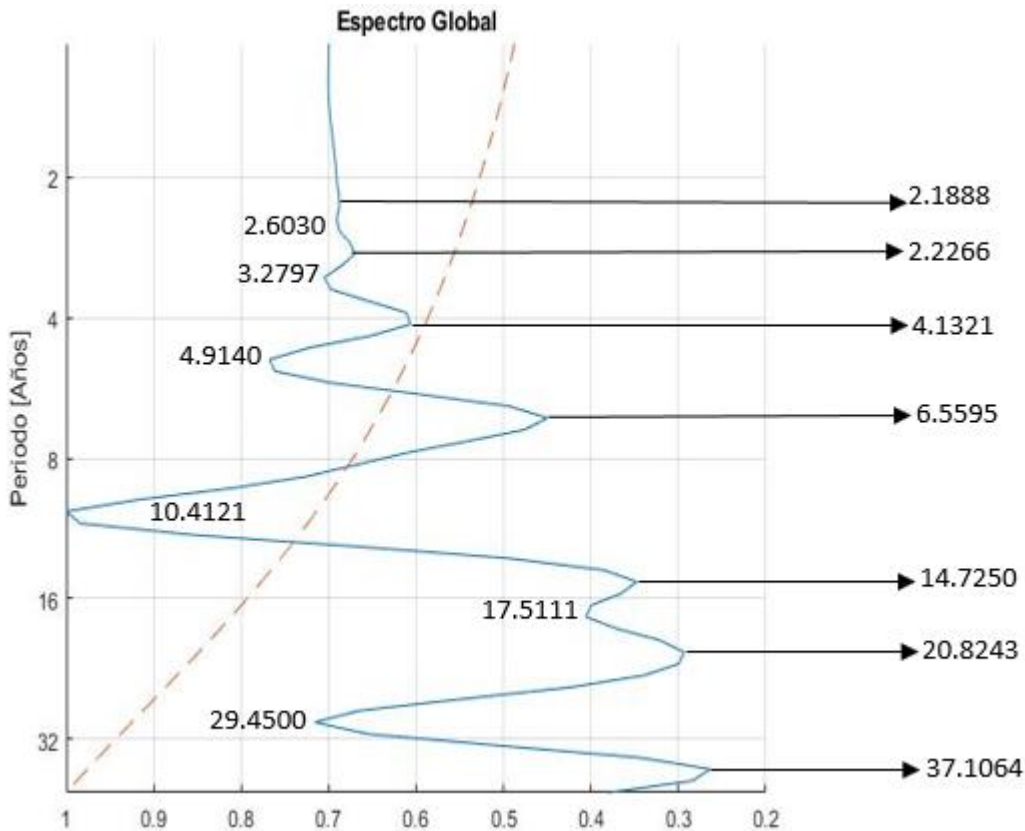


Figura 4.10 Picos de periodicidad para sismos de $8 < M < 8.9$ del espectro global, junto con sus respectivos intervalos de reconstrucción.

Una vez calculadas cada una de las oscilaciones se graficaron y superpusieron todos los sismos registrados para este grupo (fig. 4.11, 4.12). Sin embargo, al tener muy pocos datos no se puede llegar a una conclusión certera puesto que la TW y la IWT tan solo están procesando información de 4 puntos en un total de 119 años, por lo que es necesario tener más información sobre estos fenómenos que han sido los más fuertes sucedidos en el país.

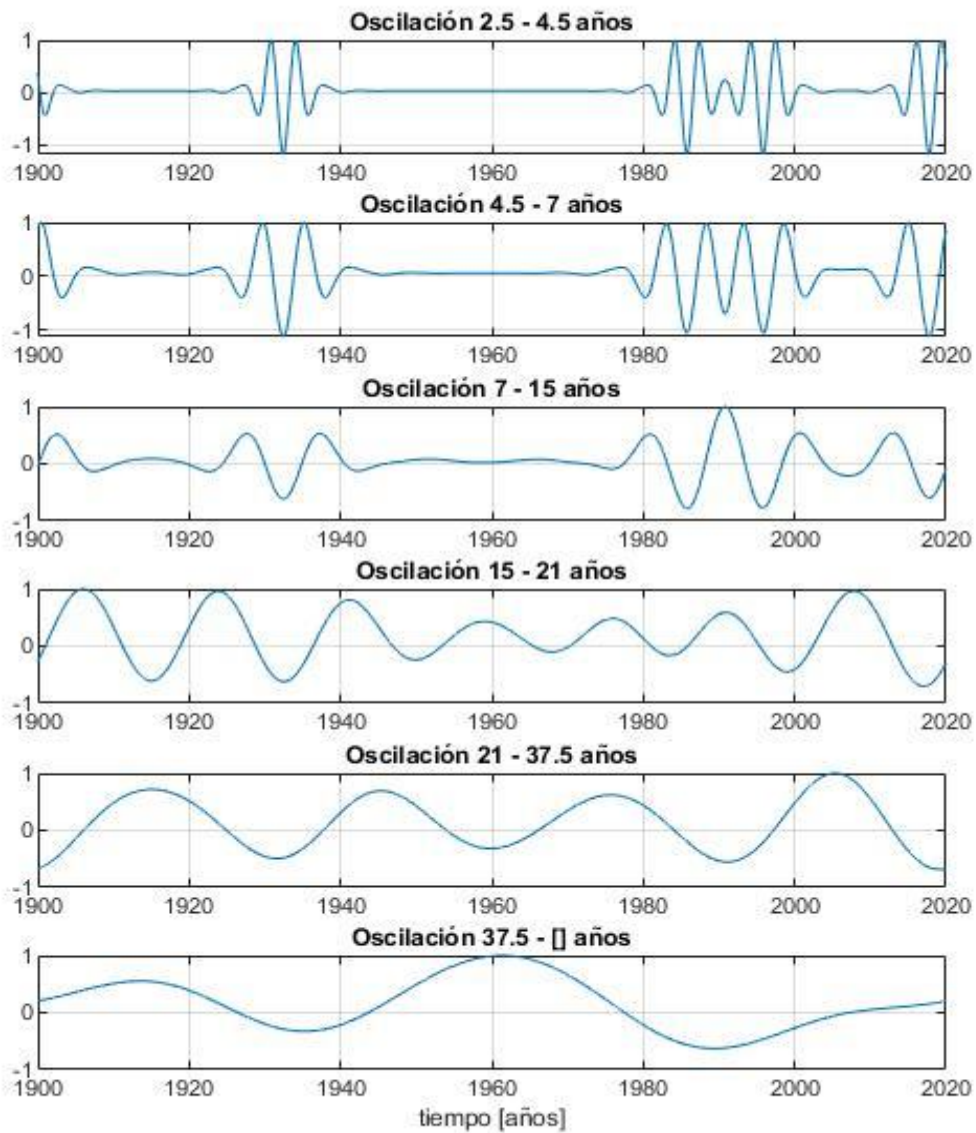


Figura 4.11 IWT para sismos de $M > 8.0$, se puede apreciar que el primer intervalo de la primera oscilación (2.1888 – 2.2266 años) no se muestra, esto debido a que el resultado de la reconstrucción para ese pico de 2.6030 años dio como resultado, una constante.

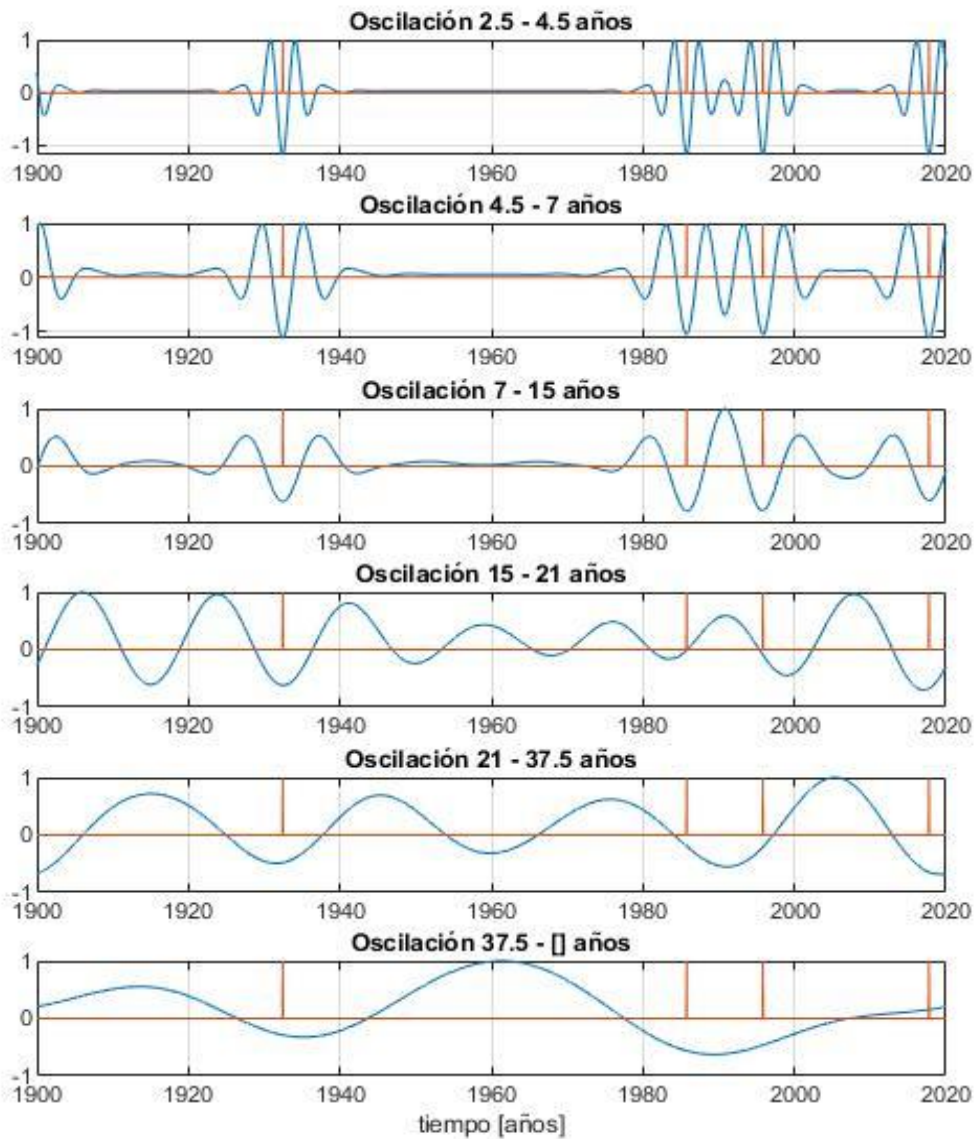


Figura 4.12 En esta imagen se muestran todas las reconstrucciones y sobre cada una, los 4 eventos ocurridos durante 1900 y 2019.

4.3 Análisis temporal de registros históricos (1455-1900)

Para este caso se siguió la misma metodología que en los datos del SSN, sin embargo, al tener información basada en registros históricos y no de datos instrumentales, se utilizaron varios criterios cuya finalidad fue, agrupar toda la información en tres conjuntos, lo cuales fueron: 1) *sismos ligeros o menores*; aquellos cuyos registros describían movimientos apenas perceptibles por unas cuantas personas, así como información que fue reportada de manera muy somera a lo largo de todo el texto, con apenas un solo registro por evento, 2) *sismos regulares o moderados*; fueron aquellos cuyos registros mostraban párrafos más extensos, con descripciones sobre movimientos percibidos en diferentes puntos del país, así como duraciones que iban de pocos segundos a algunos minutos, pero sin causar daños materiales, también se tomaron en cuenta factores como la percepción de las personas que en ese momento realizaron la descripción de lo sucedido, esto con la intención de saber si en verdad se trataba de un sismo ligero o moderado, por último, 3) *sismos fuertes*; fueron los eventos cuyos registros eran más extensos, tanto en cantidad de reportes como en la longitud de las narraciones de lo acontecido. En este grupo existen descripciones de desastres materiales, duraciones muy largas de minutos y en algunos otros casos duraciones cortas de solo segundos, se describen también movimientos bruscos y sonidos subterráneos (en algunos casos) que se escuchaban antes y durante el fenómeno. Igualmente se mencionan agrietamientos en el suelo, casas y edificios, en algunos casos se describen derrumbes e incluso pérdidas de vidas humanas. De igual manera se tomó en cuenta los lugares donde se documentaron estos sismos, pues esto fue un indicativo del alcance y la magnitud del temblor, ya que había narraciones que databan de lugares como Chiapas, Guerrero y Oaxaca (los casos más numerosos) e igualmente eran registrados en zonas tan lejanas como Colima, la CDMX, Puebla, Veracruz, el Estado de México y hasta Hidalgo en el mismo día.

Por lo tanto, basados en todos estos criterios se consiguió agrupar todos los sismos en las 3 categorías ya mencionadas. Hay que aclarar que muchos sismos tuvieron relaciones con fenómenos volcánicos, en cuyo caso, estos eventos fueron catalogados en otro grupo llamado *Sismos Volcánicos*. Aunque se hizo esta cuarta clasificación, se decidió no utilizarla, debido a que solo se busca analizar información de sismos de naturaleza tectónica. En la tabla 4.1, se muestran los grupos capturados y el total de registros para cada uno.

Sismos Ligeros	Sismos Moderados	Sismos Fuertes	Sismos Volcánicos
1065	867	384	122

Tabla 4.1 Cantidad de sismos capturados del año 1455 al año 1900.

Es importante mencionar que existen reportes que datan del año 1455 hasta 1912, sin embargo, se omitieron los dos últimos años posteriores a 1900 debido a que se cuentan ya con los datos instrumentales del SSN, cuya exactitud y detalles es mucho mayor a los registros históricos.

4.3.1 Análisis de sismos históricos ligeros o menores

A continuación, se describe el análisis para cada grupo, el primero fue para los sismos menores. La transformación de los datos nuevamente fue necesaria; utilizar una señal digital con valores de 0's y 1's y espaciar de forma equivalente cada dato para lograr un registro diario, posteriormente se ingresó la matriz final a la función de la TW para obtener el espectro de potencias y espectro global correspondiente (fig. 4.13).

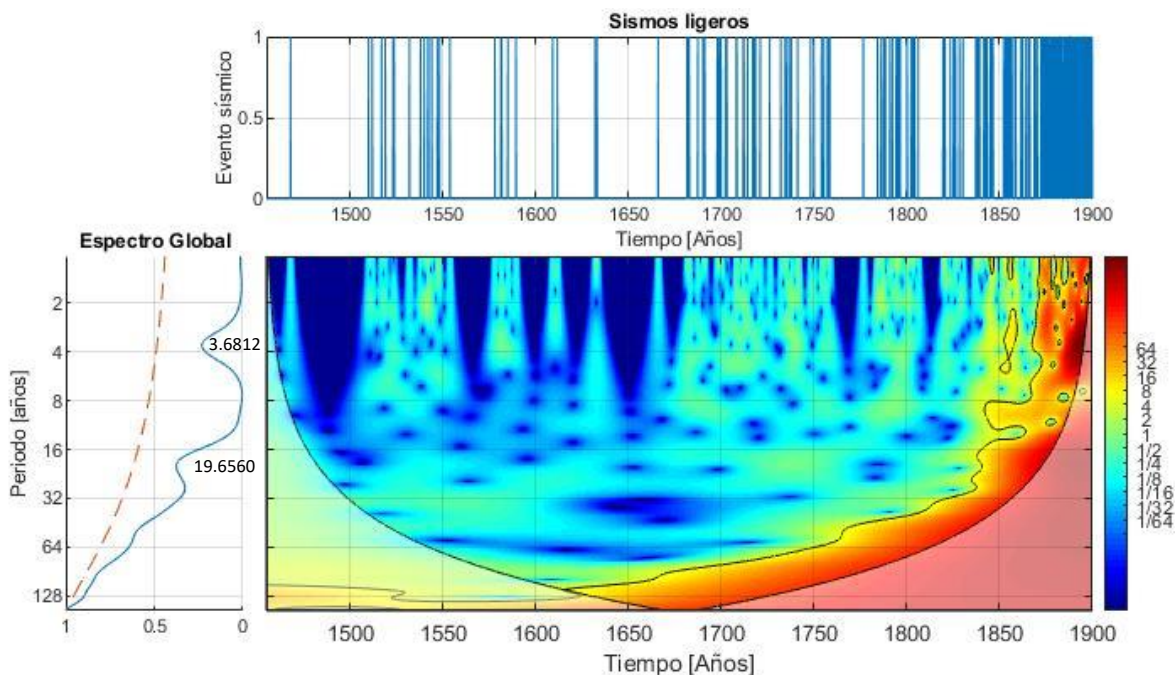


Figura 4.13 Wavelet para los registros históricos de sismos menores. Se puede apreciar como la serie de tiempo tiene un incremento significativo de registros a partir del año 1800. Esto puede deberse a el aumento en la cantidad de registros recolectados a partir de ese lapso, similar a lo sucedido con los datos del SSN de M6.0 a M6.9.

Observando el panel del espectro de potencias, se observa una concentración de energía justo en el lapso donde aumenta la información en la señal digital, este comportamiento se ve reflejado en el espectro global, ya que solo se aprecian dos picos de periodicidad: 3.6812 y 19.6560 años, a partir de este último se tiene un incremento exponencial (fig. 4.14).

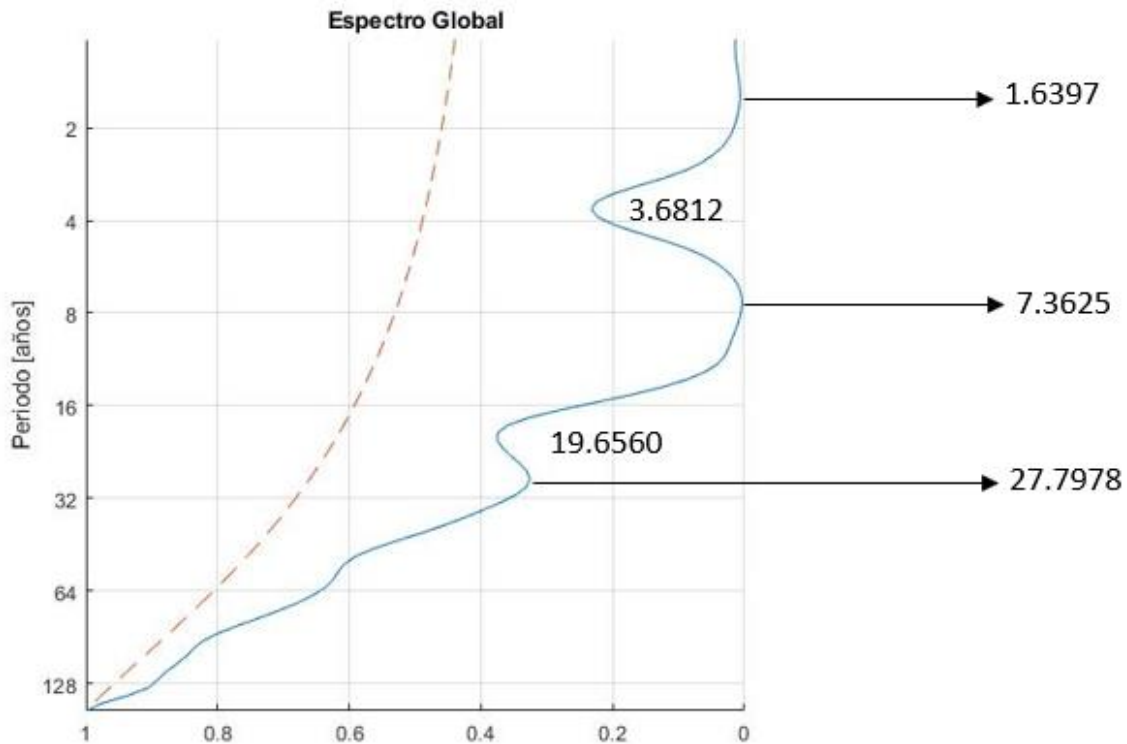


Figura 4.14 Espectro global de sismos ligeros. Se observan dos picos significativos, uno en 3.6812 y 19.6560 años. A partir del límite de 27.7978 años, se tiene un incremento desbordado en los valores.

Aun con ese comportamiento se calcularon las reconstrucciones y se graficaron las oscilaciones de acuerdo con su periodicidad asociada (fig. 4.15), además, se sobrepusieron los eventos sobre las IWT para ver una posible correlación en este grupo de sismos (fig. 4.16). Es claro observar cómo, mientras aumenta la periodicidad, la frecuencia de oscilación disminuye, sin embargo, también se puede apreciar como este comportamiento solo se refleja en la zona donde existe una mayor cantidad de registros capturados.

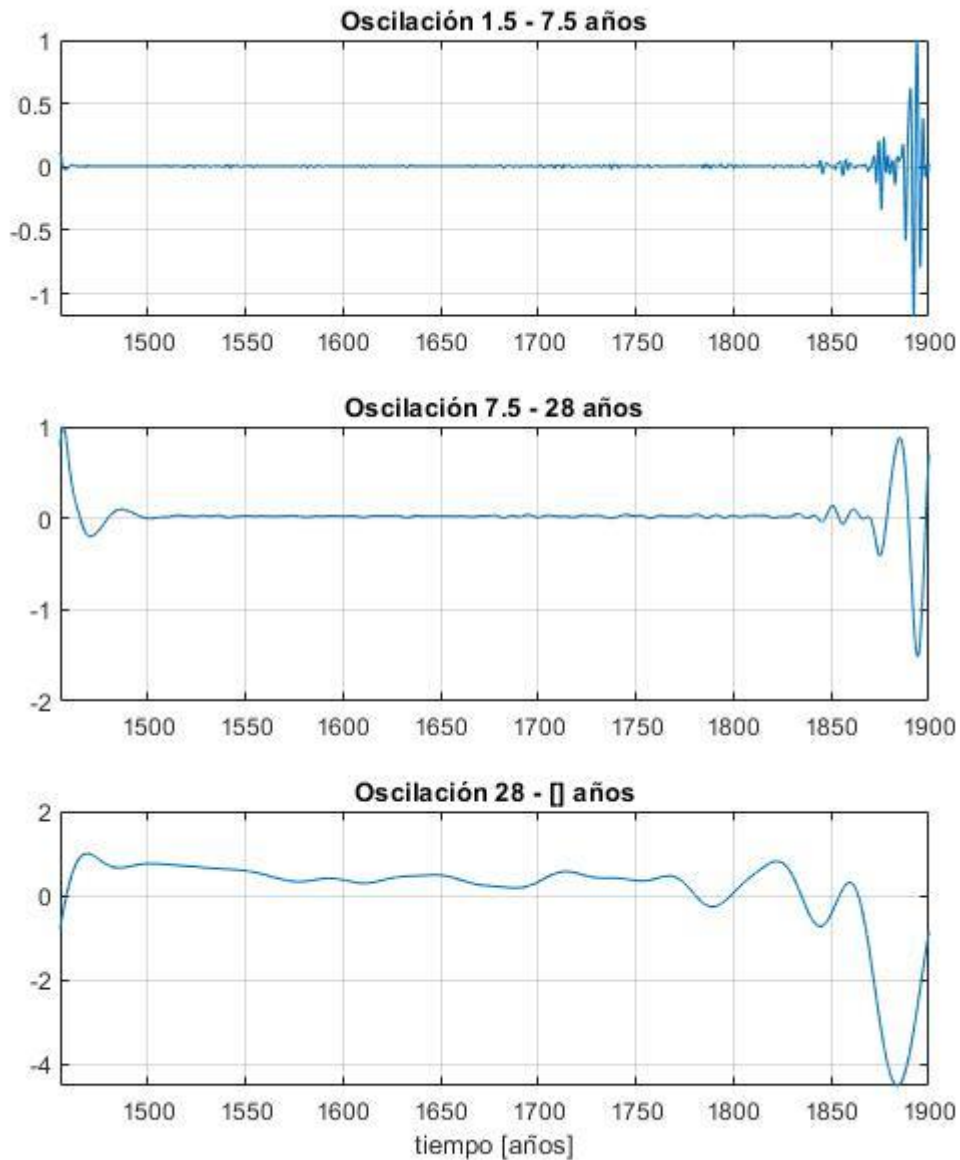


Figura 4.15 *Reconstrucción de la serie de tiempo para sismos históricos ligeros. En esta imagen se aprecian 3 graficas, una para cada pico de periodicidad. Se puede apreciar en los tres casos, se tiene una mayor frecuencia en el lapso de 1850 en adelante, consecuencia de la actividad creciente de registros en la serie de tiempo.*

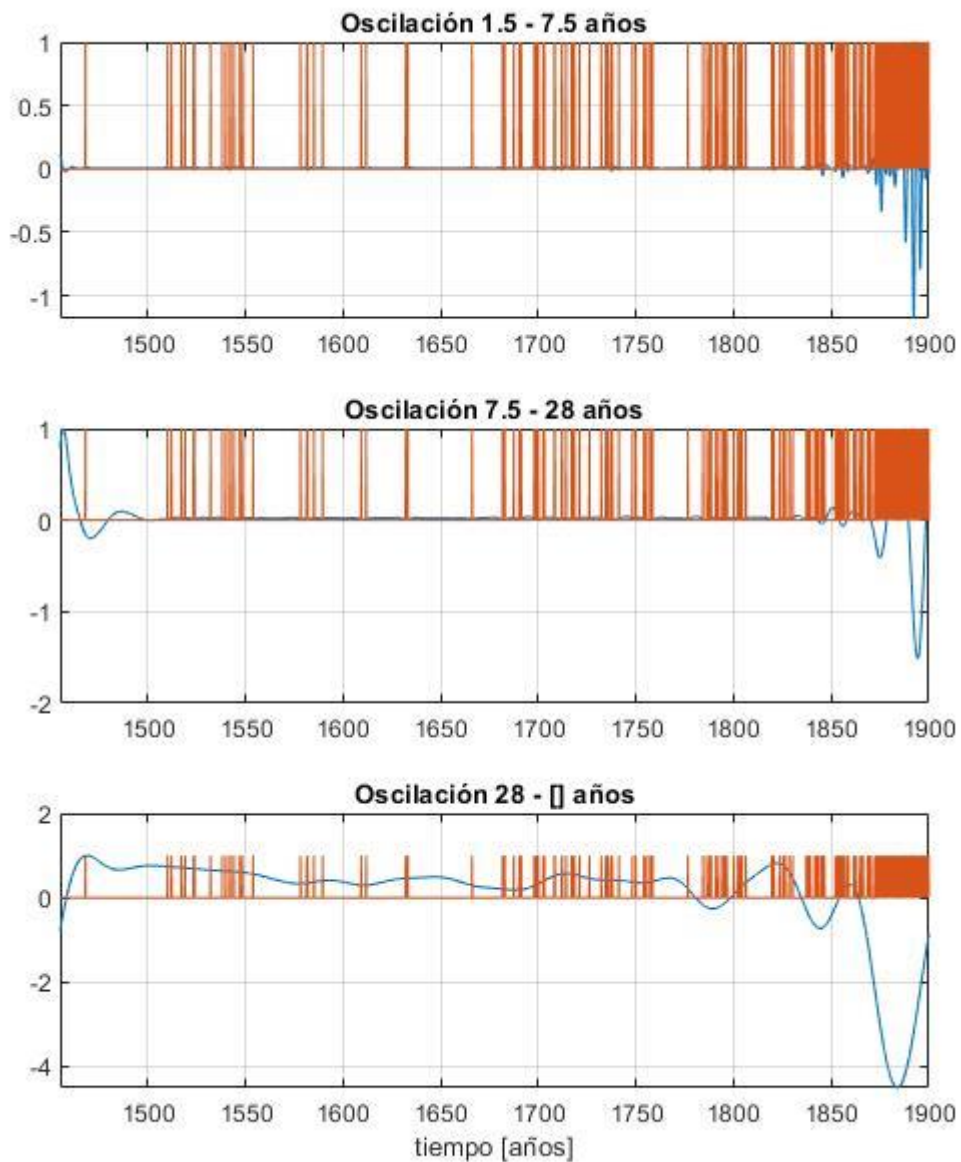


Figura 4.16 En esta imagen se muestran las tres oscilaciones obtenidas mediante la IWT, de igual manera, se aprecia con mayor claridad como los registros aumentan junto en las regiones donde existió mayor actividad de eventos.

4.3.2 Análisis de sismos históricos moderados

En el caso de los sismos moderados se tuvieron un total de 867 registros. La metodología fue la misma, primero obtener una señal binaria y posteriormente realizar un análisis wavelet a la matriz resultante (fig. 4.17).

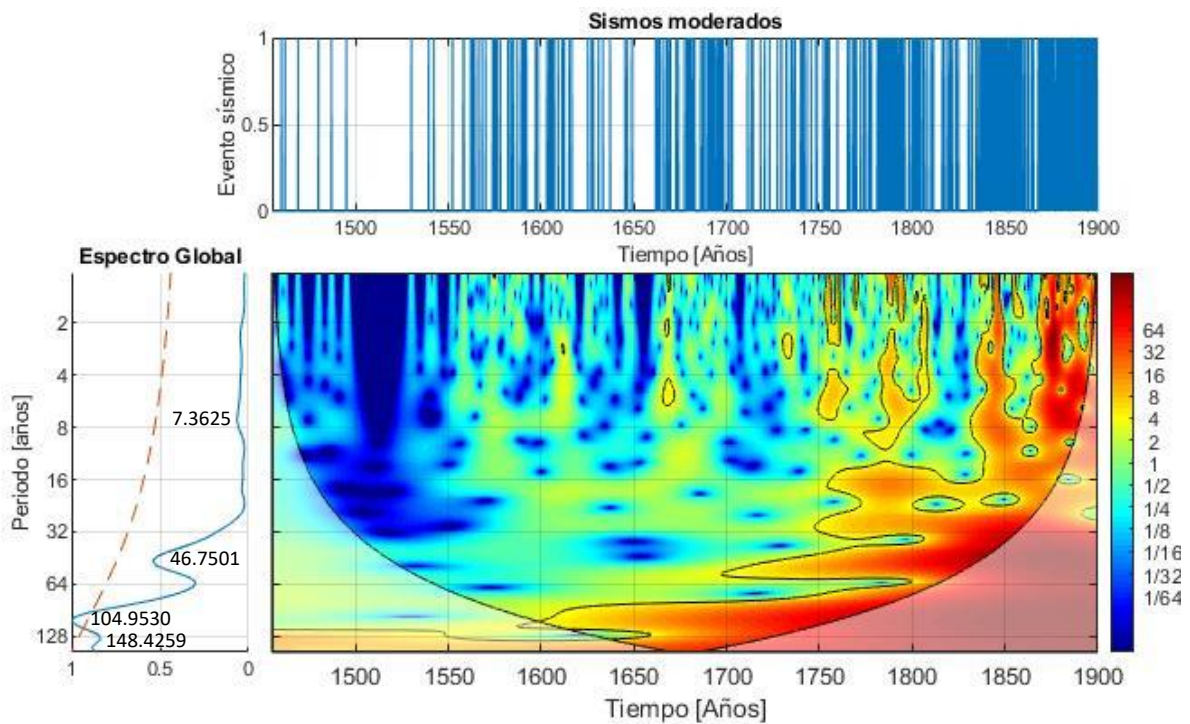


Figura 4.17 En esta figura se aprecian los resultados del análisis wavelet para los sismos históricos del grupo “moderados”. Se aprecia de igual manera un incremento de información a partir del año 1800 esto nuevamente causado por el aumento considerable de registros a partir de ese lapso.

Una vez calculadas la IWT para cada pico de periodicidad (fig. 4.18) se realizaron sus graficas para observar sus comportamientos (fig. 4.19) y tener una mejor representación de los eventos ocurridos que pudieran relacionarse con los resultados, ambas graficas se muestran en la figura 4.20.

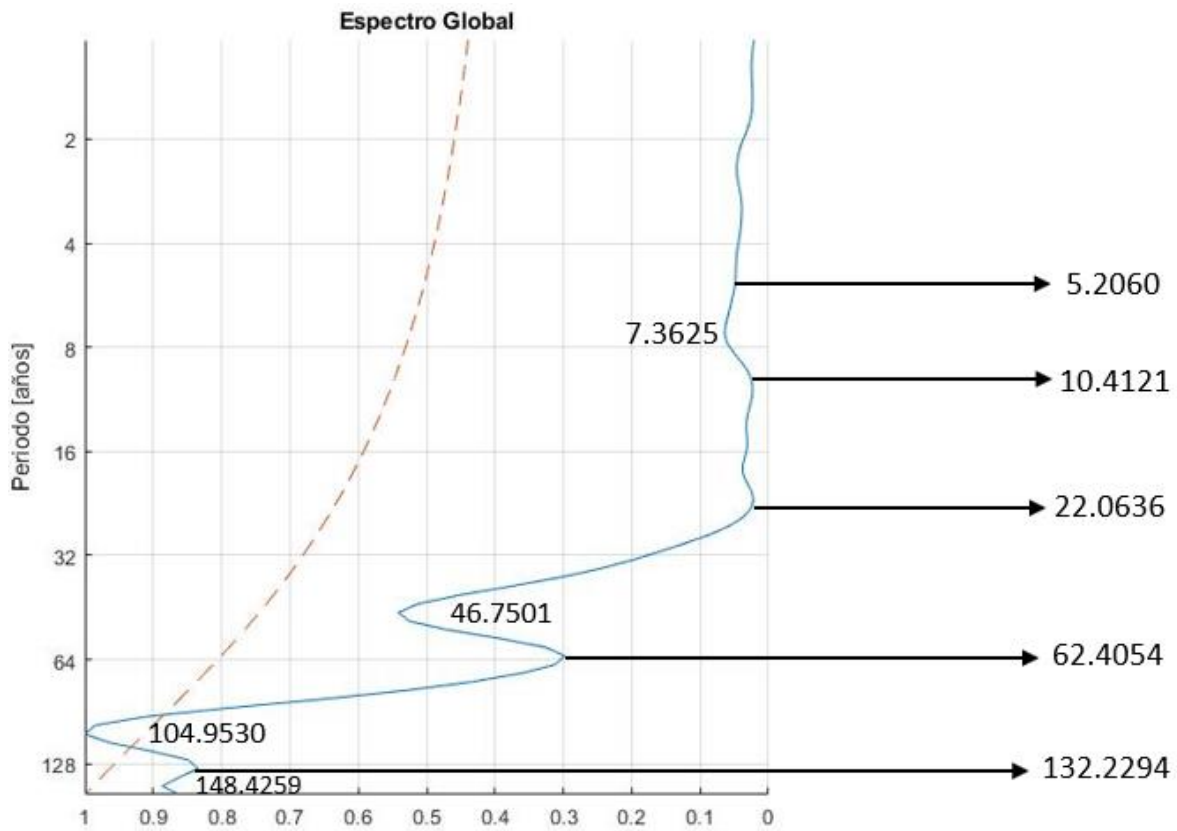


Figura 4.18 En esta imagen se pueden apreciar 4 picos significativos: 7.3625, 46.7501, 104.9530 y 148.4259 años, todos con sus respectivos límites de banda para aplicar la transformación inversa Wavelet.

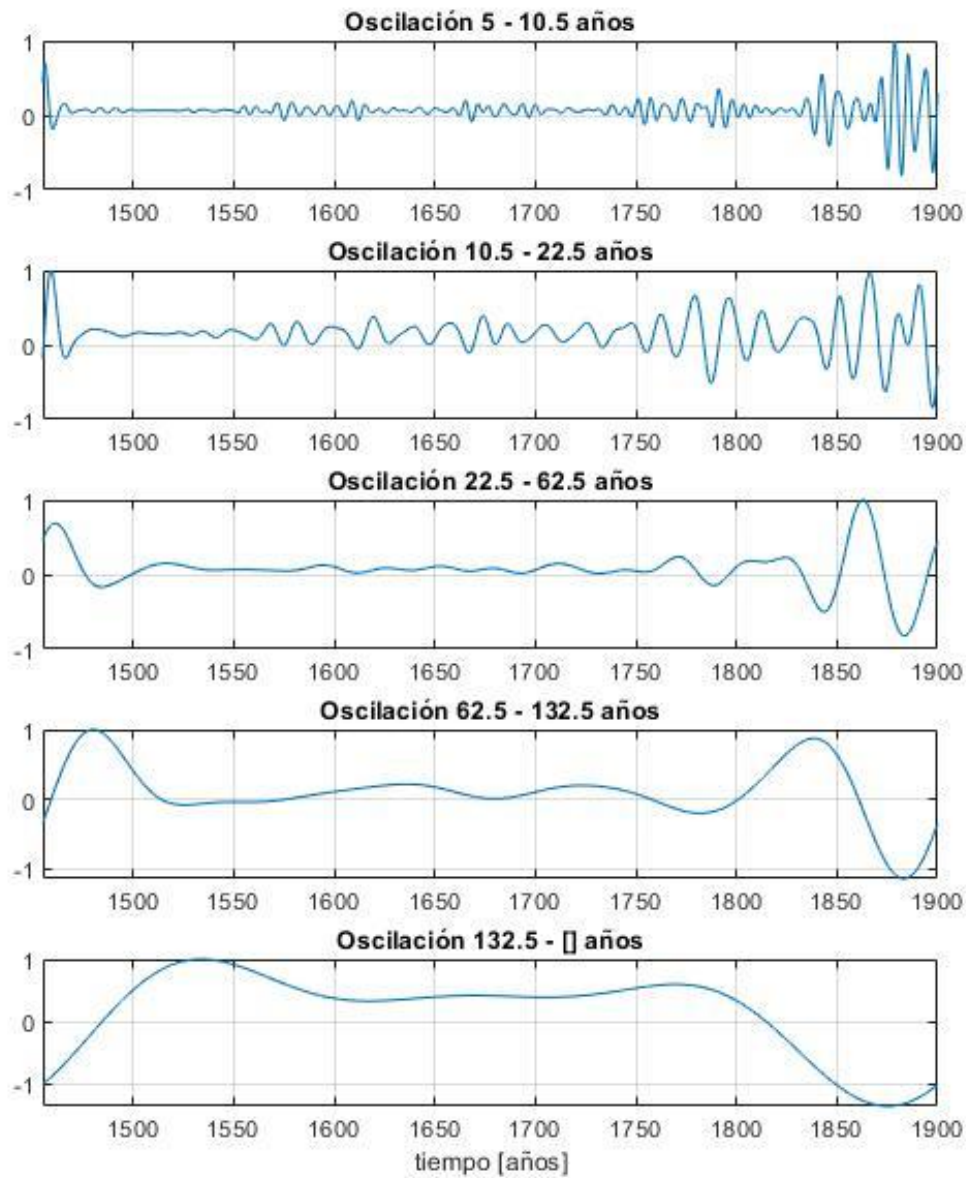


Figura 4.19 En esta imagen, se pueden apreciar las reconstrucciones de nuestra serie de tiempo a partir de los límites elegidos para cada pico. Se muestran comportamientos de oscilaciones que son mayores justo en los lapsos donde los registros aumentan, aproximadamente de 1800 en adelante.

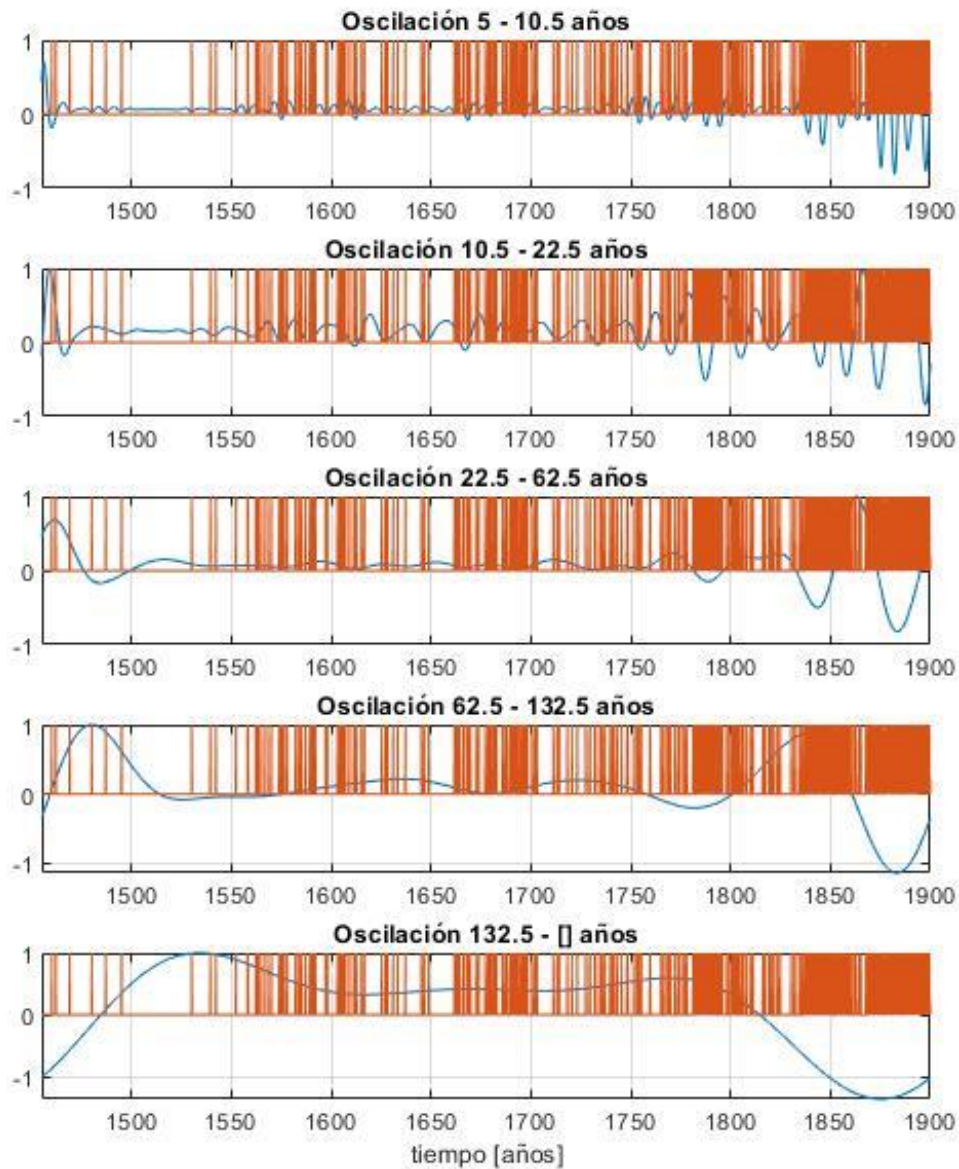


Figura 4.20 En esta imagen se sobreponen los eventos registrados sobre las reconstrucciones de la serie de tiempo. Como se mencionó anteriormente, la mayoría de los datos históricos aumentan en el lapso de 1800 hacia adelante, provocando que las oscilaciones aumenten en ese intervalo de tiempo coincidiendo con la mayor actividad sísmica registrada.

4.3.3 Análisis de sismos históricos fuertes

Finalmente, se realizó el análisis para los sismos fuertes, para este grupo se tuvieron un total 384 eventos. Como era de esperarse, la cantidad de datos es mucho menor que en el caso de los anteriores grupos, esto debido a que la ocurrencia de temblores muy fuertes es menos frecuente de suceder (fig. 4.21).

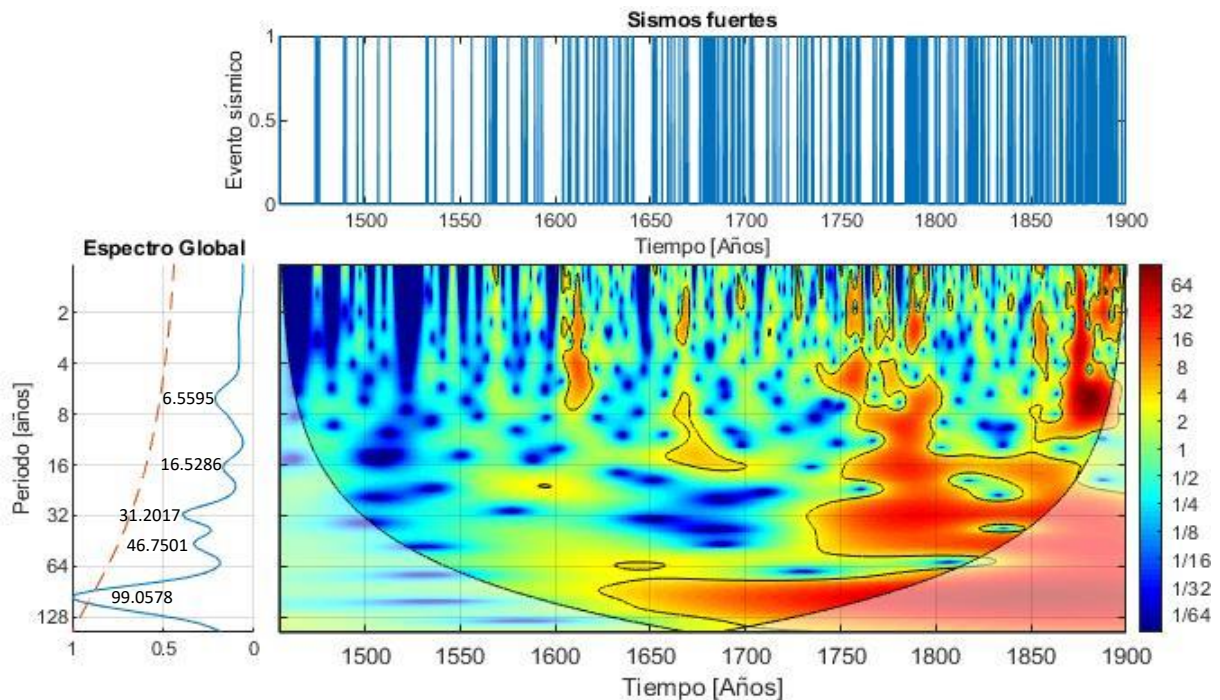


Figura 4.21 En esta imagen se observan los resultados de nuestros datos después de realizar el análisis wavelet. Se puede apreciar como los datos repiten el mismo comportamiento que en los casos anteriores, con un aumento de registros a partir del año 1800.

En la figura 4.21 se aprecia un pequeño lóbulo vertical de gran amplitud en el año 1600 aproximadamente, demostrando actividad de sismos fuertes en esa época. Se aprecian grandes continuos de energía espectral de forma horizontal partir de 1650, que coincide justo con el progresivo aumento de información a partir ese año. En el espectro global, se muestran 5 picos los cuales dan un indicativo sobre los periodos asociados a nuestra señal digital de sismos fuertes, posteriormente se reconstruyo nuestra serie de tiempo sobre las bandas marcadas (fig. 4.22, 4.23, 4.24).

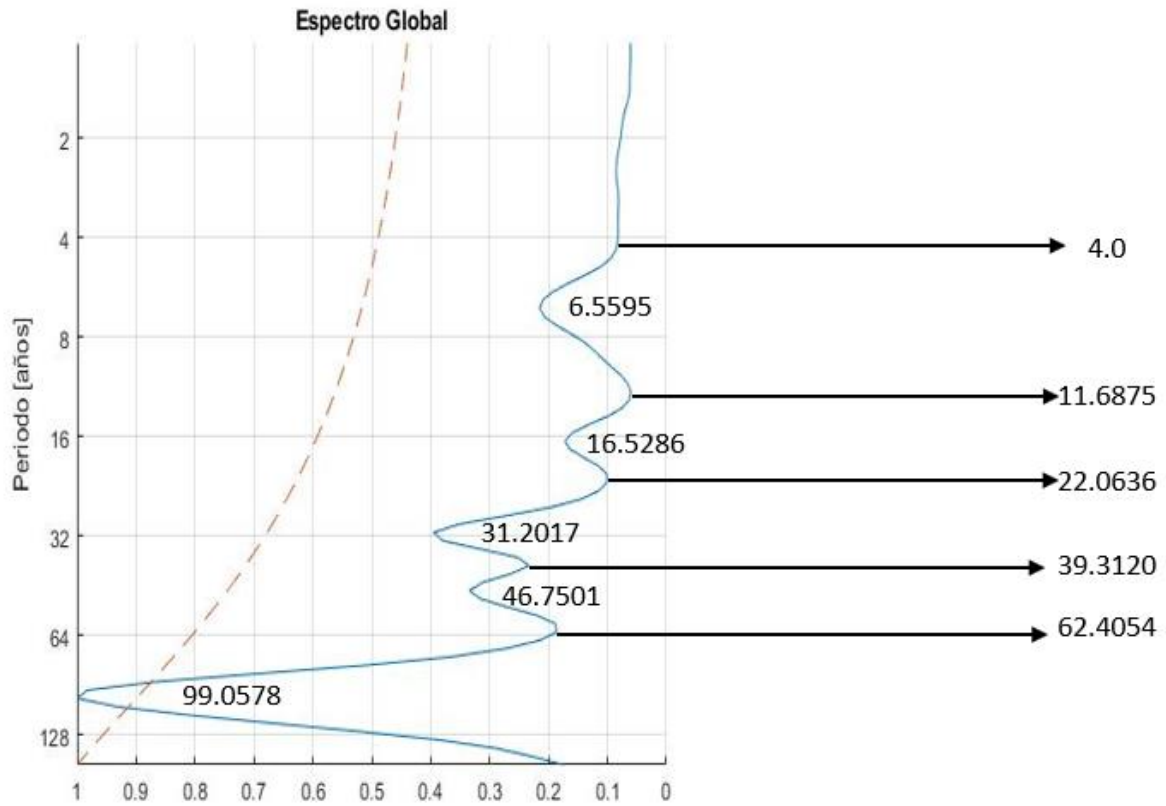


Figura 4.22 Esta imagen nos muestra el espectro global wavelet para los sismos fuertes de los años 1455 a 1900. Se pueden identificar 5 picos significativos el cual de 99.0578 años es el periodo dominante.

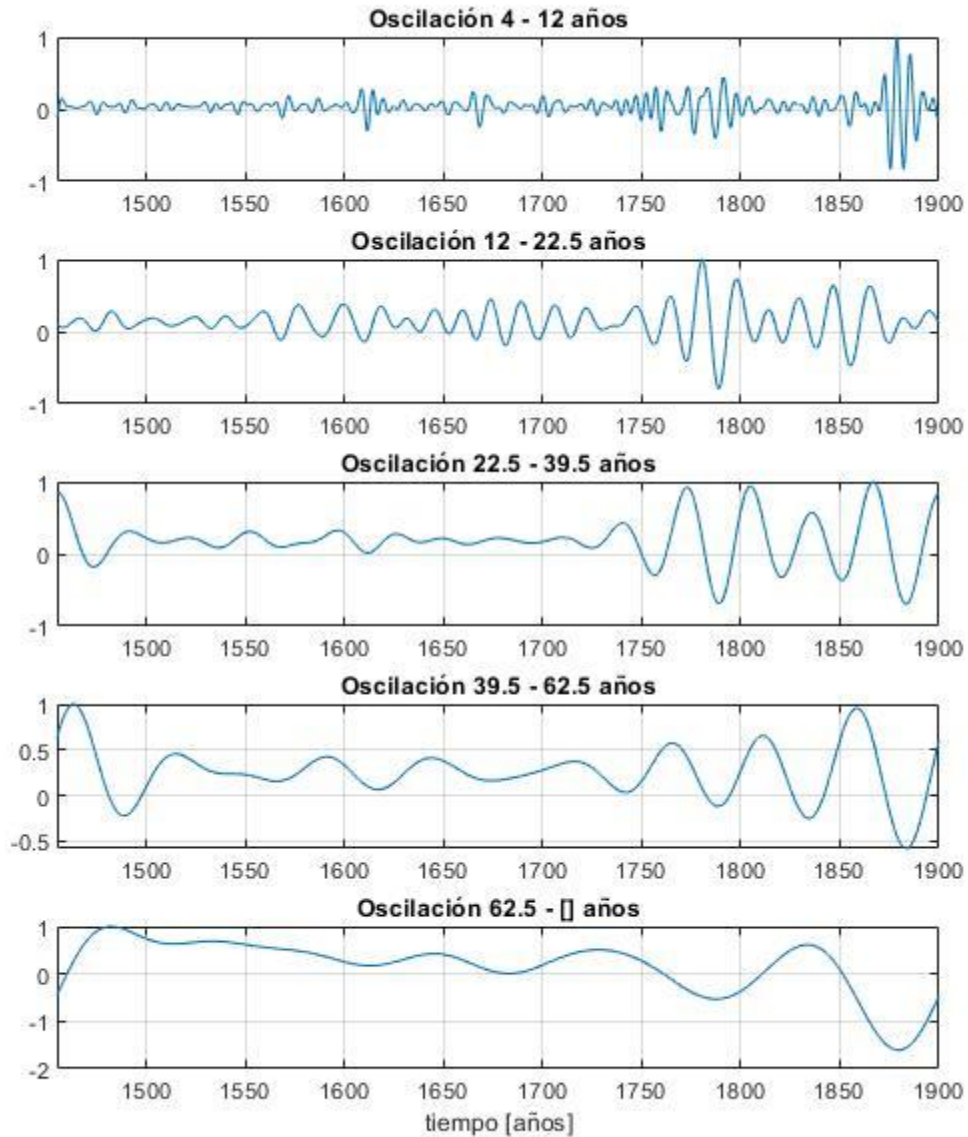


Figura 4.23 En esta imagen se muestran las reconstrucciones de los sismos fuertes de los años 1455 a 1900 mediante IWT. Se observan distintas oscilaciones para cada periodo. Para el periodo de 4 a 12 años se puede notar una oscilación de mayor frecuencia y baja longitud de onda comparada con los casos donde los periodos aumentan y la frecuencia disminuye.

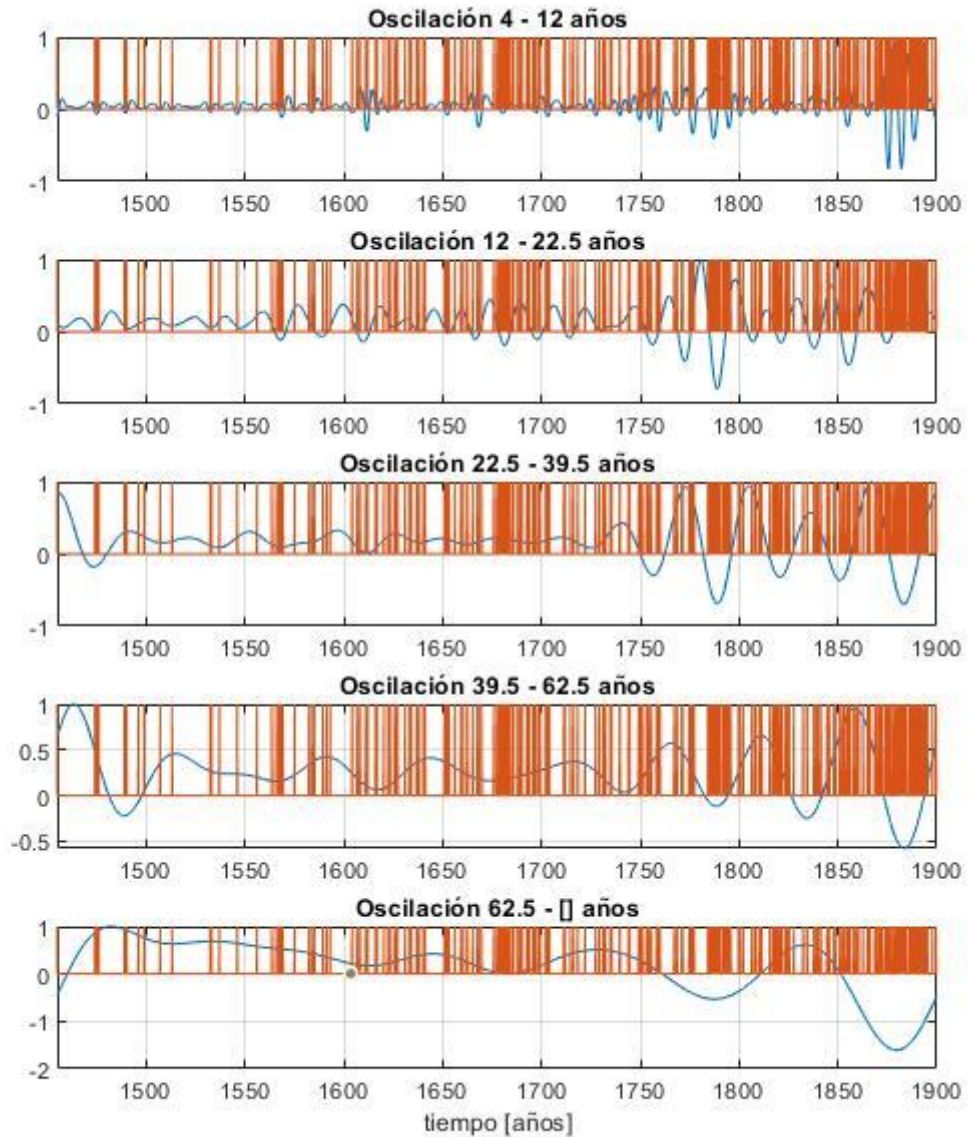


Figura 4.24 En esta imagen se puede apreciar cada sismo registrado sobre cada una de las reconstrucciones obtenidas mediante la IWT para los sismos fuertes de los años 1455 hasta 1900.

4.4 Análisis espacial de la sismicidad de México

Para el caso del estudio espacial, fueron utilizados únicamente los datos instrumentales, debido a que los registros históricos contaban con muchísimas imprecisiones. Una de ellas fue la incerteza de los lugares donde se realizaron los registros, ya que existía el error de si el lugar reportado, en verdad correspondía al mismo punto donde se originó un sismo o al lugar donde la persona percibió y registró el movimiento (lejos del epicentro). El SSN, proporciona en su catálogo información como la latitud y longitud de los epicentros, la profundidad de los focos y las magnitudes.

A diferencia del análisis temporal, no se realizó un *preprocesamiento* de cada dato, por lo que la información fue usada tal y como el SSN la provee. Se tomaron en cuenta todos los sismos registrados desde el año 1900 y hasta el año 2019, con sismos que van desde $1.0 < M < 8.9$, dando un total de 181752 datos.

4.4.1 Profundidad de sismos en México

Para este primer análisis se hizo uso de la posición geográfica (latitud y longitud), la profundidad y las magnitudes, esto para observar qué distancias bajo la superficie terrestre se originan los sismos en el país. Teniendo en cuenta que los eventos ocurridos a menos de 1 km y hasta 70 km son catalogados como *sismos superficiales*, de 70 km a 300 km se denominan *sismos intermedios* y de más de 300 km de profundidad se consideran *sismos profundos* (Tarbuck y Lutgens, 2010). Una vez graficados los datos fue posible ver la clasificación de los temblores de México en términos de profundidad (fig. 4.25). Las magnitudes se asociaron de la siguiente manera: 1) sismos de $M_{1.0}$ a $M_{5.4}$, 2) sismo de $M_{5.5}$ a $M_{7.4}$ y 3) sismos de $M > 7.5$, permitiendo hacer una relación con las profundidades (fig. 4.27).

Coordenadas geográficas y profundidades de sismos en México

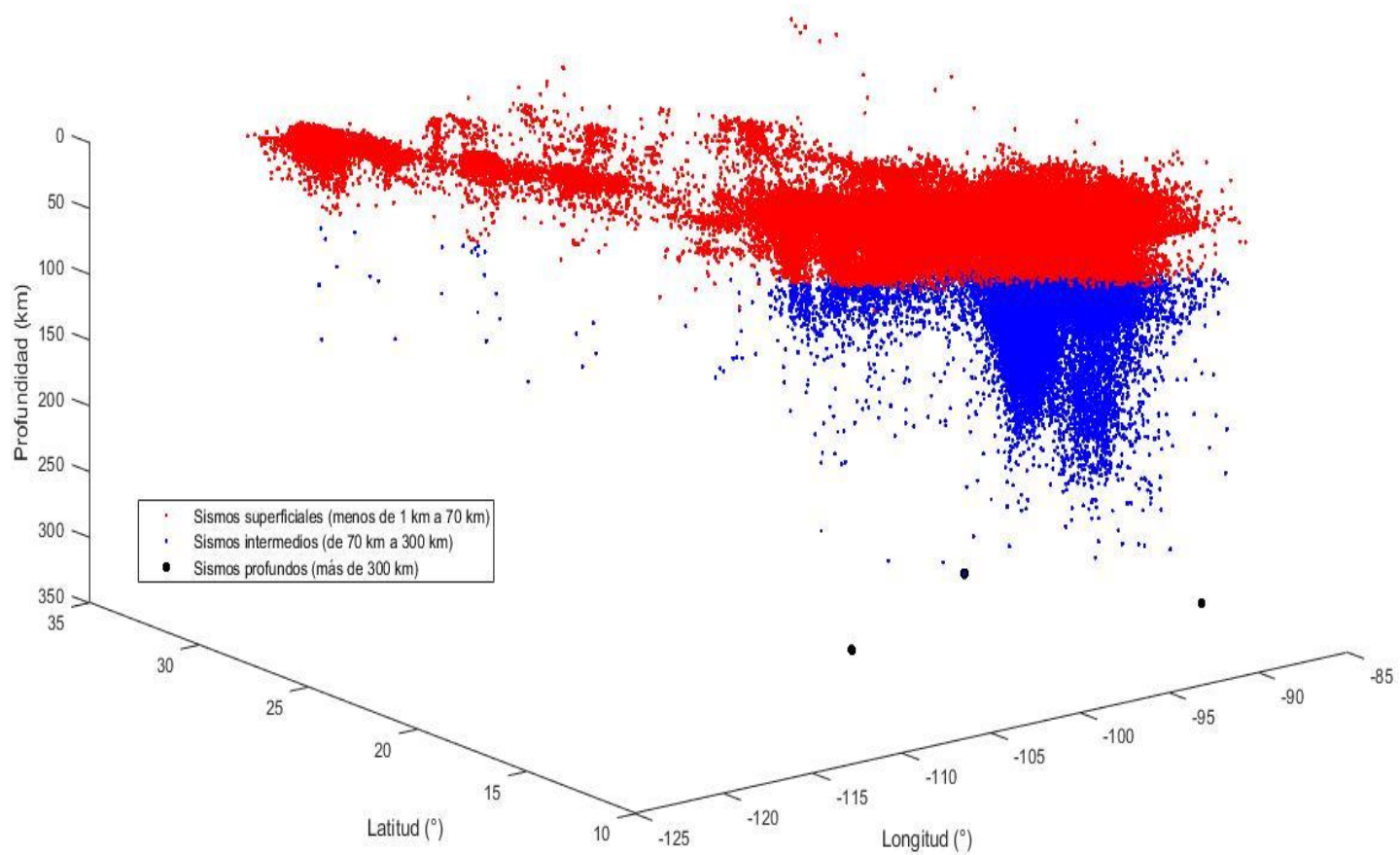


Figura 4.25 En esta imagen se muestra un mapa 3D donde se aprecian todos los sismos registrados a partir del año 1900 y hasta el 2019. Se observa que la mayoría de los sismos que suceden en México son del tipo superficial e intermedio y muy pocos eventos superan profundidades mayores a 300 km.

Para tener otra panorámica de estos resultados, se realizó un mapa en la plataforma My maps de Google (Google Inc, 2017) y poder tener una vista más ilustrativa de las zonas donde suceden estos fenómenos naturales (fig. 4.26).

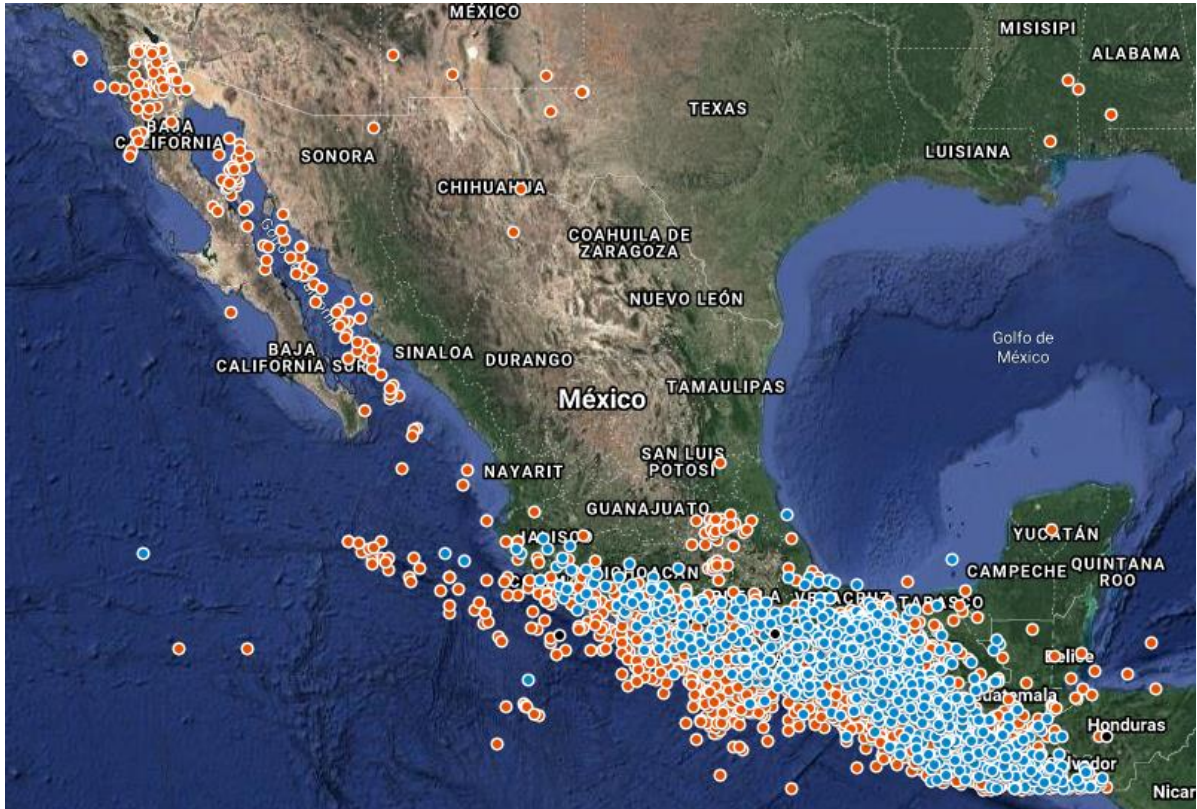


Figura 4.26 Se puede observar como la mayor cantidad de sismos ocurren en la zona de subducción mexicana. Los puntos rojos corresponden a los sismos superficiales, mientras que los sismos intermedios corresponden a los puntos azules y los sismos profundos equivalen a puntos de color negro.

Como se observa en la figura 4.26, la mayor concentración de sismos ocurre en las zonas que van desde las costas de Jalisco, atravesando por las costas Colima, Michoacán, Oaxaca y Chiapas, justo donde se encuentra ubicada la zona de subducción de la placa de Cocos. La otra zona sísmica que se aprecia se ubica en el noroeste del país, en la península de baja California, donde también existe actividad de la placa norteamericana (Medina Martínez, 2003).

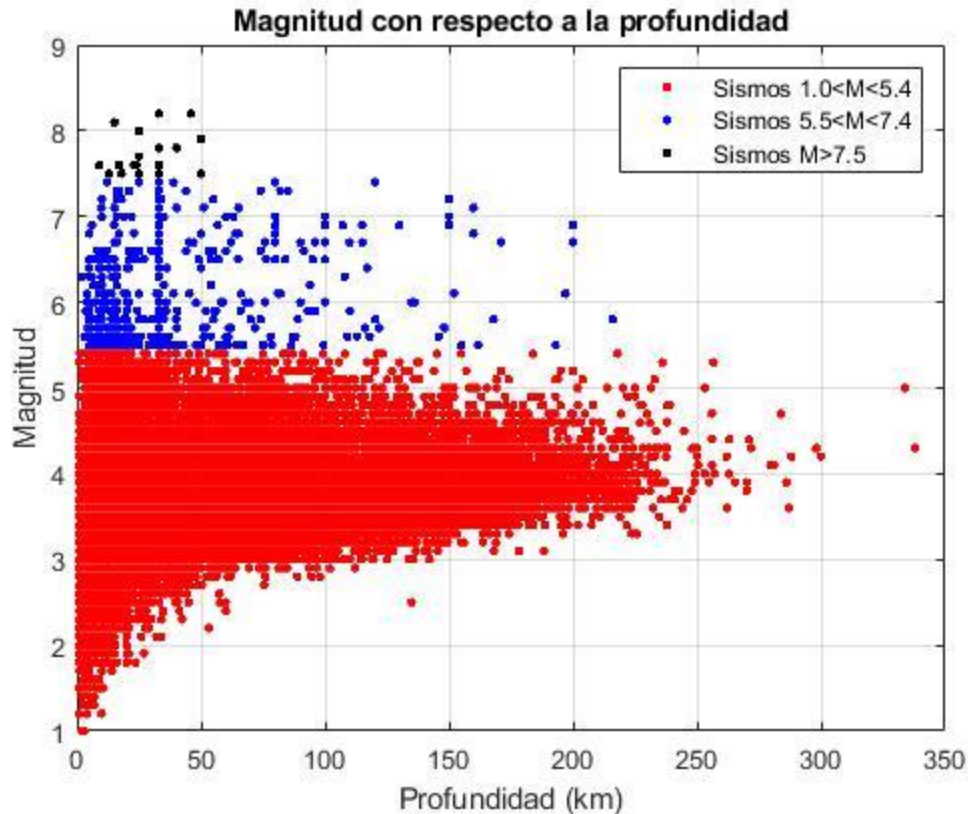


Figura 4.27 En esta imagen se observa la relación entre profundidad y magnitud de los sismos en México, como se aprecia, la mayor cantidad de sismos moderados y fuertes son del tipo superficial (primeros 250 km). Los sismos de $M_{3.0}$ a $M_{5.5}$ suceden a profundidades mayores a los 300 km, sismos de magnitud $M_{6.0}$ a $M_{7.5}$ suceden en su mayoría antes de los 200 km y los eventos de $M > 7.5$ ocurren en los primeros 50 km de profundidad, siendo estos los más destructivos.

4.4.2 PDF y posición geográfica

El último análisis fue el cálculo de la función de densidad de probabilidad (*PDF*) y la función de distribución acumulada (*FDA*) (Yi Cao, 2020), con el objetivo de observar las zonas geográficas del país donde existe una mayor acumulación de estos fenómenos en el país. Se realizó un mapa de magnitudes utilizando una vez más a la aplicación Google My maps para importar toda nuestra información y poder visualizarla (fig. 4.28).

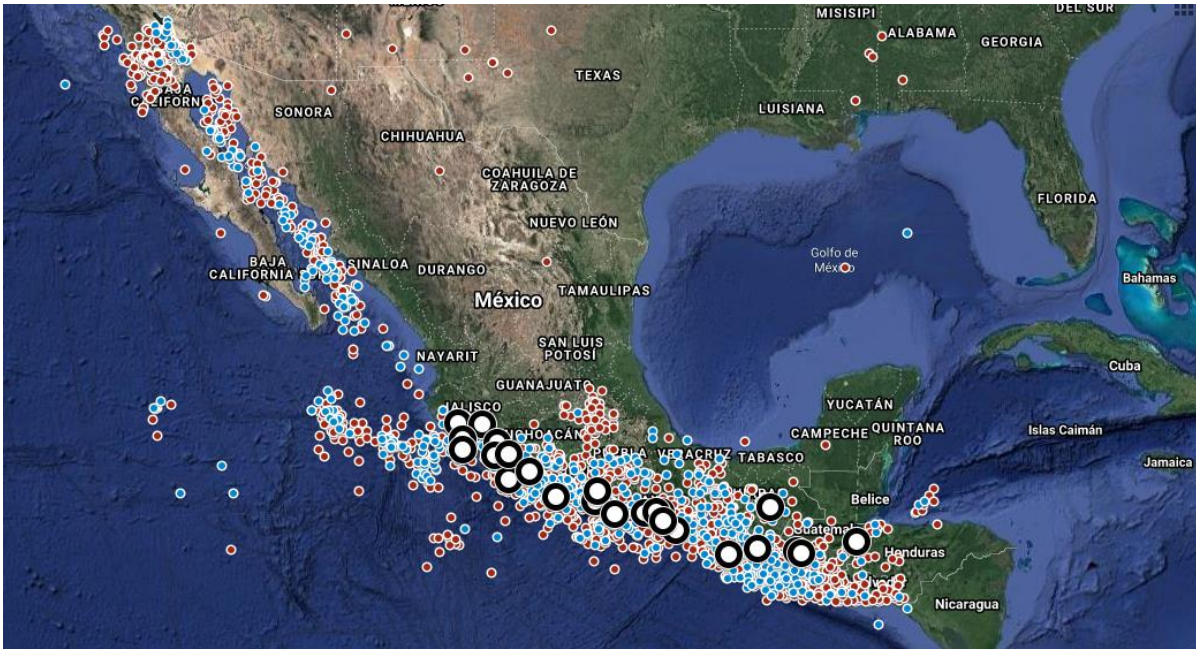


Figura 4.28 En esta imagen realizada en la aplicación Google “My Maps” se pueden ver concentrados todos los sismos que han sido registrados por parte del SSN dentro del territorio mexicano a partir del año 1900 y hasta el año 2019. Los sismos de $1.0 < M < 5.4$ se representan con puntos de color rojo, los sismos de $5.5 < M < 7.4$ con puntos color azul y los sismos de $M > 7.5$ con círculos color negro con centro blanco y de un tamaño mayor.

El siguiente paso fue calcular la función de densidad de probabilidad y la función de distribución acumulada. En la figura 4.29, se muestra la imagen del mapa anterior junto a su PDF y su FDA ya graficadas en coordenadas de latitud y longitud.

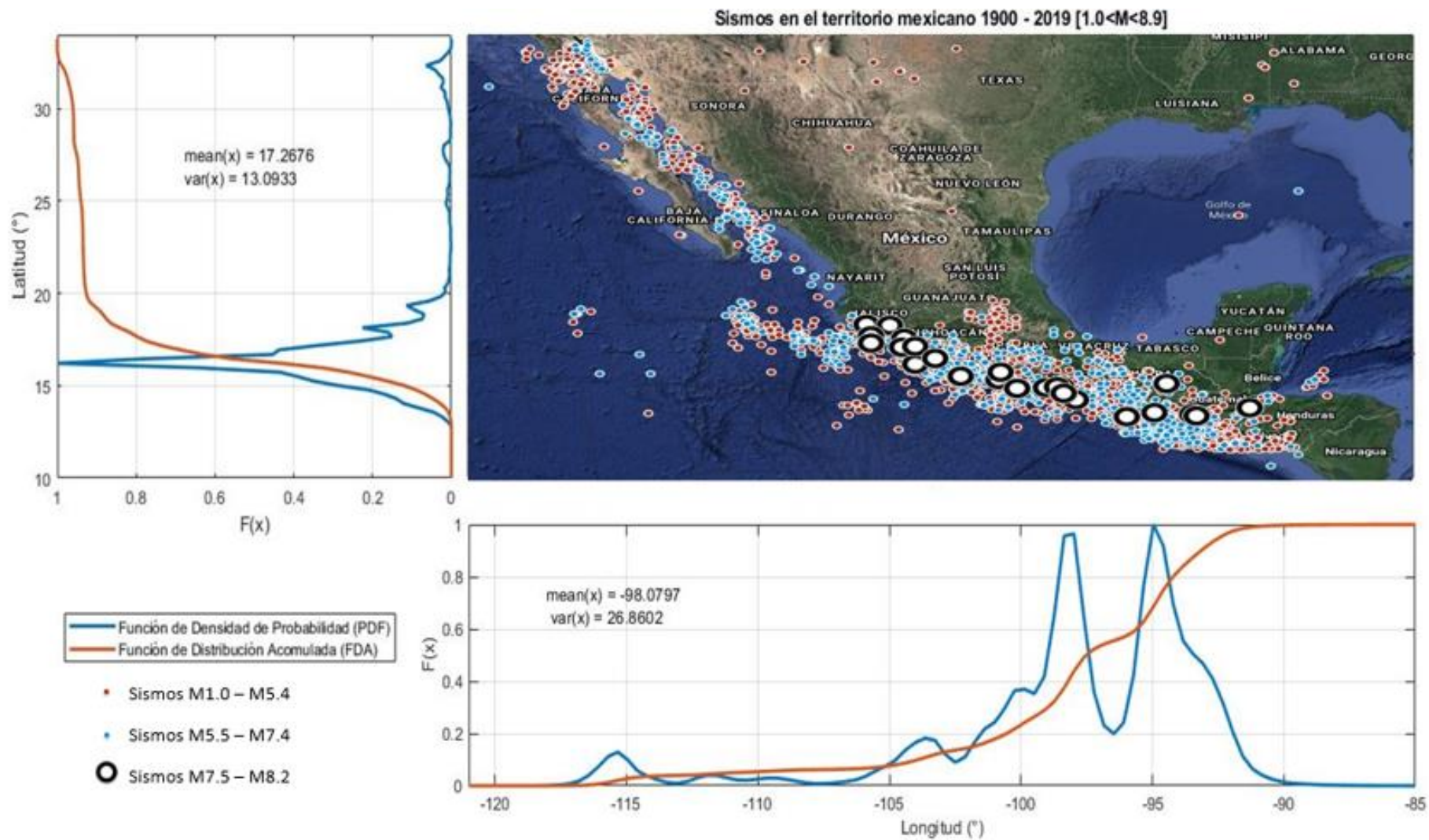


Figura 4.29 Mapa de la república mexicana junto con su función de densidad de probabilidad (PDF) y su función de distribución acumulada (FDA) para las coordenadas geográficas de latitud y longitud.

Como se muestra en la figura 4.29, la PDF en la coordenada longitudinal nos indica un comportamiento bimodal a partir de -90°W y hasta -103°W . Estas coordenadas corresponden a los estados de Chiapas y Oaxaca, lo cual nos da un indicativo que la mayor cantidad de sismos tienen una mayor acumulación en esos estados. Por parte de la FDA, se muestra una varianza de 26.8602 y un valor medio de 98.0797, la línea roja que corresponde a la FDA e indica el valor del área bajo la curva de nuestra PDF respectiva para cada valor del eje de longitudinal.

Para el caso latitudinal, la PDF tiene una distribución aproximada unimodal, donde la mayor concentración de sismos se ubica a partir de la coordenada 14°N y hasta la coordenada 20°N , justamente corresponden a las costas de Michoacán, Guerrero, Oaxaca y Chiapas. Por parte de la FDA, nos muestra un valor medio igual a 17.2676 y una varianza de 13.0933. La línea roja, como en el caso anterior, muestra los valores correspondientes al valor del área bajo la curva de nuestra función de distribución de probabilidad.

4.5 Análisis de resultados

4.5.1 Datos instrumentales (Estudio temporal)

Una vez realizado todos los análisis temporales y espaciales. Se pueden observar algunos detalles interesantes en los resultados.

Para el análisis temporal de datos instrumentales, se observó un mejor comportamiento en el espectro de potencias y el espectro global para el grupo de sismos de magnitud $M7.0$ a $M7.9$, contrario a los sismos de $M6.0$ - $M6.9$ y $M8.0$ - $M8.9$. Es interesante que al sobreponer los eventos ocurridos sobre la *IWT* (ver figura 4.9), el 95% coinciden con la fase positiva de nuestras reconstrucciones en periodos pequeños. Este comportamiento se ve mejor reflejado en los tres primeros picos que corresponden a periodos de 1.2, 1.7 y 3 años. Con esto se podría tener un primer indicativo en la ocurrencia de eventos sísmicos cada cierto tiempo de años. Sin embargo, para de tener un mejor análisis y corroborar este comportamiento, se decidió anexar los 4 eventos de $M>8.0$ para aumentar la cantidad de datos y observar algún cambio en los resultados de nuestro espectro wavelet y nuestras reconstrucciones.

En la figura 4.30, se puede observar el cálculo realizado a nuestra nueva serie de tiempo con sismos de $7.0 < M < 8.2$, los cuales acumularon un total de 84 temblores en un intervalo de 119 años. En el nuevo espectro obtenido, se aprecia un gran parecido a los resultados de la figura 4.2, sin embargo, se nota la aparición de nuevas zonas con gran acumulación de energía, así como el incremento de amplitud en áreas previamente localizadas. Posteriormente, se realizó una

reconstrucción dentro del intervalo de periodicidad de 2 a 4 años y se sobrepusieron los eventos ocurridos en la nueva serie de tiempo (fig. 4.31).

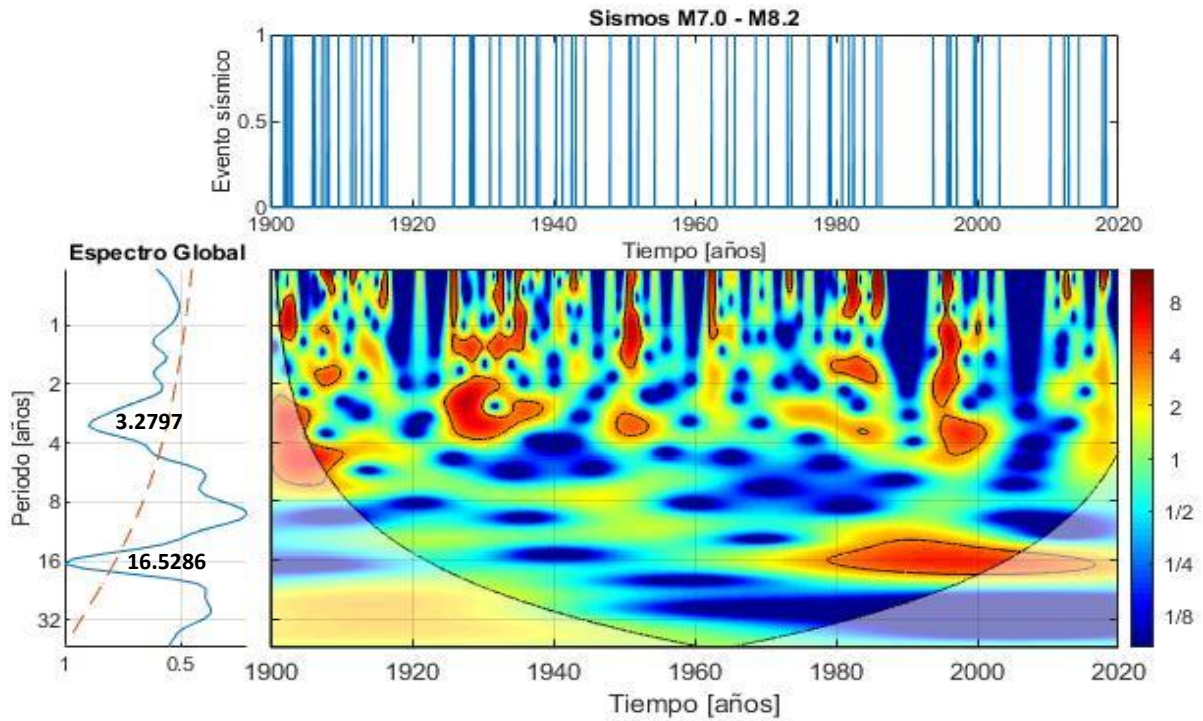


Figura 4.30 Espectro de potencias y espectro global wavelet de los eventos sísmicos de magnitud 7.0 a 8.2 en un intervalo de años de 1900 al 2019. Se observa un pico significativo entre 2 y 4 años de periodicidad y un segundo pico significativo justo en 16 años.

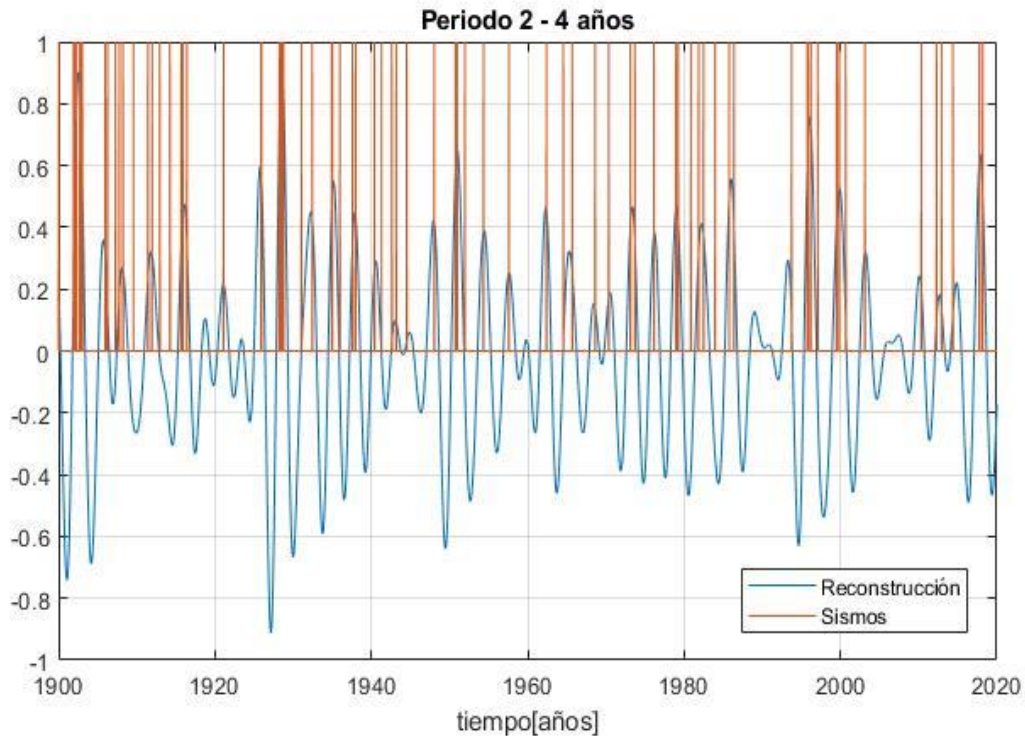


Figura 4.31 En esta imagen se muestra la reconstrucción de nuestra serie de tiempo en un intervalo de periodicidad de 2 a 4 años. Se puede observar como se repite un comportamiento de eventos ocurridos sobre fases positivas en la reconstrucción de hasta en un 95%.

El motivo del porque se eligió la banda de 2 a 4 años fue: observar como se comportaba la serie de tiempo bajo esa periodocidad asociada y si se repetía el mismo patrón anteriormente mencionado, donde la mayor cantidad de sismos ocurren en fases positivas de la IWT, por tanto, de repetirse esto nos proporcionaría una señal de aviso a corto y mediano plazo sobre la ocurrencia de estos fenómenos con una probabilidad del 95% de suceder. Como se observa en la figura 4.31, el comportamiento se repitió y dio pauta sobre un indicativo de cuando pueden aparecer estos fenómenos dentro del país.

4.5.2 Datos instrumentales (Estudio espacial)

Para el análisis espacial. Se pudo observar cómo los sismos más fuertes ($M > 7.5$) ocurren en profundidades superficiales, que van de menos de 1 km hasta los 50 km por debajo de la superficie terrestre. Por otra parte, mediante la función de densidad de probabilidad, fue apreciable como la mayoría de los sismos fuertes ocurren en zonas correspondientes a los estados de Guerrero, Oaxaca y Chiapas.

4.5.3 Registro Históricos (Estudio temporal)

Para el caso de los registros históricos los resultados no son del todo claros, debido a que en todos los grupos que se procesaron mediante Wavelet se obtuvieron comportamientos muy similares. Esto puede deberse al error que esta información tiene consigo debido a sus imprecisiones en las fechas y en la poca exactitud de la magnitud de los eventos registrados. Provocando, que muchos sismos hayan sido posiblemente catalogados de forma errónea aun usando los criterios ya antes mencionados en el apartado 4.3. Igualmente, conforme se avanzaba en el texto (García Acosta y Suárez Reynoso, 1996), los registros aumentaban, y aunque se tomaron medidas para no capturar información erróneamente, era claro que existía un aumento progresivo de datos conforme pasaba los años que se vio reflejado en los resultados finales.

4.5.4 Hipótesis sobre la actividad sísmica

Como se observa, el comportamiento de estos eventos se repite en las fases positivas de nuestra oscilación, por tanto, una hipótesis que se ha propuesto para asociar este resultado es con el movimiento de las placas tectónicas. En nuestra hipótesis, (fig. 4.32), las fases positivas (área color cian), indican los intervalos de tiempo donde las placas tectónicas liberan energía, provocando sismos de gran magnitud. En las fases negativas (áreas color gris) nos muestran los intervalos de tiempo donde las placas que conforman a México comienzan a acumular energía debido a sus movimientos naturales (subducción para centro y sur del país y falla transcurrente para el noroeste). Sin embargo, se necesita más investigación a futuro para poder medir y obtener este comportamiento de las placas tectónicas, recabando mayor cantidad de variables físicas como la posición y velocidad y poder ser comparadas con los resultados de nuestro modelo.

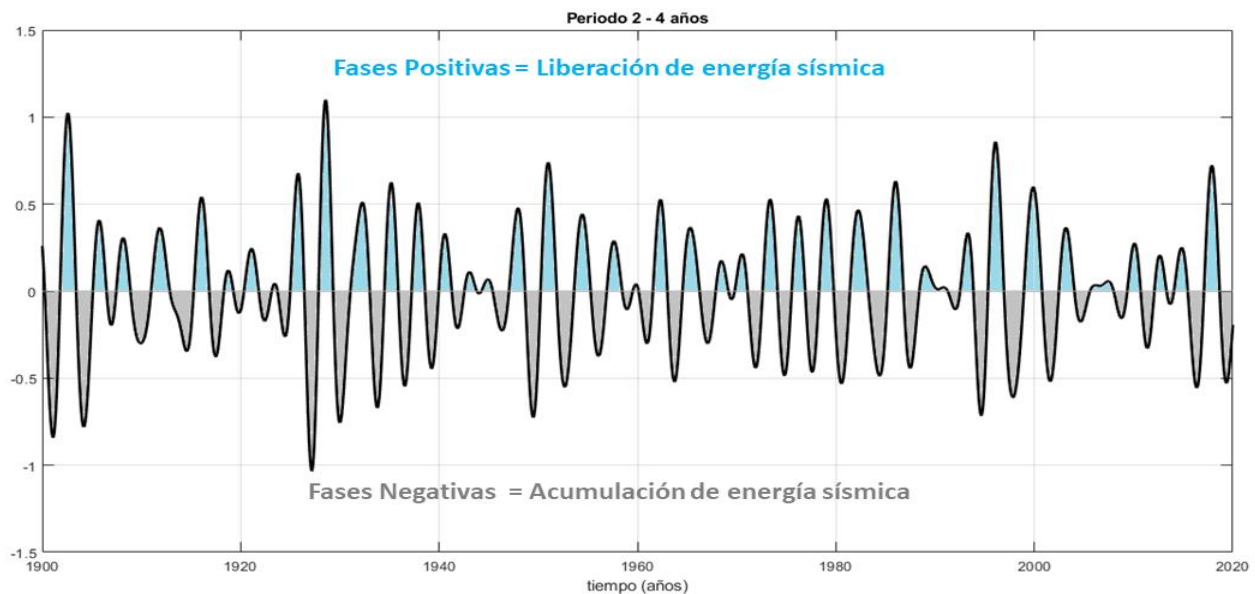


Figura 4.32 Frecuencia de oscilación para eventos sísmicos de magnitud mayor a 7.0, en un intervalo de dos a cuatro años. Las fases positivas (áreas color cian) indicarían los intervalos de tiempo donde las placas tectónicas del país liberan energía producto de las interacciones geológicas entre ellas. Las fases negativas (áreas color gris) indican los intervalos de tiempo donde las placas tectónicas acumulan energía.

En la figura (4.33) se muestra la misma grafica de los resultados obtenidos, además, se anexa con un área envolvente como región de confiabilidad o incertidumbre, la cual corresponde a la desviación estándar de nuestra oscilación, y cuyo objetivo es medir la precisión de nuestros datos, igualmente se muestran los todos los eventos ocurridos a partir del año 1900 hasta el 2019.

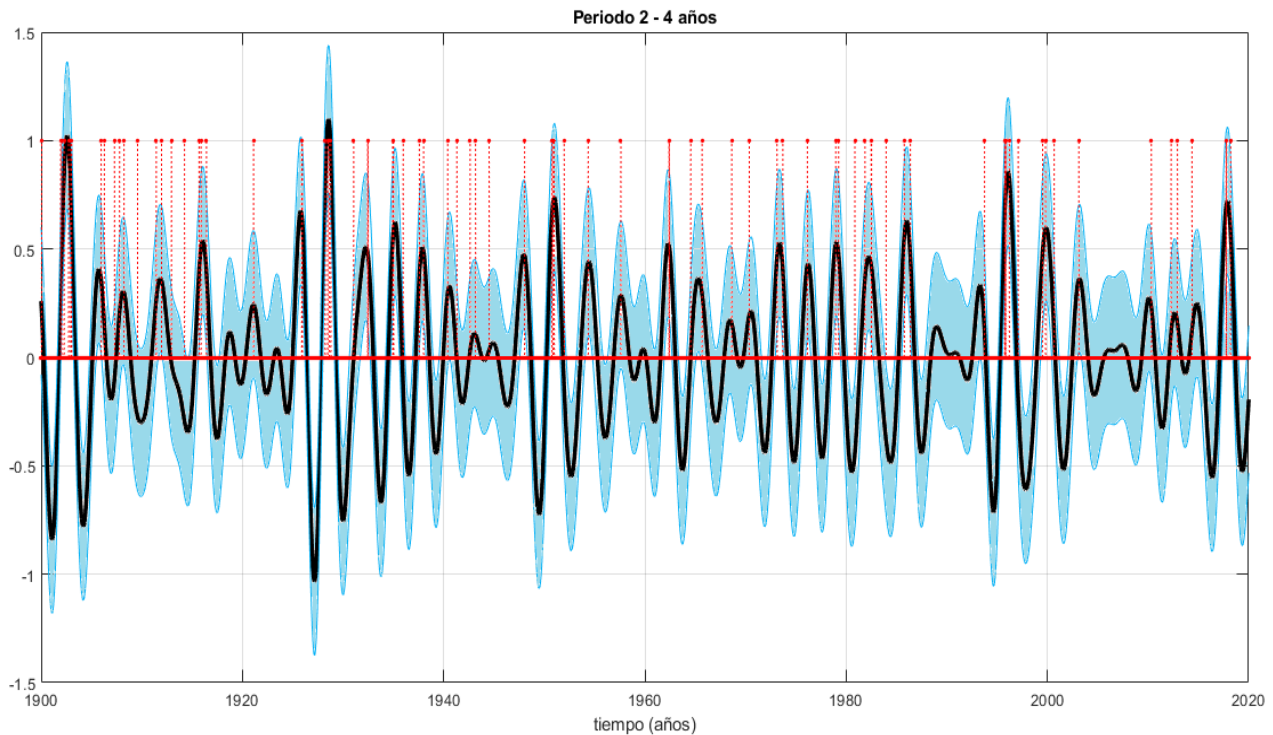


Figura 4.33 En esta figura se muestra el resultado final de nuestro modelo propuesto, la reconstrucción mediante la IWT se puede ver reflejada con la línea gruesa color negro, esta oscilación corresponde a la periodicidad asociada de 2 a 4 años en la actividad sísmica de eventos de magnitud mayor a 7.0, estos eventos se muestran con las líneas rojas sobrepuestas en la gráfica. Igualmente, se aprecia el área de confiabilidad (color cían), la cual corresponde a una envolvente como región de incertidumbre, correspondiente a la única desviación estándar de para nuestra serie de tiempo.

Capítulo 5. Pronóstico

5.1 Implementación de Deep Learning

En el capítulo 4, se observó que la periodicidad de 3 ± 1 años el 95% de eventos sísmicos de magnitud $M > 7.0$ han sucedido sobre las faces positivas de nuestra reconstrucción (fig. 4.31). Este comportamiento motivó a calcular un pronóstico para años posteriores al 2019, a fin de visualizar posibles fases positivas a futuro, y ser, de esta forma, un aviso de grandes sismos a ocurrir en el país próximamente.

Para esta tarea se implementaron diferentes técnicas de inteligencia artificial, como Machine Learning y Deep Learning, a fin de encontrar el modelo que mejor se ajustara a nuestros datos para calcular un pronóstico a corto o mediano plazo. Dentro de las técnicas implementadas, se pueden mencionar: LS-SVM, Máquinas vectoriales de soporte de mínimos cuadrados (Least Squares Support Vector Machines, por sus siglas en inglés) y Análisis de agrupamiento (Clustering Analysis), sin embargo, el algoritmo que al final se decidió implementar fue la red neuronal recurrente LSTM Network (*Long Short-Term Memory*) ya que fue el modelo que mejores resultados nos brindó.

5.1.1 Red Neuronal LSTM

Una red neuronal recurrente (*Recurrent Neural Network* o *RNN*), es un algoritmo capaz de procesar secuencias de datos que varían con el tiempo, lo cual las hace diferentes de otras arquitecturas como las redes neuronales convencionales, ya que estas últimas; solo son capaces de procesar o clasificar datos estáticos de forma individual y que no dependen del tiempo (Baydyk y Kussul, 2009; Baydyk, Kussul y Wunsch, 2019). Las aplicaciones más comunes que se les da a estas redes neuronales recurrentes, es en la clasificación y procesamiento de secuencias de imágenes (videos), secuencias de texto como conversaciones, traductores de idiomas, generadores de palabras y en secuencias de sonido como música (Greff, Klaus et al., 2015).

La estructura básica de una RNN se puede ver en la figura 5.1, donde se aprecia como esta cuenta con una acción de recurrencia, la cual, hace uso de la función de activación de forma iterativa mientras esta se genera nuevamente en su entrenamiento. Estas funciones de activación llevan el nombre de *estados ocultos*, permitiendo tener un efecto de memoria a corto plazo en la red neuronal, lo que las hace óptimas para poder realizar diversas tareas con secuencias de datos variables en el tiempo (Hochreiter y Schmidhuber, 1997). Las RNN son en consecuencia más robustas que otras redes neuronales, logrando generar secuencias de datos a su salida a partir de otras secuencias en su entrada, o

generar secuencias de salida con tan solo datos individuales en su *input*. Sin embargo, cuentan con el problema de no tener un efecto de memoria a largo plazo, por lo que, obligar al sistema a generar grandes secuencias de datos a su salida puede generar problemas en las predicciones realizadas por la red neuronal (Gers, Schmidhuber et al., 2000).

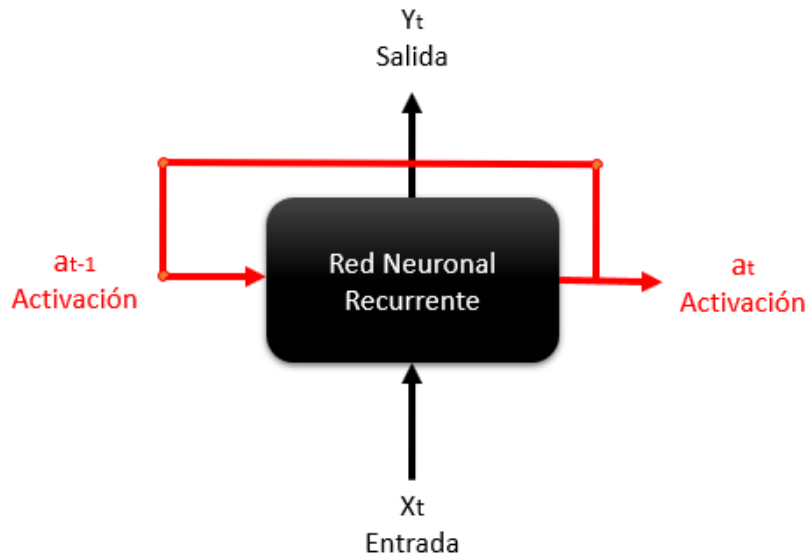


Figura 5.1 Una red neuronal recurrente cuenta con una retroalimentación de su función de activación permitiendo preservar una secuencia de datos en un instante de tiempo y hacer uso de valores anteriores y posteriores al valor de entrada. Dando como resultado, la capacidad de generar secuencias de datos a su salida.

La red LSTM corrige este problema debido a que cuenta con una entrada y una salida adicional en su arquitectura llamada *celda de estado* o “*cell state*”. La tarea de este nuevo parámetro es el de preservar la información en más de un instante de tiempo, permitiendo a la red eliminar o actualizar información relevante para futuras predicciones a la salida del sistema. La arquitectura de la red LSTM se aprecia en la figura 5.2, en la cual se describe la *celda de estado*.

El funcionamiento de esta red se basa en preservar la información que *los estados ocultos* generan en más de un instante de tiempo, incluso logrando almacenar el dato de entrada hasta la salida de la red, tarea que las RNN no pueden realizar debido a la pérdida de estos *estados ocultos* mientras se aumenta la cantidad de información a la entrada del sistema. Comparándose con otras RNN convencionales, la red LSTM es más potente y completa, ampliamente utilizada en la actualidad debido a su versatilidad y mejoras de procesamiento de grandes secuencias de datos. Por lo tanto, las hace óptimas para el análisis de series de tiempo, así como de predecir valores futuros con el debido entrenamiento (Gers, Schraudolph et al., 2002).

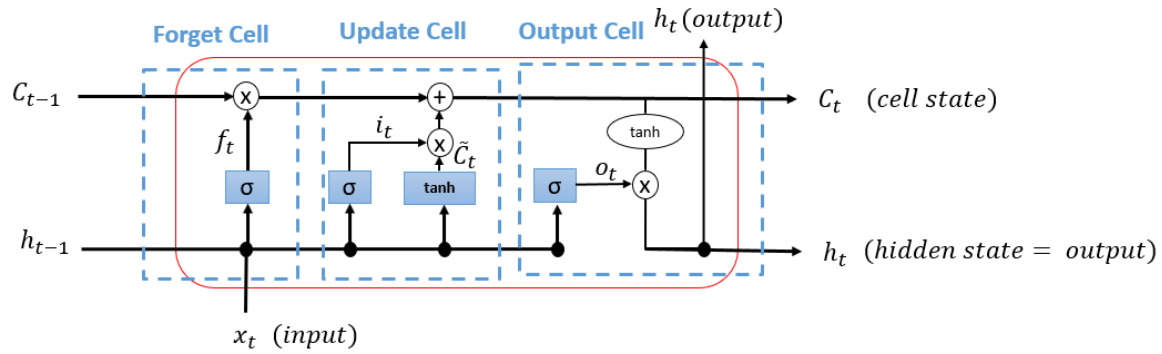


Figura 5.2 Estructura de una Red LSTM y sus diferentes capas que integran su arquitectura y funcionamiento. Donde; C_t = celda de estado, x_t = entrada, h_t = salida de la celda de estado oculto, σ corresponde a una función de activación sigmoide, \tanh corresponde a una función de activación tangente hiperbólica, los círculos con + y X corresponden a operaciones vectoriales, suma y multiplicación respectivamente, finalmente los nodos entre dos o más líneas (vectores de información) corresponden a una concatenación de estas.

La clave de la red LSTM se encuentra en la cell state (estado de celda), esta es la encargada de eliminar o agregar información de manera regulada mediante estructuras llamadas *celdas*; mediante tres de estas capas la red LSTM puede controlar el flujo de información.

La primera celda, se conoce como *Celda de Olvido (forget gate)*; su estructura consiste en una capa conformada por una función sigmoide y una multiplicación vectorial. Primero, se realiza una concatenación entre el vector de entrada x_t y el vector del estado oculto anterior h_{t-1} , formando una matriz que es multiplicada por una matriz de peso W_f más un factor de sesgo b_f (estos parámetros deben aprenderse durante el entrenamiento) y que se multiplican por la función sigmoide, formando así, una matriz de olvido f_t la cual se compone de valores entre 0's y 1's:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (5.1)$$

Cuando la matriz de olvido f_t se multiplica elemento a elemento con el vector del estado anterior C_{t-1} , se obtiene una matriz con la información filtrada, donde la matriz de olvido mediante sus componentes [0 = no dejar pasar información y 1 = dejar pasar información], regula la información del estado oculto anterior formando una matriz C_t^f :

$$C_t^f = C_{t-1} * f_t \quad (5.2)$$

El siguiente paso es decidir qué nueva información se almacenará en el estado de la celda. Nuevamente, una capa con una función de activación sigmoidea llamada "capa de celda de entrada" (*input gate layer*), decide qué valores se actualizarán. Los vectores de entrada x_t y el vector de estado anterior h_{t-1} se concatena, formando una matriz que se multiplica por una matriz de peso W_i más un factor de sesgo b_i , por una función sigmoideal, formando así una matriz i_t :

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (5.3)$$

El mismo procedimiento se repite, pero esta vez se ocupa una capa con una función tangente hiperbólica (\tanh) creando una matriz de nuevos valores candidatos \tilde{C}_t :

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (5.4)$$

De esta forma, la matriz i_t y \tilde{C}_t son multiplicadas elemento a elemento formando una nueva matriz con valores candidatos c_t^i :

$$c_t^i = \tilde{C}_t * i_t \quad (5.5)$$

El siguiente paso es obtener el estado de celda C_t :

$$C_t = C_t^f + C_t^i \quad (5.6)$$

Finalmente, se genera la *salida (output)*. Nuevamente una función sigmoideal cumple como filtro para generar una matriz o_t para los vectores de entrada x_t y de estado anterior h_{t-1} una matriz de pesos W_o y un factor de sesgo b_o :

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5.7)$$

Para generar la matriz de salida h_t , se multiplica elemento a elemento la matriz o_t y la matriz C_t que es modulada mediante una función \tanh :

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (5.8)$$

La matriz de salida h_t se usa de forma paralela como salida del sistema y como entrada a una nueva capa oculta como una matriz de estado oculto anterior h_{t-1} .

5.2 Entrenamiento y pronóstico de sismos fuertes en México

Para el pronóstico de nuestra serie de tiempo, el código fue implementado en Matlab versión 2019a y se realizó el día 23 de enero del 2020. El primer paso fue cargar los datos de nuestra reconstrucción y realizar una estandarización de los mismos mediante:

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (5.9)$$

Donde:

X = Datos

μ = Media

σ = Desviación estandar

Posteriormente, se prepararon los “pasos” que tendría la secuencia para lograr que la red predijera valores próximos apartir de valores anteriores y posteriores. Cada paso se hizo en muestras diarias ya que nuestro dt se estableció así desde un principio en nuestra matriz de datos. Subsecuentemente se creó la red LSTM, la cual se especificó con una capa con 200 unidades ocultas y 250 iteraciones como opciones de entrenamiento (Mathworks, 2020).

Una vez especificados los parámetros correspondientes se comenzó a entrenar nuestra red neuronal mediante la instrucción: `trainNetwork()`, de esta forma, la función inicia automáticamente con el proceso de entrenamiento de la red neuronal (fig. 5.3), dichas líneas de código pueden consultarse en la misma plataforma de Matlab en la opción de ayuda o en su sitio web en el apartado “*Time Series Forecasting Using Deep Learning*” (Mathworks, 2020).

La red se entrenó con la misma serie de tiempo, donde; se tomó el 90% inicial de los datos para entrenar y el 10% restante como pruebas para verificar las predicciones. Una vez que la red se ajustó, se decidió ingresar nuevamente nuestra serie de tiempo (IWT) esta vez con el 100% de los datos y obtener valores futuros a nuestro último registro.

Se usó la función `predictAndUpdateState()`, de forma que la función automáticamente calcula valores futuros y actualiza el estado de la red en cada predicción. Finalmente, se graficaron los resultados y se superpuso en nuestra serie de tiempo original para poder visualizarlos (fig. 5.4).

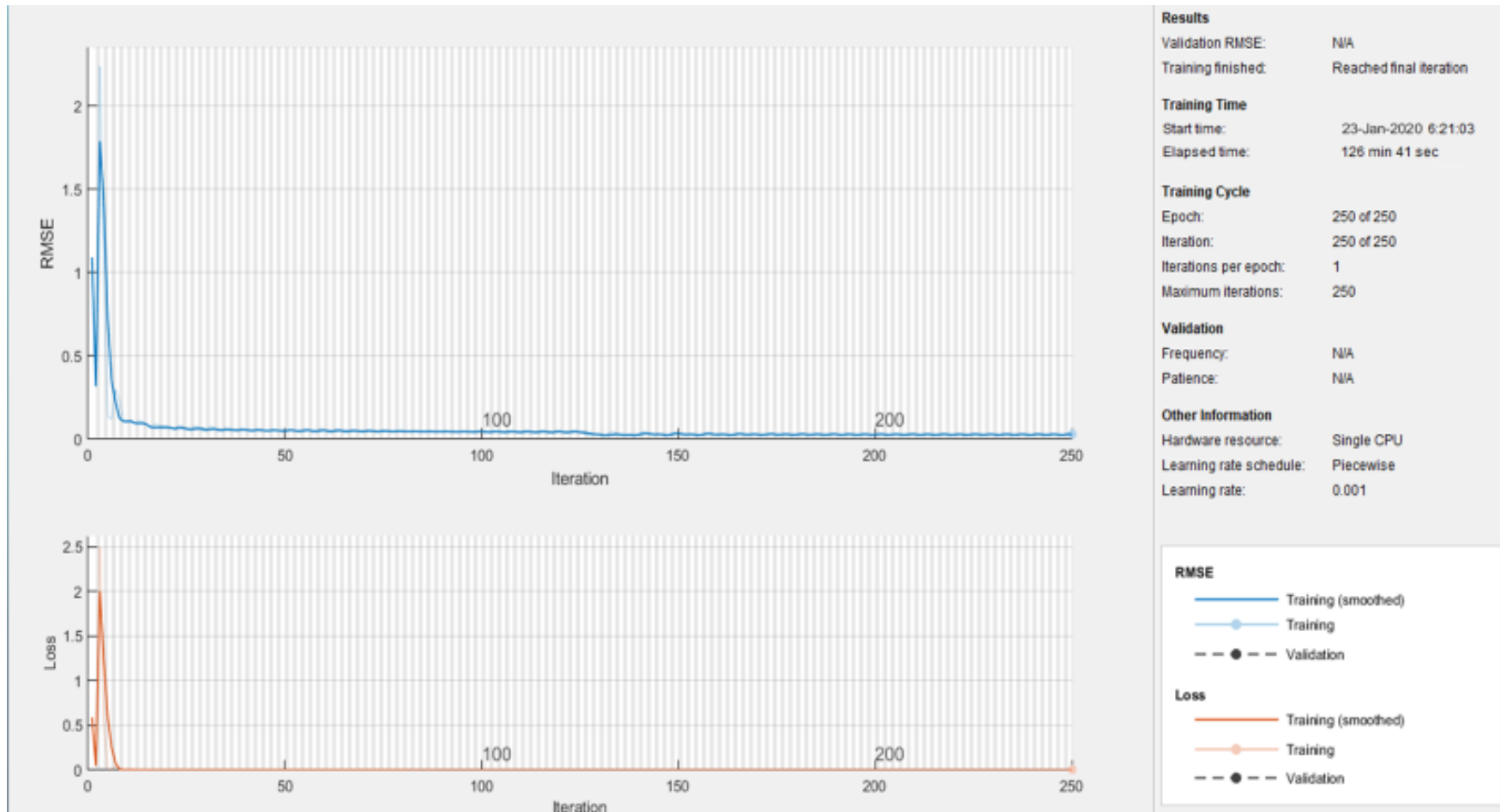


Figura 5.3 En esta imagen se muestra la interfaz del entrenamiento de la red LSTM. En la parte lateral izquierda se observan las gráficas del estado de entrenamiento, donde; la gráfica con la línea azul nos indica el RSME o error cuadrático medio, mientras que en la gráfica de línea roja muestra la función de pérdida, indicando que tan bueno ha sido el modelo en predecir los valores esperados. En la parte superior derecha se muestran los parámetros de entrenamiento y en la parte inferior derecha se muestran las leyendas correspondientes a los gráficos generados.

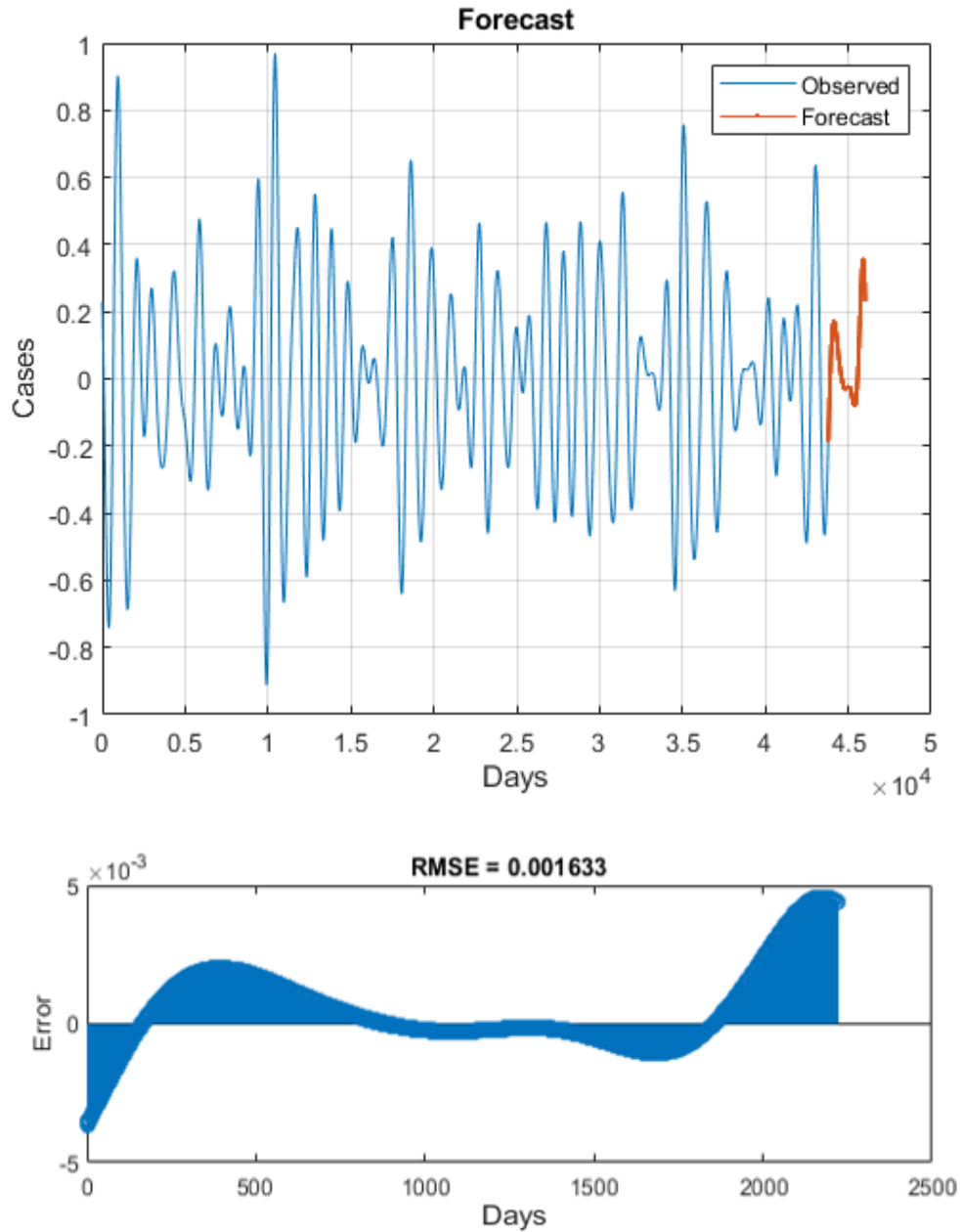


Figura 5.4 En esta imagen se observa en la parte superior la serie de tiempo reconstruida en un periodo de 2 a 4 años (línea azul) con los valores pronosticados (línea roja). Mientras tanto, la gráfica de la parte inferior se muestra el cálculo del RMSE y el error para los datos pronosticados.

Como último paso, se concatenaron los nuevos datos pronosticados junto con la serie de tiempo original y se sobrepusieron los eventos ocurridos de $M > 7.0$ con el fin de visualizar el resultado final (fig. 5.5).

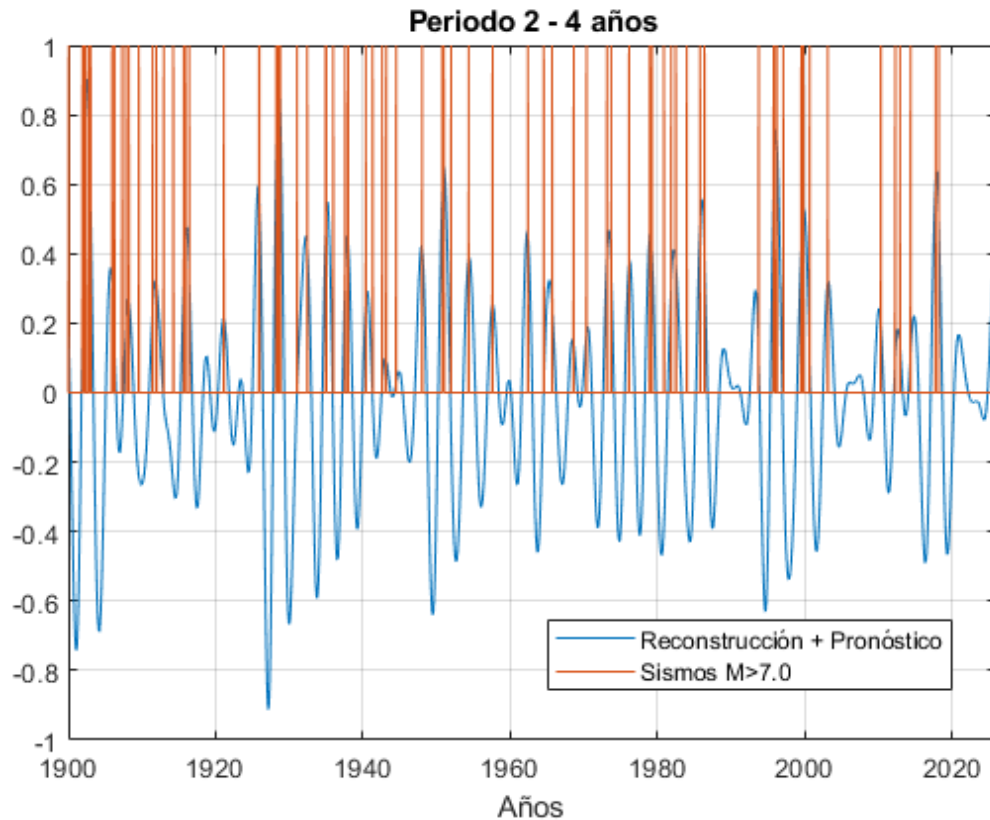


Figura 5.5 En esta imagen se observa la reconstrucción de nuestra serie de tiempo original más los datos pronosticados por la red neuronal LSTM y los sismos $M>7.0$, se observa como existen dos picos positivos después del año 2020.

Tomándose en cuenta el comportamiento de la ocurrencia de estos eventos en las fases positivas de nuestra oscilación, se puede concluir que existe la posibilidad de un 95% de ocurrencia de al menos uno de estos fenómenos de magnitud mayor a 7.0 para finales de febrero-principios de marzo del 2020 hasta finales enero-principios de febrero del 2022 (de acuerdo con la primera fase positiva) y para finales de diciembre del 2024-principios de enero del 2025 de acuerdo con la aparición de la segunda fase positiva (fig. 5.6).

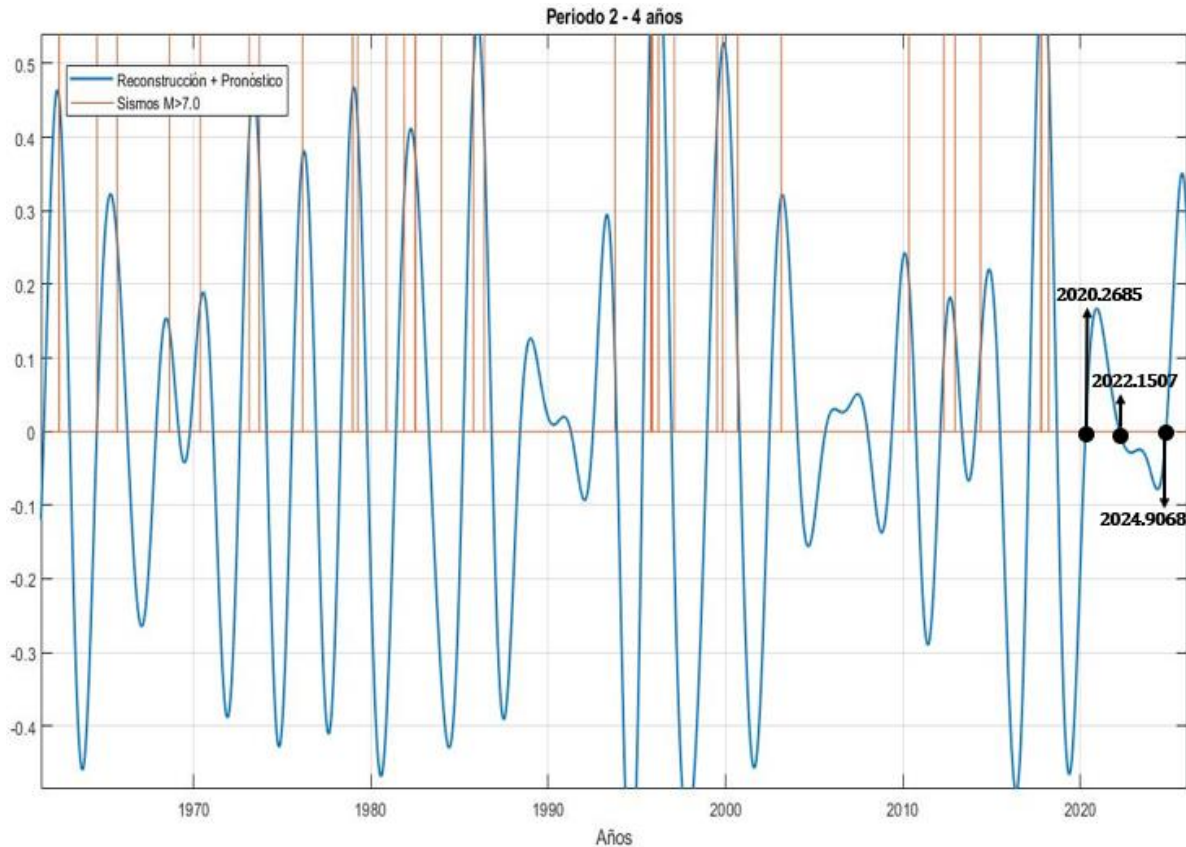


Figura 5.6 Se muestra un acercamiento al intervalo final de nuestro pronóstico y se detallan los valores numéricos correspondientes a los puntos donde inician ambas fases positivas. Del año 2022 y hasta finales del 2024 se muestra una fase negativa.

Estos resultados fueron presentados en el departamento de sismología del Instituto de Geofísica de la UNAM, en la Agencia Espacial Mexicana y en la Sociedad Mexicana de Geografía y Estadística. En la figura 5.7 se muestra el resultado final, nuevamente con su área de incertidumbre y los eventos sobrepuestos, anexando esta vez, el intervalo de tiempo pronosticado.

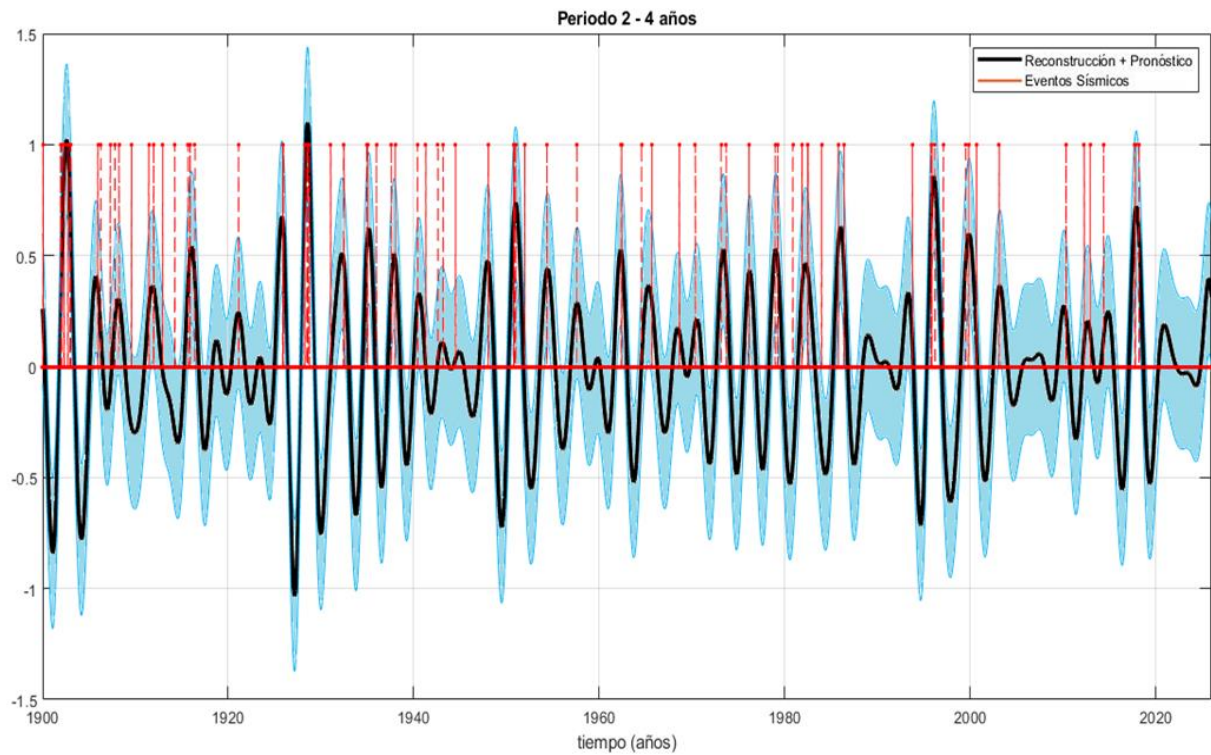


Figura 5.7 En esta imagen se muestra la oscilación final más el intervalo pronosticado (línea negra), los eventos sísmicos ocurridos (líneas rojas) más el área de confiabilidad que envuelve a nuestra reconstrucción, dándonos un intervalo de incertidumbre para nuestros resultados.

CONCLUSIONES

Una vez terminadas las dos etapas de nuestro proyecto de tesis se llegó a las siguientes conclusiones:

En la primera fase de este trabajo, se obtuvo un buen resultado por parte del sistema instrumental desarrollado, los componentes empleados mostraron buena respuesta al detectar y registrar datos cuando el sismógrafo electrónico fue sometido a oscilaciones sobre una mesa de vibraciones. Un punto a favor de esta propuesta, es que nuestro instrumento puede mejorarse notablemente en sus funciones o en sus componentes, optimizando su eficacia. La transformada wavelet fue una gran herramienta al implementarse para el procesamiento de señales, brindando información temporal y en periodo/frecuencia simultáneamente. El sismógrafo propuesto, con la debida calibración será una excelente alternativa contra instrumentos comerciales, además de servir como un gran soporte para la enseñanza y practica en el desarrollo de sistemas instrumentales para la detección de estos fenómenos sísmicos e incluso, utilizarse en otras áreas fuera de su objetivo principal que es la medición sísmica, por ejemplo: emplearse como sensor en prácticas de laboratorio de física, como; estudiar movimientos oscilatorios, propiedades mecánicas de un cuerpo o propagación de ondas, de la misma forma que ser un gran complemento interdisciplinario entre diversas áreas de ingeniería y ciencias, como la física, electrónica, matemáticas, programación y ciencias de la tierra.

Para la segunda parte de la tesis, el modelo de análisis de datos propuesto reveló resultados interesantes en la localización de periodos de recurrencia asociados a la actividad sísmica de México para eventos de magnitud 7.0 a 8.2. Los resultados más reveladores fueron en la periodicidad de 3 ± 1 años, donde, al realizar la reconstrucción de nuestra serie de tiempo sobre esa banda de periodos, se encontró que el 95% de los sismos ocurridos, suceden en las fases positivas de nuestra oscilación obtenida. Este resultado nos da un primer indicativo que la actividad sísmica pudiera no ser un fenómeno caótico e impredecible, si no, ser un fenómeno con un comportamiento regular al cual se le pudiera estudiar y entender. Si bien, se formuló una hipótesis en este proyecto para asociar dicho resultado a lapsos de tiempo donde el fenómeno físico es la acumulación y liberación de energía en las placas tectónicas producto de sus movimientos e interacciones, es necesaria mayor investigación a futuro para confirmar o corregir esta hipótesis, incluso, llegar a una teoría más sólida sobre qué factor puede causar este comportamiento y que pueda vincularse a nuestra serie de tiempo para la periodicidad de 3 ± 1 años. Por esta razón, la implementación de este modelo empírico da un nuevo acercamiento de como analizar este tipo de fenómenos naturales.

Por parte del análisis espacial, la implementación de la función de densidad de probabilidad permitió encontrar las zonas geográficas dentro de México donde mayor se acumula la actividad sísmica. Siendo las costas de los estados de Guerrero, Oaxaca y Chiapas las zonas más sísmicamente activas, las cuales, ya son sumamente conocidas por parte de la comunidad científica en México.

Finalmente, por parte de la red neuronal LSTM, este fue el modelo que mejor se adaptó con nuestros datos, calculando valores futuros a partir del 2020 y hasta el 2025. Si bien los objetivos estaban cumplidos hasta el análisis temporal y espacial de sismos, el haber encontrado este tipo de patrón en la actividad sísmica de México, motivó a intentar desarrollar un pronóstico y observar cómo puede comportarse la serie de tiempo en años venideros, y ser de esta manera, un posible aviso ante la eminente aparición de un sismo de gran magnitud que pudiera causar daños en zonas vulnerables del país. El resultado que se obtuvo fue el inicio de una fase positiva para principios del año 2020 y que se mantendrá hasta principios del año 2022, y una segunda fase positiva para finales del año 2024. Queda esperar y observar si este pronóstico se cumple o si se deberá mejorar o implementar otros modelos que nos permitan estimar la actividad sísmica del país a futuro. El sismo del 23 de junio del 2020 con una magnitud de 7.5 mostró la eficacia del modelo del pronóstico propuesto en la presente tesis.

ANEXOS

Anexo 1

Características	ADXL335	ADXL337	ADXL354	ADXL206	ADXL313	ADXL344	ADIS16006
Número de ejes	3	3	3	2	3	3	2
Rango de medición	±3 g	±3 g	±8 g	±5 g	±4 g	± 16 g	± 5 g
Sensibilidad	300 mV/g	300 mV/g	100 mV/g	312 mV/g	128 LSB*/g	32 LSB/g	256 LSB/g
Ancho de Banda	1.6 kHz	1.6 kHz	1.5 kHz	400 Hz	1.6 kHz	1.6 kHz	2.25 kHz
Tipo de Salida	Analógica	Analógica	Analógica	Analógica	I ² C, SPI	I ² C, SPI	SPI
Voltaje de alimentación	1.8 V - 3.6 V	1.8 V - 3.6 V	2.25 V - 3.6 V	4.75 V – 5.25 V	2.0 V – 3.6 V	1.7 V – 2.75 V	3.0 V – 5.25 V
Corriente de operación	350 µA	350 µA	150 µA	700 µA	170 µA	140 µA	1.4 mA
Costo	\$49.40 MXN	\$32.59 MXN	\$529.29 MXN	\$10145.12 MXN	\$76.80 MXN	\$24.70 MXN	\$476.15 MXN

Tabla comparativa de diferentes acelerómetros disponibles. Fuente: (Analog Devices, 2020. Sitio Web: <https://www.analog.com/en/parametricsearch/11175#/>).

*LSB: bit menos significativo (LSB o Least Significant Bit, por sus siglas en inglés).

Anexo 1 (Continuación)

Características	ADS1115	ADS8167	ADS8924B	ADS1602	ADS9120
Resolución (Bits)	16	16	16	16	16
Canales de entrada	4	8	1	1	1
Frecuencia de Muestreo (Máxima)	0.86 kSPS*	500 kSPS	250 kSPS	2500 kSPS	2500 kSPS
Arquitectura	Delta-Sigma	SAR	SAR	Delta-Sigma	SAR
Tipo de entrada	Simple, Diferencial	Simple, Diferencial	Diferencial	Diferencial	Diferencial
Voltaje de alimentación	0 V – 5.5 V	0 V – 5.0 V	-5.0 V – +5.0 V	0 V – 4.6 V	-5.0 V - +5.0V
Corriente de operación (Máxima)	300 μ A	5 mA	3.5 mA	125 mA	6.75 mA
Temperatura de operación	-40 a +150 °C	-40 a +150 °C	-40 a +150 °C	-40 a 85 °C	-40 a 125 °C
Interfaz	I ² C	SPI	SPI	Serial	SPI
PGA**	Sí	No	No	No	No
Comparador	Sí	Sí	No	No	No
Oscilador	Sí	No	Sí	No	Sí
Costo	\$41.51 MXN	\$108.97 MXN	\$93.40 MXN	\$157.33 MXN	\$166.05 MXN

Tabla comparativa de diferentes convertidores Analógicos-Digitales. Fuente: (Texas Instrument, 2020. Sitio web: <https://www.ti.com/data-converters/adc-circuit/precision-adcs/overview.html>).

*SPS: Muestras por segundo (Samples Per Second por sus siglas en inglés)

**PGA: Amplificador de Ganancia Programable (Programmable Gain Amplifier por sus siglas en inglés)

Anexo 2

/*Código para la programación del sistema instrumental*/

```
#include <SPI.h>      //Bibliotecas a utilizar
#include <SD.h>
#include <Wire.h>
#include <Adafruit_ADS1015.h>

Adafruit_ADS1115 ads; //Seleccionamos la versión de 16 bits
float voltajex = 0.0; //Se declaran los ejes de medición del acelerómetro
float voltajey = 0.0;
float voltajez = 0.0;
const int chipSelect = 4;

void setup()
{
  /*Inicializamos el convertidor ADS1115*/
  ads.setGain(GAIN_ONE); //Ganancia unitaria
  ads.SampleRate(SAMPLE_128, 128); //128 muestras por segundo
  ads.begin();

  /*Inicializamos el datalogger*/
  while (!Serial) {
    ;
  }

  Serial.print("Iniciando arjeta SD ...");
  if (!SD.begin(chipSelect)) {
    Serial.println("Fallo en tarjeta, o no hay tarjeta");
    return;
  }
  Serial.println("Tarjeta lista.");
}

void loop()
{
  //Se inicializan los canales analógicos

  int16_t adc0, adc1, adc2;
  adc0 = ads.readADC_SingleEnded(0);
  adc1 = ads.readADC_SingleEnded(1);
```



```
adc2 = ads.readADC_SingleEnded(2);
```

```
/*Se realiza la conversión de valores lógicos a voltaje*/
```

```
voltajex = (adc0*0.125)/1000;
```

```
voltajey = (adc1*0.125)/1000;
```

```
voltajez = (adc2*0.125)/1000;
```

```
/*Se realiza la conversión de voltaje a g's*/
```

```
float gx=(voltajex-1.63)/0.343;
```

```
float gy=(voltajey-1.6152)/0.3368;
```

```
float gz=((voltajez-1.6218)/0.3411)-1;
```

```
/*Se manda la instrucción al datalogger para capturar los datos*/
```

```
String dataString = "";
```

```
dataString += String (gx, 4) + String(",") + String (gy, 4) + String (",") + String (gz,  
4) ; //El numero 4 indica la cantidad de decimales a registrar
```

```
File dataFile = SD.open("DATAS.txt", FILE_WRITE);
```

```
if (dataFile) {
```

```
dataFile.println(dataString);
```

```
dataFile.close();
```

```
Serial.println(dataString);
```

```
}
```

```
else {
```

```
Serial.println("error opening datalog.txt");
```

```
}
```

```
}
```

REFERENCIAS

Introducción

- [1] Wegener, A. (1912). Die Entstehung der Kontinente. Petermanns Geographische Mitteilungen, 58(4), 185-195 [Referencia Original]. Traducción castellana y [notas] de Cándido Manuel García Cruz., Enseñanza de las Ciencias de la Tierra, 2012 (20.1), pp - 27-63, ISSN: 1132-9157.
- [2] Adhikari, B., Dahal, S., Karki, M. et al., (2020). Application of wavelet for seismic wave analysis in Kathmandu Valley after the 2015 Gorkha earthquake, Nepal. Geoenviron Disasters 7, 2.

Capítulo 1

- [1] Allen, T.I., Wald, D.J., Hotovec, A.J., Lin, K., Earle, P.S., and Marano, K.D., (2008), An Atlas of ShakeMaps for selected global earthquakes: U.S. Geological Survey Open-File Report, 2008-1236, 35 p.
- [2] CENAPRED. (2016). ¿Cómo y por qué nace el #CENAPRED? 29 de marzo del 2020, de Centro Nacional de Prevención de Desastres Sitio web: <https://www.gob.mx/cenapred/articulos/como-y-por-que-nace-el-cenapred>
- [3] Cires. (2005-2020). CIRES, A. C. 29 de marzo del 2020, de CIRES a. c., Sitio web: http://www.cires.org.mx/cires_es.php
- [4] CICESE. (2017). Historia de la RSC. 29 de marzo del 2020, del Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada. Sitio web: <http://resnom.cicese.mx/sitio/>
- [5] Cordaro, Enrique & Venegas-Aravena, Patricio & Laroze, David. (2018). Latitudinal variation rate of geomagnetic cutoff rigidity in the active Chilean convergent margin. Annales Geophysicae, pp. 275-285.
- [6] Cruz Atienza, V. M. (2013). Los Sismos una amenaza cotidiana, 1ª ed., La caja de los cerillos ediciones. pp. 8-22.
- [7] David A. Novelo-Casanova, Jose Alvarez-Moctezuma. (1995). Times of increased probability of large earthquakes ($M_s \geq 7.5$) along the Mexican

subduction zone, *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, Volume 87, Issues 3–4, pp. 279-286.

- [8] Esteva, L. y Rosenblueth E., (1964). Espectro de temblores a distancias moderadas y grandes. *Boletín Sociedad Mexicana de Ingeniería Sísmica*, vol. 2, pp.1-18.
- [9] García Acosta, V. y Suárez Reynoso, G. (1996). *Los sismos en la historia de México* tomo I. México: FCE, UNAM, CIESAS, 1996., 718 pp.
- [10] Güralp. (s.f.). CMG-3T. 29 de marzo del 2020, de Güralp Systems Ltd Sitio web: <https://www.guralp.com/documents/DAS-030-0001.pdf>
- [11] Güralp. (s.f.). CMG-5T. 29 de marzo del 2020, de Güralp Systems Ltd Sitio web: <https://www.guralp.com/documents/DAS-050-0001.pdf>
- [12] Gutiérrez Martínez, C., Quaas Weppen, R., Ordaz Schroeder M., Guevara Ortíz, E., Muriá Vilá, D. y Krishna Singh, S. (2005). *SISMOS*. 5^{ta} ed. México: CENAPRED, pp. 28-35.
- [13] Hanks, T.C. y Kanamori, H. (1979). Moment magnitude scale, *J. Geophys. Res.*,84, 2348-2350.
- [14] II-UNAM. (2018). La Red Acelerográfica del IIUNAM (RAII-UNAM). 29 de marzo del 2020, de Instituto de Ingeniería de la UNAM Sitio web: <https://aplicaciones.iingen.unam.mx/AcelerogramasRSM/RedAcelerografica.aspx>
- [15] Kanamori, H. (1977). The energy released in earthquakes, *J. Geophys. Res.*,82, 2981-2987.
- [16] Keilis-Borok, V.I. and Kossobokov, V.G. (1986). Times of increased probability for the great earthquakes of the world. *Comput. Seismol.*, 19, pp. 48-58.
- [17] Keilis-Borok, V.I. and Kossobokov, V.G. (1990). Times of increased probability of strong earthquakes ($M > 7.5$) diagnosed by algorithm M8 in Japan and adjacent territories. *J. Geophys. Res.*, 95, pp. 12413-12422.
- [18] Keilis-Borok, V.I. and Rotwain, I.M. (1990). Diagnosis of time of increased probability of strong earthquakes in different regions of the world: algorithm Cn. *Phys. Earth Planet. Inter.*, 61, pp. 57-72.

- [19] Lomnitz Aronsfrau, Cinna. (1999). Los Temblores, Primera edición, Consejo Nacional para la Cultura y las Artes. pp 4-5.
- [20] Matos Moctezuma, Eduardo. (2015). El decir de las piedras. Discurso de ingreso a la Academia Mexicana de la Lengua. Arqueología Mexicana, 134, pp. 22-33.
- [21] Medina Martínez, Francisco. (2003). Sismicidad y volcanismo en México, 2ª ed. México: FCE, SEP, CONACyT, pp. 41-47.
- [22] Nava, A. (2002). Terremotos. 4ª ed. México: FCE, SEP, CONACyT. 158 pp.
- [23] Nava, A. (2003). La inquietante superficie terrestre. 3a ed. México: FCE, SEP, CONACyT. pp. 31-49.
- [24] Novelo Casanova, D. A. (2005). The forecasting of the 1995 Colima-Jalisco, Mexico, earthquake (Mw=8): A case history, Geofísica Internacional, 44, 341-346.
- [25] Novelo-Casanova, D. A., Alvarez-Moctezuma, J. (1995). Times of increased probability of large earthquakes ($M_s \geq 7.5$) along the Mexican subduction zone, Physics of the Earth and Planetary Interiors, Volume 87, Issues 3-4, Pages 279-286.
- [26] Pavón Rodríguez, V.M. (1999). LOS TEMBLORES DE LA TIERRA. El poder destructor de los sismos y los volcanes. Instituto mexicano del cemento y del concreto, Primera edición. pp. 105-113.
- [27] Richter, C. (1958). Elementary Seismology. W. H. Freeman Co., EUA, 768 pp.
- [28] Servicio Sismológico Nacional. (2019). Estaciones Sismológicas. 01 de abril del 2020, de UNAM Sitio web: <http://www.ssn.unam.mx/acerca-de/estaciones/>
- [29] Silva, L. M. (2019). CRÓNICA DE SEIS SIGLOS DE SISMOS EN MÉXICO: lecciones aprendidas y perspectiva. 1ª ed., Ciudad de México: Asociación Mexicana de Instituciones de Seguros A.C., 331 pp.
- [30] Streckeisen. (2019). STS-2.5, 29 de marzo del 2020, de Streckeisen Seismic Instrumentation Sitio web: <https://streckeisen.swiss/en/products/sts-2.5/>

- [31] Streckeisen. (s.f.). STS-2, 29 de marzo del 2020, de Streckeisen Seismic Instrumentation Sitio web: <https://streckeisen.swiss/en/products/sts-2/>
- [32] Suteau, A.M. y Whitcomb, J. H. (1979). A local earthquake coda magnitude and its relation to duration, moment M_0 , and local Richter magnitude M_l , Bull. Seismol. Soc. Am., 69, 353-368.
- [33] Tarbuck, E. J. y Lutgens, F. K. (2010). Ciencias de la tierra. Una introducción a la geología física vol. 1. Madrid, España: Pearson Educación S.A. 57-61.
- [34] Tarbuck, E.J. y Lutgens, F.K. (2010). Los terremotos. En Ciencias de la Tierra. Una introducción a la geología física vol. 2. Madrid, España: Pearson Educación S.A., 329-357.
- [35] UV. (2020). Observatorio Sinológico y Vulcanológico-Antecedentes. 23 de marzo del 2020, de Universidad Veracruzana Sitio web: <https://www.uv.mx/osv/>
- [36] Wallace, T. & Helmberger, Don & Engen, Gladys. (1983). Evidence of tectonic release from underground nuclear explosions in long-period P waves. Bull. seism. Soc. Am. 73., pp. 593-613.
- [37] Wang, Kelin & Chen, Qi-fu & Sun, Shihong & Wang, Andong. (2006). Predicting the 1975 Haicheng Earthquake. Bulletin of the Seismological Society of America. 96. 757-795.

Capítulo 2

- [1] Chui, C. K., (1992). An Introduction to Wavelets, Academic Press, San Diego, ISBN 0-585-47090-1.
- [2] Daubechies, I. (1990): The wavelet transform time-frequency localization and signal analysis. IEEE Trans. Inform. Theory, 36, pp. 961-1004.
- [3] Daubechies, I. (1992), Ten Lectures on Wavelets, Philadelphia, PA: Society for Industrial and Applied Mathematics (SIAM), pp. 1-16.
- [4] Farge, M. (1992). "Wavelet Transforms and Their Application to Turbulence", Ann. Rev. Fluid. Mech., 24, pp. 395-457.

- [5] Gabor, D. (1947). "Theory of Communication," IEEE, vol.93, no.26, Part III, pp. 429-457.
- [6] Gabor, D. (1953). "Communication theory and physics," in Transactions of the IRE Professional Group on Information Theory, vol. 1, no. 1, pp. 48-59.
- [7] Grattan-Guinness, I. (2005). Landmarks Writings in Western Mathematics 1640-1940, Elsevier: Amsterdam, pp. 354–365.
- [8] Hwei P. H., (1973), Análisis de Fourier, N. York: Fondo Educativo Interamericano, pp. 71-78.
- [9] Kaiser, G., (1994). A Friendly Guide to Wavelets. EE. UU.: Birkhäuser, 300 pp.
- [10] Kamen, E. W., Heck, B. S., (2008). Fundamentos de señales y sistemas usando la WEB y MATLAB, 3ª ed., Mexico: Pearson Educación, pp. 166-215.
- [11] Mallat, S., (2009), A wavelet Tour of Signal Processing. The Sparse Way, 3ª ed., EE. UU: ELSEIVER, pp. 92-101.
- [12] Morlet J, Arens G, Fourgeau E, and Giard D., (1982). " Wave propagation and sampling theory—Part II: Sampling theory and complex waves". Geophysics, 47(2), 222-236.
- [13] Morlet J, Arens G, Fourgeau E, and Glard D, (1982). " Wave propagation and sampling theory—Part I: Complex signal and scattering in multilayered media". Geophysics, 47(2), 203-221.
- [14] Nava, A. (2013), Procesamiento de Series de tiempo, 2ª ed., México: FCE, SEP, CONACyT, pp. 11-23.
- [15] Oppenheim, A. V., Willsky, A. S., Nawab, S.H., (1997). Señales y sistemas. México: Prentice-Hall, pp. 195-201.
- [16] Parameswariah, C. and Cox, M. (2002). "Frequency characteristics of wavelets". IEEE Transactions on Power Delivery. Vol. 17, pp. 800-804.
- [17] Torrence, C. y G. P. Compo. (1998). A practical guide to wavelet analysis. Bull. Amer. Meteor. Soc., 79, 61–78.
- [18] Velasco Herrera, Victor Manuel & Perez-Peraza, Jorge & Soon, W. & Márquez-Adame, J.C. (2017). The Quasi-Biennial Oscillation of 1.7 years in Ground Level Enhancement Events. New Astronomy, 60, pp. 7-13.

Capítulo 3

- [1] Adafruit. (2018). Adafruit Analog Accelerometer Breakouts. 11 de marzo del 2020, de Adafruit Industries Sitio web: <https://learn.adafruit.com/adafruit-analog-accelerometer-breakouts/downloads>
- [2] Adafruit. (2019). Adafruit 4-Channel ADC Breakouts. 11 de marzo del 2020, de Adafruit Industries Sitio web: <https://learn.adafruit.com/adafruit-4-channel-adc-breakouts/downloads>
- [3] Adafruit. (2019). Micro SD Card Breakout Board Tutorial. 11 de marzo del 2020, de Adafruit Industries Sitio web: <https://learn.adafruit.com/adafruit-micro-sd-breakout-board-card-tutorial/download>
- [4] Adafruit. (2020). Micro SD Card Breakout Board. 10 de abril del 2020, de Adafruit Industries Sitio web: <https://learn.adafruit.com/adafruit-micro-sd-breakout-board-card-tutorial/introduction>
- [5] ADATA. (2020). microSDHC Class 4. 10 de abril del 2020, de ADATA Sitio web: <https://www.adata.com/es/specification/118>
- [6] Analog Devices. (2010). ADXL335. 11 de Marzo del 2020, de Analog Devices Sitio web: <https://www.analog.com/en/products/adxl335.html>
- [7] Analog Devices. (2020). Accelerometers, Analog Devices Inc., Sitio Web: <https://www.analog.com/en/parametricsearch/11175#/>
- [8] Anónimo. (s.f.). GY-61. 11 de marzo del 2020, de alldatasheet.com Sitio web: <https://www.alldatasheet.com/datasheet-pdf/pdf/1181923/ETC/GY-61.html>
- [9] Arduino. (2020). ARDUINO UNO REV3. 10 DE MARZO DEL 2020, de ARDUINO Sitio web: <https://store.arduino.cc/usa/arduino-uno-rev3>
- [10] Bañuelos Saucedo, M. A. (2018). “Implementación de un sistema de medición y registro de datos con reloj en tiempo real y almacenamiento en tarjeta microSD”. En Pistas Educativas Vol. 40, no. 130. Instituto Tecnológico de Celaya. Págs. 330-346.
- [11] BK PRECISION. (2001). El Manual de la Instrucción. 11 de marzo del 2020, de BK Precision 2190B Sitio web: <https://www.bkprecision.com/support/downloads/manuals/es.html>

- [12] Corona Ramírez, G., Abarca Jiménez, L., Griselda S. y Mares Carreño, J. (2014). Sensores y actuadores: aplicaciones con Arduino. Distrito Federal, MÉXICO: Grupo Editorial Patria. pp: 98 - 100.
- [13] Gonzales Rodríguez, I. (2018). Configuración implementación y medición de la calidad de un sistema de captación de señales basado en Arduino (tesis de fin de carrera para obtener el grado de ingeniería industrial). Universidad Politécnica de Madrid, España.
- [14] GWInSTEK. (2001). GFG-8250A. 11 de marzo del 2020, de GWInSTEK Sitio web: <https://www.gwinstek.com/en-GB/products/detail/GFG-8200A>
- [15] Kaiser, A. (2017). Kaikoura quake produced strongest ground shaking in NZ, new research shows - 10/04/2017. 09 de abril del 2020, de GNS Science Sitio web: <https://www.gns.cri.nz/Home/News-and-Events/Media-Releases/strongest-ground-shaking-in-NZ>
- [16] Leens, F. (2009). An introduction to I2C and SPI protocols. IEEE Instrumentation & Measurement Magazine, 12(1), 8-13. doi:10.1109/MIM.2009.4762946.
- [17] Microchip. (2015). ATmega328P. 12 de marzo del 2020, de Macrochip Sitio web: <https://www.microchip.com/wwwproducts/en/ATmega328P>
- [18] NXP. (2014). I2C-bus specification and user manual. NXP Semiconductors.
- [19] Pallas Areny, R. (1993). Conceptos fundamentales de adquisición de señales. Barcelona: Marcombo Editores, pp. 421.
- [20] Pallás Areny, R. (2005). Sensores y Acondicionadores de Señal. 4ta Ed., Editorial Marcombo, pp: 54-68.
- [21] Pavón Rodríguez, V. M. (1998). LOS TEMBLORES DE TIERRA. El poder destructor de los sismos y los volcanes. 1ª ed. México: IMCYC. 219 pp.
- [22] Texas Instruments. (2009). ADS1115. 09 de marzo del 2020, de Texas Instruments Incorporated Sitio web: <http://www.ti.com/product/ADS1115?keyMatch=ADS1115&tisearch=Search-EN-everything&usecase=part-number>
- [23] Usach, M. (2015). AN-1248 Application Note. SPI Interface. Analog Devices Inc., 8 pp.

- [24] Wald, D.J., Quitoriano, V., Heaton, T.H., and Kanamori, H. (1999). Relationship between Peak Ground Acceleration, Peak Ground Velocity, and Modified Mercalli Intensity in California: *Earthquake Spectra*, v. 15, no. 3, p. 557-564.

Capítulo 4

- [1] García, V. y Suárez, G. (1996). *Los sismos en la historia de México tomo I*. México, D.F.: Fondo de Cultura Económica, 718 pp.
- [2] Google. (2007). Google My Maps. 21 de marzo del 2020, de Google Inc. Sitio web: www.google.com/intl/es ES/maps/about/mymaps/
- [3] Grinsted, A., J. C. Moore, S. Jevrejeva. (2004), Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series, *Nonlin. Process. Geophys.*, 11, pp. 561-566.
- [4] Medina Martínez, Francisco. (2003). *Sismicidad y volcanismo en México*, 2ª ed. México: FCE, SEP, CONACyT, pp. 41-47.
- [5] Servicio Sismológico Nacional. (s. f.). Magnitud de un sismo. 23 de marzo del 2020, UNAM Sitio web: <http://www.ssn.unam.mx/jsp/reportesEspeciales/Magnitud-de-un-sismo.pdf>
- [6] Servicio Sismológico Nacional. (1998-2020). Catálogo de sismos. 24 de febrero del 2020. UNAM, México. Sitio web: <http://www2.ssn.unam.mx:8080/catalogo/>
- [7] Servicio Sismológico Nacional. (2017). Reporte especial: Sismo de Tehuantepec (2017-09-07 23:49 Mw 8.2). 20 de Febrero del 2020, de UNAM, México Sitio web: <http://www.ssn.unam.mx/sismicidad/reportes-especiales/2017/SSNMX rep esp 20170907 Tehuantepec M82.pdf>
- [8] Tarbuck, E.J. y Lutgens, F.K. (2010). *Los terremotos*. En *Ciencias de la Tierra. Una introducción a la geología física vol. 2*. Madrid, España: Pearson Educación S.A., 329-357.
- [9] Torrence, C. y G. P. Compo. (1998). A practical guide to wavelet analysis. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 79, 61-78. URL: <http://atoc.colorado.edu/research/wavelets/>.
- [10] V.M. Velasco Herrera, G. Cordero. (2016). The variability of meteoroid falling. *Planetary and Space Science*, 131, 111-118.

- [11] V.M. Velasco Herrera, J. Pérez-Peraza, W. Soon, J.C. Márquez-Adame. (2018). The quasi-biennial oscillation of 1.7 years in ground level enhancement events. *New Astronomy*, 60, 7-13.
- [12] Yi Cao (2020). Probability Density Function (PDF) Estimator (V3.2) (<https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/19121-probability-density-function-pdf-estimator-v3-2>), MATLAB Central File Exchange. Retrieved March 23, 2020.

Capítulo 5

- [1] Baidyk T., Kussul E., (2009). *Redes neuronales, visión computacional y micromecánica*, Editoriales ITACA-UNAM, ISBN 978-607-2-00021-6, pp.158.
- [2] Baydyk T., Kussul E., Wunsch D., (2019). *Intelligent Automation in Renewable Energy*, Springer, ISBN: 978-3-030-02235-8, pp. 285.
- [3] Gers, F. A., Schmidhuber, J., & Cummins, F. (2000). Learning to Forget: Continual Prediction with LSTM. *Neural Computation*, 12(10), 2451–2471.
- [4] Gers, F., Schraudolph, N., Schmidhuber, J., (2002). Learning Precise Timing with LSTM Recurrent Networks. *Journal of Machine Learning Research*. 3. 115-143.
- [5] Greff K., Srivastava R., Koutník J., Steunebrink B. R., Schmidhuber J., (2015). "LSTM: A Search Space Odyssey". *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. 28 (10): 2222–2232.
- [6] Hochreiter, S., and Schmidhuber, J., (1997). "Long short-term memory." *Neural computation*. Vol. 9, Number 8, pp.1735–1780.
- [7] Mathworks. (2020). Time Series Forecasting Using Deep Learning. 25 de enero del 2020, de The MathWorks, Inc. Sitio web: <https://la.mathworks.com/help/deeplearning/ug/time-series-forecasting-using-deep-learning.html;jsessionid=ea94badd6a3e61da3fca3a4abf25>
- [8] Sak, H., Senior, A., Beaufays, F., (2014). "Long Short-Term Memory recurrent neural network architectures for large scale acoustic modeling". Archived from the original on 2018-04-24.