

UNIVERSIDAD DE CIENCIAS Y ARTES DE CHIAPAS

INSTITUTO DE INVESTIGACIÓN EN GESTIÓN DE RIESGOS Y CAMBIO CLIMÁTICO

MAESTRÍA EN GESTIÓN DE RIESGOS Y CAMBIO CLIMÁTICO

TESIS

“Análisis de los registros sísmicos del CMVS”

PRESENTA:

OMAR SÉNECA FALCÓN

DIRECTOR:

DR. OSCAR ALBERTO CASTRO ARTOLA

ASESORES:

DRA. ERICKA ALINNE SOLANO HERNANDEZ

DR. ARTURO IGLESIAS MENDOZA

CORREO: omarsenecafalcon@gmail.com





UNIVERSIDAD DE CIENCIAS Y ARTES DE CHIAPAS

SECRETARÍA ACADÉMICA DIRECCIÓN DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

Tuxtla Gutiérrez, Chiapas a 04 de agosto de 2025

Oficio No. SA/DIP/0863/2025

Asunto: Autorización de Impresión de Tesis

C. Omar Séneca Falcón

CVU: 1159201

Candidato al Grado de Maestro en Gestión de Riesgos y Cambio Climático

Instituto de Investigación en Gestión de Riesgos y Cambio Climático

UNICACH

Presente

Con fundamento en la opinión favorable emitida por escrito por la Comisión Revisora que analizó el trabajo terminal presentado por usted, denominado **Análisis de registros sísmicos del CMVS** cuyo Director de tesis es el Dr. Oscar Alberto Castro Artola (CVU: 393279) quien avala el cumplimiento de los criterios metodológicos y de contenido; esta Dirección a mi cargo autoriza la impresión del documento en cita, para la defensa oral del mismo, en el examen que habrá de sustentar para obtener el Grado de Maestro en Gestión de Riesgos y Cambio Climático.

Es imprescindible observar las características normativas que debe guardar el documento impreso, así como realizar la entrega en esta Dirección de un ejemplar empastado.

Atentamente
"Por la Cultura de mi Raza"

Dra. Dulce Karol Ramírez López
DIRECTORA



**DIRECCIÓN DE
INVESTIGACIÓN Y POSGRADO**

C.c.p. **Dra. Sandra Urania Moreno Andrade**, Directora del Instituto de Investigación en Gestión de Riesgos y Cambio Climático, UNICACH. Para su conocimiento.
Mtra. Ana Lucía López Pimentel, Coordinadora del Posgrado, Instituto de Investigación en Gestión de Riesgos y Cambio Climático, UNICACH. Para su conocimiento
Archivo/minutario.

EPL/DKRL/igp/gtr



2025, Año de la mujer indígena
Año de Rosario Castellanos

Ilustración: Noé Zenteno



Ciudad Universitaria, libramiento norte
poniente 1150, col. Lajas Maciel C.P. 29035
Tuxtla Gutiérrez, Chiapas, México
investigacionposgrado@unicach.mx

Dedicatoria

A mis padres, por su apoyo y amor incondicional

A mi abuelo, siempre por creer en mi

Agradecimientos

Al Instituto de Gestión de Riesgos y Cambio Climático (IIGERCC) adscrito a la Universidad de Ciencias y Artes de Chiapas (UNICACH), por la oportunidad de cursar la maestría en Gestión de Riesgos y Cambio Climático con orientación en Sismología.

Al Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnologías (CONAHCYT), por la beca otorgada sin la cual no hubiera sido posible el desarrollo de este proyecto.

A mi director, el Dr. Oscar Alberto Castro Artola, por su respaldo y guía, por confiar en mí y brindarme las oportunidades de desarrollarme académica y profesionalmente.

A la Dra. Ericka Alinne Solano Hernández por los consejos, por la orientación en el uso software especializado y sus enriquecedoras anotaciones.

Al Dr. Arturo Iglesias Mendoza, por recibirme con los brazos abiertos y apoyarme a lo largo de mi estancia en el SSN, por darme la preparación y las herramientas para el desarrollo de este proyecto.

Al personal del SSN y del Instituto de Geofísica, por su amistad y por hacerme sentir en casa desde el primer día, por su paciencia y disponibilidad para resolver mis dudas e inquietudes y por todas las buenas experiencias compartidas.

A mis compañeros de maestría, por su hospitalidad y camaradería, por ser una inspiración y un ejemplo a seguir.

Al personal administrativo del IIGERCC, por su guía en los procesos necesarios para el buen término de mis estudios de maestría.

INDICE

INDICE

RESUMEN	1
I.- INTRODUCCIÓN	4
II.- ANTECEDENTES	6
III.- OBJETIVOS	9
IV.- MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL	10
4.1.- ¿Qué es un sismo?	10
4.2.- Ondas sísmicas	10
4.3.- Fallas	13
4.4.- Estaciones Raspberry Shake	15
V.- MÉTODOS	16
5.1.- Métodos de detección automática de eventos sísmicos	16
5.1.1.- Algoritmo de detección automática STA/LTA	16
5.1.2.- STA/LTA Clásico	18
5.1.3.- STA/LTA Recursivo	18
5.1.4.- STA/LTA Retardado	20
5.1.5.- Z detector	20
5.1.6.- PhaseNet	20
5.1.7.- EQTransformer	21
5.1.8 SeisBench	21
5.2.- Métodos de localización de eventos	22
5.2.1.- Localización con una estación	23

5.3.- Magnitudes sísmicas	25
VI. METODOLOGÍA	27
6.1.- Descarga de datos sísmicos del servidor del Centro de Monitoreo Vulcanológico y Sismológico (CMVS)	29
6.2.- Procesamiento de los datos	29
6.3.- Selección de algoritmo de STA/LTA	30
6.4.- Detección de posibles eventos con el algoritmo de STA/LTA	32
6.5.- Conversión y registro de los datos sísmicos a los directorios en Seisan	34
6.6.- Picados de ondas P y S y cálculo de magnitud	34
6.7.- Comparación de métodos de detección basados en modelos de aprendizaje profundo: PhaseNet y EQTransformer	35
6.8.- Comparativa de resultados calculados con SENSI con los resultados obtenidos con STA/LTA	37
VII. RESULTADOS	40
7.1.- Comparativa de algoritmos basados en STA/LTA	40
7.2.- Localización de eventos detectados con STA/LTA Clásico	43
7.3.- Comparativa de detecciones obtenidas con algoritmos de aprendizaje automático	46
7.4.- Resultados del cálculo de la sensibilidad de la red de estaciones	49
VIII. DISCUSIÓN	52
8.1.- Efectividad de detección de diferentes algoritmos basados en STA/LTA	52
8.2.- Rendimiento de STA/LTA frente a algoritmos de aprendizaje automático	53
8.3.- Desempeño de la red de estaciones del CMVS	54
IX. CONCLUSIONES	56
X. LITERATURA CITADA	58

Índice de tablas

Tabla 1.-	Combinación de polaridades y casos donde es necesario agregar 180 al cálculo del azimut	24
Tabla 2 .-	Estaciones empleadas para la detección de eventos de baja magnitud.	28
Tabla 3 .-	Parámetros óptimos para cada uno de los algoritmos resultantes de las pruebas realizadas.	32
Tabla 4 .-	Parámetros empleados por SENSI con una corta explicación	38
Tabla 5 .-	Evaluación del desempeño de los algoritmos basados en STA/LTA	41
Tabla 6 .-	Parámetros empleados en PhaseNet y EQTransformer.	46
Tabla 7 .-	Valores de detección obtenidos con PhaseNet y EQTransformer	47
Tabla 8 .-	Evaluación del desempeño de los métodos PhaseNet y EQTransformer medido a través de F1-Score	48

Índice de figuras

Figura 1.-	Características tectónicas principales en Chiapas y áreas circundantes	7
Figura 2.-	Representación de las deformaciones en el material causadas por las ondas P y S	11
Figura 3.-	Representación de las deformaciones de la roca causadas por las ondas Rayleigh y Love	12
Figura 4.-	Diagramas de tipos de fallas	14
Figura 5.-	Evento detectado por el algoritmo Classic STA/LTA ocurrido el 25 de enero del 2021 a las 07:10:02 (Hora UTC)	17
Figura 6.-	Localización de un sismo utilizando la distancia del evento a las estaciones	23
Figura 7.-	Ejemplo de los primeros movimientos de la onda P en registros de 3 componentes	24
Figura 8.-	Mapa de la red de estaciones del SSN y CMVS.	27

Figura 9.-	Registro sísmico de una hora	29
Figura 10.-	Sismo de magnitud 1.0 ocurrido el 08 de febrero del 2021 a las 01:15:57 (Hora UTC)	31
Figura 11.-	Diagrama del programa desarrollado para la detección de posibles eventos con el algoritmo de STA/LTA	32
Figura 12.-	Picados de ondas P y S	35
Figura 13.-	Comparativa de detecciones de algoritmos basados en STA/LTA	40
Figura 14.-	Eventos detectados por el algoritmo STA/LTA Clásico. El tamaño de los eventos es correspondiente a su magnitud	43
Figura 15.-	Eventos de magnitud 1.0 Mc detectados por el algoritmo STA/LTA Clásico	44
Figura 16.-	Sismicidad histórica (2011-2021) en la zona de estudio	45
Figura 17.-	Comparativa de detecciones obtenidas por STA/LTA Clásico y los métodos EQTransformer y PhaseNet	46

Figura 18.-	Mapa de sensibilidad de la red del CMVS y del SSN para la detección de eventos. La sismicidad mostrada fue detectada con STA/LTA.	49
Figura 19.-	Mapa de sensibilidad de la red del CMVS y del SSN para la localización de eventos. La sismicidad mostrada fue detectada con STA/LTA.	50
Figura 20.-	Mapas de eventos detectados con PhaseNet y EQTransformer	51
Figura 21.-	Falso positivo registrado por STA/LTA	52

RESUMEN

El objetivo de este proyecto fue evaluar el desempeño de una red de estaciones sísmicas de bajo costo (Raspberry Shake), implementada por el Centro de Monitoreo Vulcanológico y Sismológico (CMVS) en Chiapas, México, a través de la detección y caracterización de sismicidad de baja magnitud ($M < 3.5$) en una región que presenta diversas fuentes sismogénicas, lo que la hace importante para el monitoreo sísmico.

El trabajo empleó un enfoque metodológico integral que combinó algoritmos tradicionales de detección automática, basados en STA/LTA (Short-Term Average/Long-Term Average), con algoritmos modernos de aprendizaje automático (PhaseNet y EQTransformer) estos últimos a través del entorno de desarrollo de SeisBench. Para ello, se descargaron los datos correspondientes al periodo del 18 de enero del 2021 al 28 de febrero del 2021, los cuales fueron segmentados en ventanas de 3600 segundos, para optimizar el análisis, normalizados y filtrados por un pasa bandas entre 1.0 a 9.0 Hz, rango óptimo para la detección de sismos locales según pruebas preliminares.

La detección automática de los eventos se realizó mediante la implementación comparativa de cuatro variantes del algoritmo STA/LTA (Clásica, Recursiva, Retardada y Z-Detector). Cada algoritmo fue calibrado para optimizar su sensibilidad a eventos de baja magnitud, determinando parámetros clave como la duración de las ventanas de análisis y los umbrales de activación y desactivación. Posteriormente, se aplicaron los modelos de aprendizaje profundo PhaseNet y EQTransformer, cuyos umbrales de probabilidad fueron configurados para la identificación de fases sísmicas de eventos de baja intensidad.

Los resultados demostraron que el algoritmo STA/LTA Clásico presentó un mejor desempeño teniendo un balance entre sensibilidad y precisión superior a las demás variantes, detectando 132 nuevos eventos no reportados por el Servicio Sismológico Nacional, cuyas magnitudes oscilaron entre los $1.0 \leq M_c \leq 3.2$. Por otro lado, los modelos de PhaseNet y EQTransformer mostraron mayor precisión en la identificación de fases sísmicas, permitiendo la detección de 192 nuevos eventos en conjunto, 139 de PhaseNet y 53 de EQTransformer, a costa de una sensibilidad menor en comparación con los métodos tradicionales.

El análisis de localización reveló que la mayoría de los eventos detectados correspondían a sismos someros (profundidades menores a 50 km), distribuidos principalmente en zonas asociadas a la provincia de fallas transformantes y a la provincia de fallas inversas, ubicadas al noroeste y noreste del estado, respectivamente, y en una menor medida a la falla Tonalá. Se evaluó la sensibilidad de la red mediante el programa SENSI cuyo resultados coincidieron en la capacidad de la red de detectar y localizar eventos, aunque presentando algunas discrepancias en el rango de magnitudes que se pueden identificar, ya que los resultados empíricos demostraron que se podían registrar eventos de magnitudes inferiores a las calculadas por el programa.

ABSTRACT

The objective of this project was to evaluate the performance of a low-cost seismic station network (Raspberry Shake) deployed by the Volcanological and Seismological Monitoring Center (CMVS) in Chiapas, Mexico. The study focused on detecting and characterizing low-magnitude seismicity ($M < 3.5$) in a region with diverse seismogenic sources, making it critical for seismic monitoring.

The methodology integrated traditional automated detection algorithms (STA/LTA – Short-Term Average/Long-Term Average) with modern machine learning models (PhaseNet and EQTransformer) using the SeisBench framework. Data from January 18 to February 28, 2021, were segmented into 3600 second windows to optimize analysis, then normalized and bandpass-filtered (1.0–9.0 Hz), this been the optimal range for local earthquake detection based on preliminary tests.

Automated event detection was performed using four STA/LTA algorithm variants (Classic, Recursive, Delayed, and Z-Detector), each calibrated to enhance sensitivity to low-magnitude events by adjusting key parameters like window lengths and activation/deactivation thresholds. Subsequently, the deep learning models PhaseNet and EQTransformer were applied, with probability thresholds configured for low-magnitude phase identification.

Results showed that the Classic STA/LTA demonstrated the most favorable trade-off between detection sensitivity and event precision. It detected 132 new events unreported by the National Seismological Service (SSN), with magnitudes ranging from $1.0 \leq M_c \leq 3.2$. In contrast, PhaseNet and EQTransformer achieved higher phase-picking precision, jointly detecting 192 new events (139 by PhaseNet, 53 by EQTransformer), though with slightly lower sensitivity than traditional methods.

Location analysis revealed that most detected events were shallow (depths < 50 km), clustered primarily in regions associated with transform and reverse fault provinces (northwest and northeast of the state, respectively), and minimally near the Tonalá fault. Network sensitivity was assessed using the SENSI program, whose results aligned with the network's empirical detection/location capabilities—though empirical data showed the network could record events of lower magnitudes than those predicted by SENSI.

I.- INTRODUCCIÓN

“El estudio de los fenómenos físicos siempre ha cautivado al ser humano, ya sea por sus espectaculares demostraciones de fuerza, por los hermosos escenarios o por las consecuencias que estos generan.” (Castro Artola, 2013¹⁰).

En tiempos recientes, las capacidades destructivas y transformantes que tienen los movimientos telúricos, así como sus consecuencias, no solo físicas sino también sociales, se han hecho más evidentes, demostrando la importancia y necesidad del estudio del fenómeno sísmico.

El estado de Chiapas al sureste de México conforma un territorio con tectónica compleja y alta actividad sísmica. La interacción entre las placas tectónicas de Cocos, Norteamérica y el Caribe, así como la deformación activa de la corteza terrestre dentro de Chiapas, determina una variedad de fuentes sismogénicas de distintas características. La tectónica regional está controlada por la subducción de la placa de Cocos bajo la placa de Norteamérica y el contacto lateral izquierdo de Cocos con la placa del Caribe a lo largo del sistema de fallas Motagua-Polochic. Este entorno tectónico implica la ocurrencia de sismos generados por distintas fuentes y con diferente distribución de esfuerzos.

El alto nivel de acoplamiento entre las placas de Cocos y Norteamérica en Chiapas determina una fuente capaz de producir grandes terremotos de empuje superficial ($M_w > 7.5$, $h < 50$ km). El bloque de Cocos subducido constituye otra fuente de terremotos de falla normal importantes y más profundos (profundidad mayor a > 50 km) que también pueden producir altas aceleraciones del suelo, además, en el interior de Chiapas se han identificado diferentes fallas potencialmente activas (Rodríguez & García, 2019³³).

El Centro de Monitoreo Vulcanológico y Sismológico (CMVS) perteneciente al Instituto de Investigación en Gestión de Riesgos y Cambio Climático (IIGERCC) adscrito a la Universidad de Ciencias y Artes de Chiapas (UNICACH) en Tuxtla Gutiérrez, Chiapas, implementó una extensión de la red con estaciones sísmicas de bajo costo Raspberry Shake para obtener una mayor capacidad de detección, sin embargo, es importante conocer las limitantes que este tipo de equipos pueden llegar a tener.

El objetivo del presente estudio es analizar los datos sísmicos obtenidos por la red de estaciones mencionadas a través del desarrollo de un sistema de detección automática basado en un algoritmo de tipo STA/LTA (Trnkoczy, 2012⁴¹) con el objetivo de conocer el desempeño de estos equipos al analizar sismicidad de baja magnitud. Además, servirá para calibrar los sistemas automáticos. Finalmente, los resultados del sistema de detección son comparados con los obtenidos con algoritmos de inteligencia artificial PhaseNet (Zhu & Beroza, 2018⁴⁵), EQTransformer (Mousavi *et al*, 2020²⁷) a través del conjunto de herramientas para el aprendizaje automático en sismología SeisBench (Woollam *et al*, 2022⁴⁴).

II.- ANTECEDENTES

El estado de Chiapas está localizado en un punto triple formado por las placas tectónicas de Cocos, Norteamérica, y el Caribe. La placa de Cocos se subduce bajo las placas de Norteamérica y el Caribe a una tasa de convergencia de 75 y 68 mm/año, respectivamente (DeMets *et al.*, 1990¹¹; DeMets 2001¹²). La zona de contacto entre Cocos-Norteamérica y Cocos-Caribe tiene lugar cerca de la costa, formando una característica morfológica importante conocida como la Fosa Mesoamericana o por sus siglas en inglés *Middle America Trench* (MAT). Esta se extiende paralela a la costa del Pacífico, desde el sur de México hasta Centroamérica. Su profundidad es de aproximadamente 5000 metros frente a las costas de Oaxaca y Chiapas, llegando a los 6500 metros en las costas de Guatemala. La placa de Cocos presenta dos ángulos de subducción distintos, divididos por la cresta de Tehuantepec de 400 km de longitud con dirección Noreste-Suroeste (Manea *et al.*, 2013²⁴). Alrededor de los 50 km de profundidad, el ángulo de buzamiento cambia de 30 – 35° en el área del Istmo de Tehuantepec hacia el noroeste a 40-45° hacia el sureste debajo del estado de Chiapas (Havskov *et al.*, 1982²¹; Burbach *et al.*, 1984⁸; Pardo y Suarez 1995³⁰; Rebollar *et al.*, 1999³²; Bravo *et al.*, 2004⁷). El límite de la placa de Norteamérica y el Caribe es impulsado hacia la costa por el sistema de fallas Motagua-Polochic que se extienden por más de 200 km a través de Guatemala (Authemayou *et al.*, 2011⁴; Rodríguez y García, 2019³³).

La región del sureste ha sido dividida en varias provincias tectónicas (p. ej. Sánchez-Montes de Oca, 1979; Meneses-Rocha, 2001²⁵), Figura 1, siendo estas de sur a norte: macizo de Chiapas, provincias de fallamiento inverso y de deslizamiento, las cuencas terciarias del Istmo, Comalcalco y Macuspana y la plataforma de Yucatán. El Macizo de Chiapas está formado por rocas metamórficas del Paleozoico (Sedlock *et al.*, 1993³⁹) atravesadas por cuerpos intrusivos granitoides de diferentes edades hasta el Plioceno (Pantoja-Alor *et al.*, 1974³¹; Burkart and Scotese, 1990⁹; Meneses-Rocha 2001²⁵). En el margen norte del Macizo se sobreponen rocas sedimentarias del Mesozoico mientras que el margen sur es controlado por la zona de falla de Tonalá (Guzmán-Speziale y Molina-Garza, 2012¹⁸; Molina-Garza *et al.*, 2015²⁶). En el extremo sureste del macizo de Chiapas se encuentra el volcán Tacaná, el

primero de una serie de volcanes que forma el Arco Volcánico Centroamericano (Rodríguez y García, 2019³³).

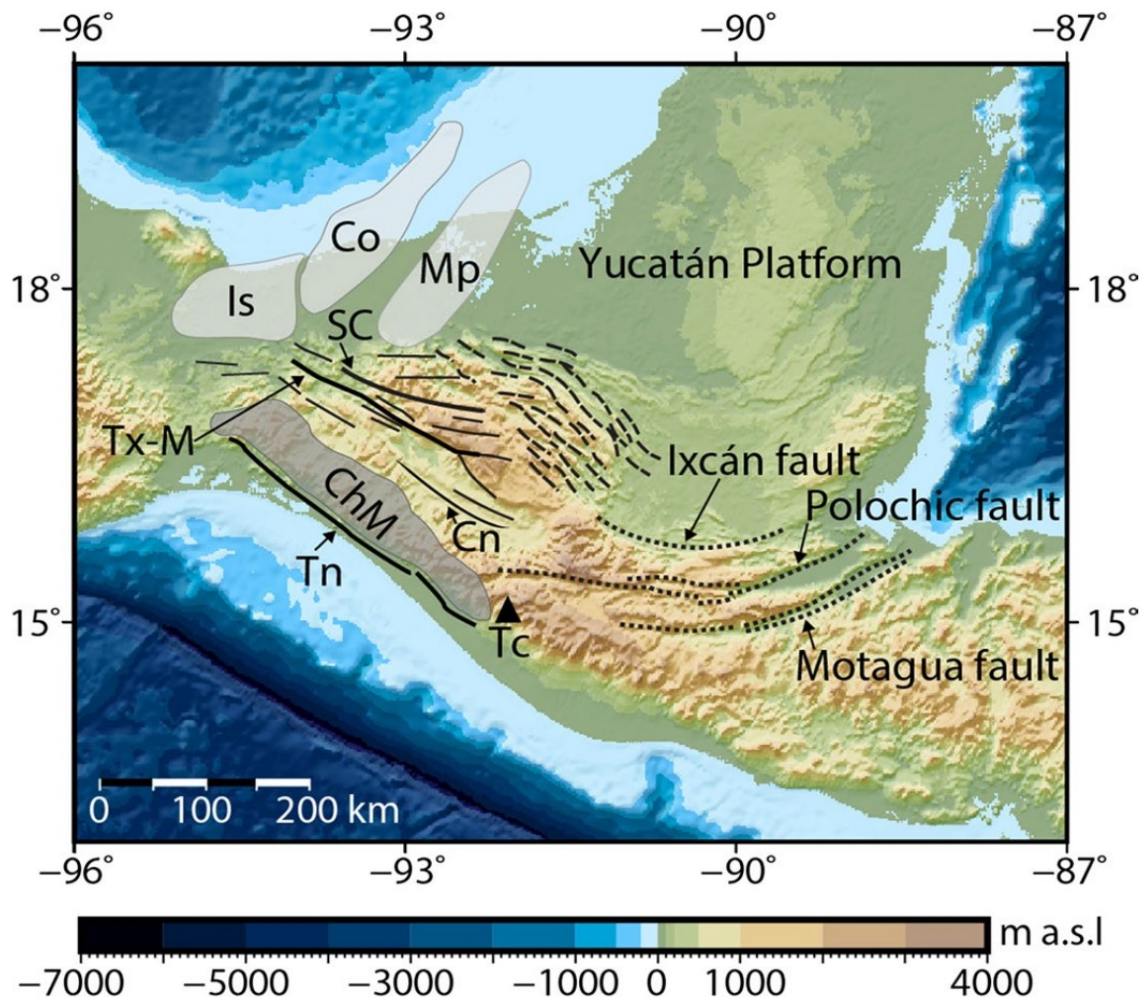


Figura 1.- Características tectónicas principales en Chiapas y áreas circundantes . Is - Cuenca salina del Istmo; Co - Cuenca de Comalcalco; Mp - Cuenca de Macuspana; SC - Falla de San Cristóbal; Tx-M - Falla de Tuxtla-Malpaso; Cn - Falla de Concordia; ChM - Macizo de Chiapas; Tn - Falla de Tonalá; Tc - Volcán Tacaná.(Rodríguez y García, 2019)

Las provincias de fallamiento inverso y transformante comprenden la parte central de Chiapas y están formadas por rocas sedimentarias del Mesozoico y Cenozoico. La provincia de fallamiento transformante ha estado sujeta a regímenes transtensiles y transpresivos desde el Paleoceno, produciendo una región morfoestructural de bloques tectónicos delimitados por fallas transformantes de este-oeste a sureste-noroeste (Sánchez-Montes de

Oca, 1979; Guzmán-Speziale y Meneses-Rocha, 2000¹⁹; Guzmán-Speziale, 2010¹⁷; Padilla y Sánchez, 2007²⁹; Andreani *et al.*, 2008³; Rodríguez y García, 2019³³).

La provincia de fallamiento inverso está ubicada al este de la provincia de fallamiento transformante y forma una región de pliegue y cabalgamiento establecida desde el Mioceno hasta la actualidad (Andreani *et al.*, 2008³). Esta provincia es interpretada como un cruce de fallas entre dos principales sistemas de rumbo lateral izquierdo, la zona de falla Motagua-Polochic al este y la provincia de fallamiento transformante al oeste (Guzmán-Speziale y Meneses-Rocha, 2000¹⁹).

Las Cuencas Terciarias Salinas del Istmo, Comalcalco y Macuspana se encuentran al norte del Estado de Chiapas, hacia el golfo de México. En estas áreas se acumularon gruesos depósitos de sal durante el Jurásico y Cretácico (Salvador, 1991³⁷) durante un régimen extensional que duró hasta el Cuaternario. Mas hacia el noreste, una extensa plataforma carbonatada formada por rocas carbonatadas del Cretácico y Terciario conforma la plataforma de Yucatán (Ordoñez, 1936²⁸; Sánchez-Montes de Oca, 1979³⁸), la cual es la cuenca de antepaís de la sierra de Chiapas y el área tectónicamente más estable de la región (Rodríguez y García, 2019³³).

III.- OBJETIVOS

Objetivos generales:

- Diseño, configuración y comparación de sistemas de detección automática de eventos sísmicos.
- Detección y localización de eventos sísmicos de la red de estaciones del CMVS

Objetivos específicos:

- Identificar el umbral de detección mínimo de magnitud de eventos sísmicos del CMVS
- Detectar y localizar sismicidad de baja magnitud ($M < 3.5$)
- Desarrollo de un catálogo de eventos sísmicos
- Contrastar el catalogo de eventos sísmicos con el del SSN.
- Comparar el funcionamiento y desempeño del algoritmo de detección con algoritmos de aprendizaje automático

IV.- MARCO TEÓRICO CONCEPTUAL

4.1.- ¿Qué es un sismo?

Un sismo o terremoto puede describirse como la súbita liberación de esfuerzos acumulados a lo largo de una falla. Esto se da cuando dichos esfuerzos sobrepasan la resistencia elástica del medio y son liberados en forma de ondas sísmicas en todas las direcciones desde su origen o hipocentro (Havskov et al, 2010²²).

Comúnmente se producen por la actividad de fallas geológicas, aunque también pueden ocurrir por diversas causas, tales como procesos volcánicos, deslizamiento de suelos o generadas por el hombre al realizar detonaciones con explosivos con fines industriales (minería, hidrocarburos, construcción) o militares.

4.2.- Ondas sísmicas

Una onda es una perturbación física que transmite energía, cuando esta se transmite a las partículas vecinas y se propaga a través de un medio material, se denomina onda mecánica. Las ondas sísmicas son un tipo de onda mecánica, resultado de la repentina liberación de esfuerzos acumulados, que se propaga a través de medios elásticos (fluidos o sólidos) en la superficie e interior del planeta (Stein & Wysession, 2003).

Existen 2 tipos de ondas sísmicas:

- **Ondas de cuerpo**
- **Ondas superficiales.**

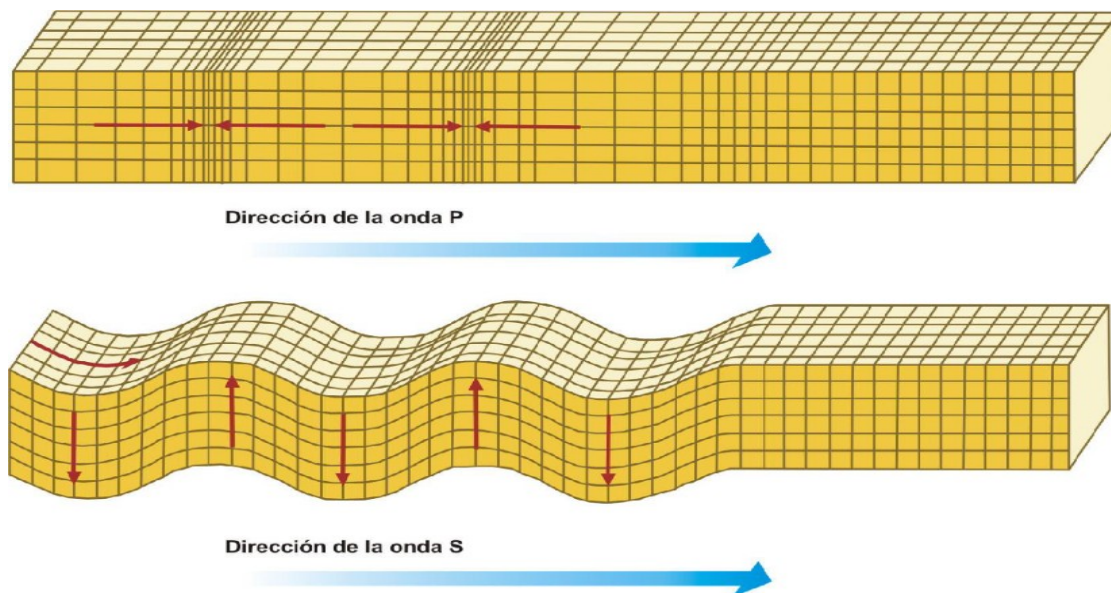


Figura 2.- Representación de las deformaciones en el material causadas por las ondas P y S (INPRES, 2022).

Ondas de cuerpo: Se caracterizan por propagarse al interior de los medios elásticos en forma de ondas longitudinales (en los sismogramas se les identifica como la fase P) o también como ondas transversales (en los sismogramas se les identifica como fase S), estas ondas son de periodo corto en comparación con las ondas superficiales.

Existen dos tipos de **ondas de cuerpo**:

Ondas P: Conocidas como ondas primarias, las ondas P se transmiten en la dirección de propagación (Bolt, 1999), generando una compresión y dilatación del material cuando estas pasan a través de él. Tienen una mayor velocidad con respecto a las ondas S y pueden atravesar materiales sólidos o líquidos. (INPRES, 2022).

Ondas S: Estas ondas involucran cizallamiento del material cuando estos pasan a través de él, pero sin cambiar su volumen (Fowler, 2005). Son más lentas que las ondas P, viajan solamente en sólidos. Producen un movimiento transversal, dicho de otro modo, es una deformación temporal perpendicular a la dirección en que se desplaza la onda, este movimiento se divide en 2, ondas polarizadas en dirección horizontal (**SH**) y en dirección vertical (**SV**). (INPRES, 2022).

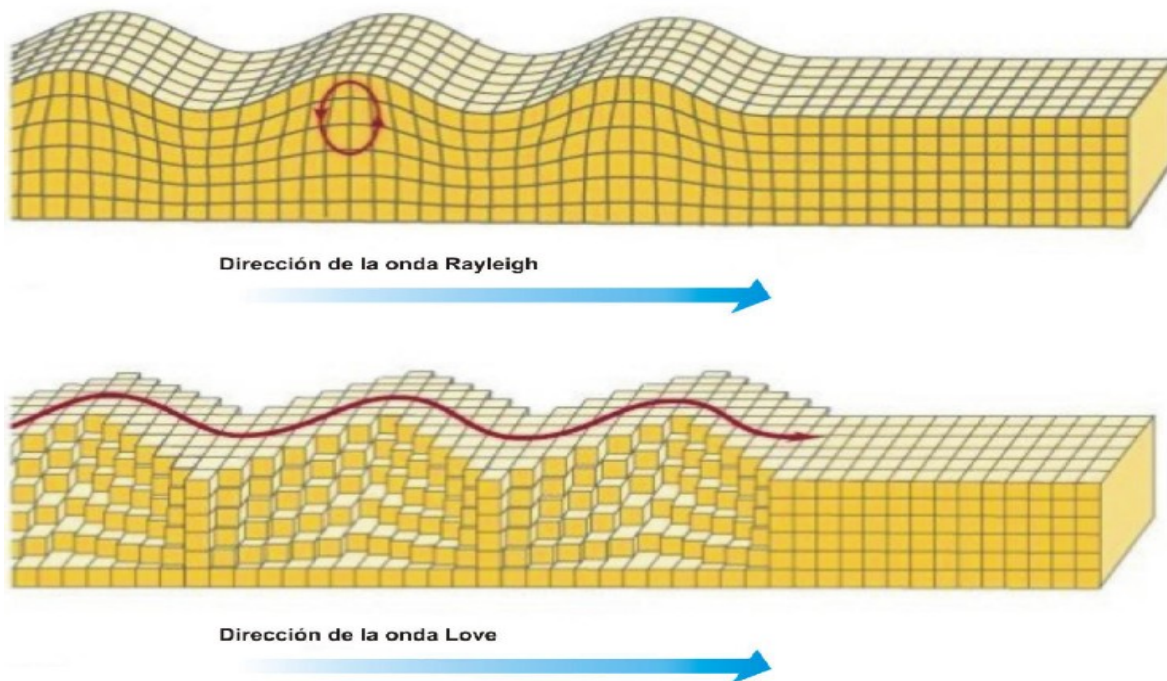


Figura 3.- Representación de las deformaciones de la roca causadas por las ondas Rayleigh y Love (INPRES, 2022).

Ondas superficiales: Son el resultado del acoplamiento de la energía que se produce debido a la superposición de las ondas internas al incidir en la superficie libre que representa el límite entre la corteza y el semiespacio, y a la existencia de una estratificación de la corteza cercana a la superficie. Este fenómeno hace que la energía se mantenga cerca de la superficie terrestre. Como resultado de esto, la misma se propaga en forma bidimensional y decae con la distancia r , aproximadamente a razón de $\frac{1}{r}$, a diferencia de las ondas tridimensionales (internas), cuya energía decae aproximadamente a una razón de $\frac{1}{r^2}$. Es por esto que, incluso a grandes distancias de la fuente, las amplitudes de las ondas superficiales resultan prominentes en los sismogramas (Stein & Wysession, 2003).

Otra característica de este tipo de ondas es que sus velocidades de propagación son menores a las de las ondas internas, por lo que siempre aparecen después de ellas en los

registros. Existen dos tipos de onda clasificadas según el movimiento que generan en las partículas del medio, las ondas Rayleigh y las ondas Love (Romero, 2021).

Ondas Rayleigh: Se generan en presencia de una superficie libre en un medio elástico debido a la superposición de ondas P y SV. El movimiento de las partículas siempre se da en un plano vertical paralelo a la dirección de propagación, es elíptico y retrógrado, y su amplitud decrece exponencialmente con la profundidad (Stein & Wysession, 2003).

Ondas Love: Se dan sólo cuando existe una capa de baja velocidad de onda por encima de un medio de mayor velocidad, algo que sucede en la corteza estratificada de la Tierra. Las ondas se generan por la superposición de las múltiples reflexiones de ondas SH entre la cima y la base de la capa de baja velocidad, por lo que el movimiento de las partículas queda contenido en el plano horizontal (Stein & Wysession, 2003).

4.3.- Fallas

Las fallas son fracturas en la corteza a lo largo de las cuales ha tenido lugar un movimiento o desplazamiento apreciable, este pudiendo ser lento y no producir sacudidas o ser una ruptura repentina y generar un sismo. Son discontinuidades que se forman debido a la fractura de grandes bloques de rocas en la corteza terrestre cuando las fuerzas tectónicas superan la resistencia de las rocas. Las fallas pueden variar de longitud de un par de metros hasta decenas de kilómetros.

La clasificación de las fallas depende principalmente de la geometría y dirección del deslizamiento relativo. El buzamiento o *dip* de una falla es el ángulo que forma la superficie de la falla con un plano horizontal y el rumbo o *strike* es la dirección de la línea de falla expuesta en la superficie del suelo con respecto al norte (Bolt, 2001).

Una falla *strike-slip*, de rumbo o transformante, implica un desplazamiento del medio lateralmente, paralelo al rumbo o *strike*, son típicas de límites transformantes de placas tectónicas. Si cuando nos encontramos en un lado de una falla y vemos que el movimiento en el otro lado es de izquierda a derecha, la falla es de rumbo lateral derecho. De manera similar, podemos identificar un deslizamiento de rumbo del lado izquierdo (Figura 4d).

Las fallas *dip-slip* o deslizamiento y buzamiento son aquellas en la que el movimiento es en gran medida paralelo al buzamiento de la falla y, por lo tanto, tienen componentes verticales de desplazamiento, entre estas se encuentran las fallas normales y las fallas inversas (Bolt, 2001).

Las fallas normales son aquellas en las que la roca sobre el plano de falla se mueve hacia abajo en relación con el plano de falla (Figura 4b).

Las fallas inversas son aquellas en las que la corteza sobre el plano de falla se mueve hacia arriba en relación con el plano de falla (Figura 4c).

En la mayoría de los casos, el deslizamiento en plano de falla es una mezcla de *dip-slip* y *strike-slip* y se denomina falla oblicua (Figura 4e-f).

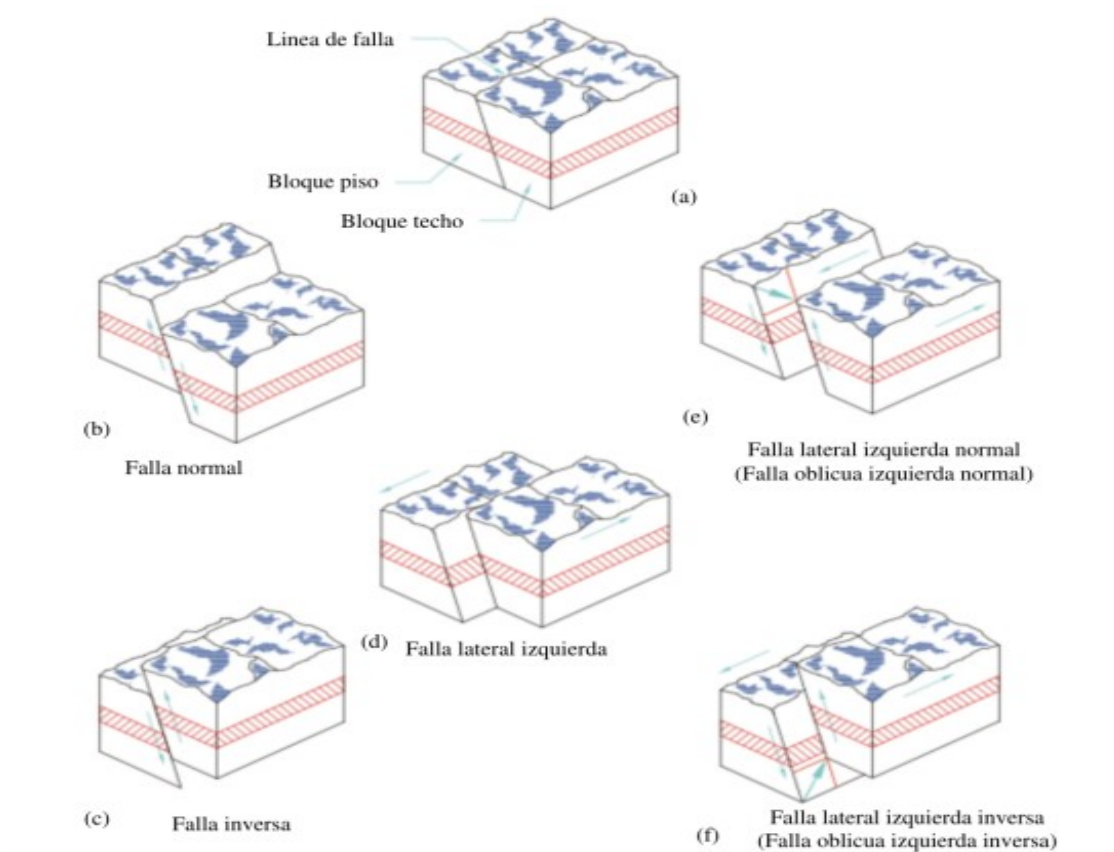


Figura 4.- Diagramas de tipos de fallas (Bolt, 2001)

4.4.- Estaciones Raspberry Shake

Los sensores *Raspberry Shake* son sismómetros de bajo costo o considerados bajo el concepto de *hágalo usted mismo* (DIY, por sus siglas en inglés de *Do-It-Yourself*), basados en las computadoras Raspberry Pi. Son ordenadores monoplaca u ordenadores de placa simple (SBC por las siglas del anglicismo *Single Board Computer*) de bajo costo desarrollados en el Reino Unido por la Fundación *Raspberry Pi*, su software es de código abierto, siendo su sistema operativo oficial una versión adaptada de Debian, denominada Raspberry Pi OS, aunque permite usar otros sistemas operativos, incluido una versión de Windows 10. En todas sus versiones está compuesto por un procesador Broadcom, memoria RAM, GPU, puertos USB, HDMI, Ethernet, 40 pines GPIO (desde la Raspberry Pi 2) y un conector para cámara. Cuentan con memoria extraíble, siendo en su primera versión una tarjeta SD y en ediciones posteriores una tarjeta MicroSD.

Los sensores fueron desarrolladas por el equipo de *Raspberry Shake S.A.* una empresa establecida en Panamá y fueron lanzados en julio del 2016.

Consisten en un geófono, una placa con el digitalizador *Shake Board* que se conecta a una Raspberry Pi modelo 3B+ la cual funciona con base en el sistema operativo propietario Shake OS con modificaciones en Linux.

V.- MÉTODOS

5.1.- Métodos de detección automática de eventos sísmicos

Existen diferentes algoritmos para la detección de eventos sísmicos, los más aceptados y utilizados son aquellos que comparan el valor promedio de un atributo o de una ‘función característica’ (Allen, 1982¹) de la señal en dos ventanas de tiempo diferentes, estos son denominados del tipo STA/LTA (promedio de ventana corta / promedio de ventana larga, Sabbione *et al*, 2011³⁶).

Bajo este concepto se desarrollaron diversos métodos, tales como el de Baer y Kradolfer (1987⁵), la rutina AUTOPIC presente en el programa SAC (Seismic Analysis Code, por sus siglas en inglés, Ruud y Husebye, 1992³⁵) y los incluidos en la librería ObsPy: *Delayed STA/LTA*, *Recursive STA/LTA*, *Z-Detect* y *Classic STA/LTA* (Allen, 1978²; Withers *et al*, 1998⁴³).

En tiempos más recientes y con el avance de la tecnología en inteligencia artificial, se han desarrollado algoritmos de aprendizaje automático para la detección de eventos y picado de fases, siendo algunos de ellos PhaseNet (Zhu y Beroza, 2018⁴⁵) y EQTransformer (Mousavi *et al*, 2020²⁷).

En este proyecto se realizó una comparación entre cada uno de los métodos basados en STA/LTA presentes en la librería ObsPy, siendo el de mejor resultados *Classic STA/LTA* y, a su vez, se compararon con los algoritmos de aprendizaje profundo PhaseNet y EQTransformer empleándolos a través del conjunto de herramientas para el aprendizaje automático en sismología SeisBench (Woollam *et al*, 2022⁴⁴).

5.1.1.- Algoritmo de detección automática STA/LTA

El algoritmo de STA/LTA (promedio de ventana corta / promedio de ventana larga) es ampliamente utilizado en sismología. Este calcula de manera continua los valores promedio de la amplitud absoluta de una señal sísmica en dos ventanas de tiempo móviles consecutivas. La ventana de tiempo corta (STA) es sensible a eventos sísmicos, mientras que la ventana de tiempo larga (LTA) proporciona información sobre la amplitud temporal del

ruido sísmico en el sitio. Cuando la relación entre ambas excede un valor preestablecido por el usuario, entonces se hace una detección (Trnkoczy, 2012⁴¹).

El proceso se lleva acabo de la siguiente manera:

- 1.- Se determina la amplitud absoluta de cada muestra de datos de la señal.
- 2.- Se estima el promedio de las amplitudes absolutas en las ventanas STA y LTA.
- 3.- Se calcula una relación de ambos valores, la relación STA/LTA.
- 4.- En cuanto la relación STA/LTA es superior el umbral de activación, se declara el posible inicio de un evento y cuando es inferior, el posible final de este.

La relación STA/LTA se compara continuamente con un valor umbral seleccionado por el usuario, denominado el umbral de activación. Si la relación supera este valor se emite una activación.

Cuando la relación STA/LTA actual cae por debajo de un parámetro definido por el usuario, referido como el umbral de desactivación STA/LTA, se emite una desactivación. Este umbral debe ser inferior, o en raras ocasiones igual al parámetro de activación STA/LTA (Trnkoczy, 2012⁴¹; Allen, 1982¹).

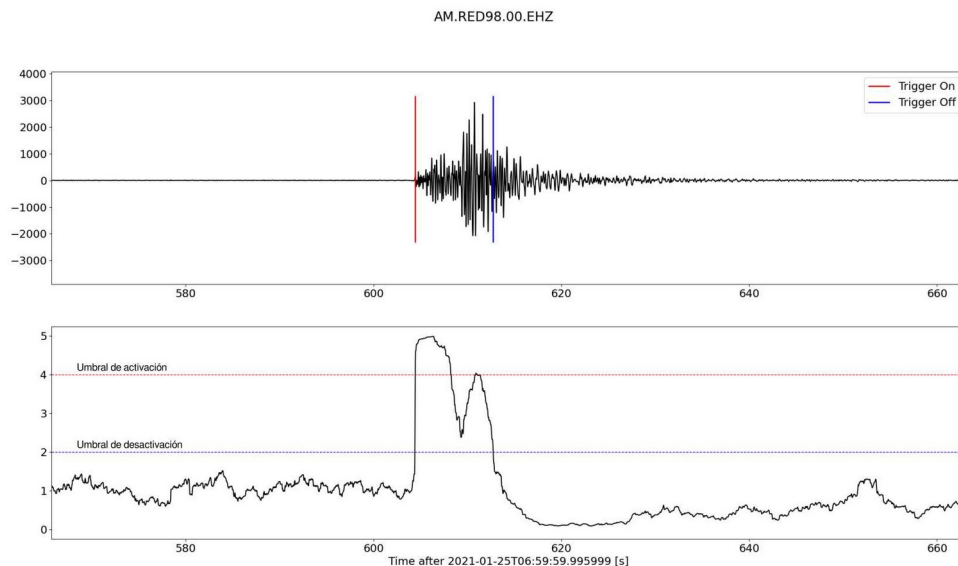


Figura 5.- Evento detectado por el algoritmo Classic STA/LTA ocurrido el 25 de enero del 2021 a las 07:10:02 (Hora UTC)

5.1.2.- STA/LTA Clásico

La idea detrás del método STA/LTA es simple, la relación STA/LTA se calcula continuamente en cada tiempo t para cada k -ésimo canal de datos como $R = \frac{STA}{LTA}$. (Armijos, 2021⁴⁷).

El valor STA mide el nivel de amplitud instantáneo de la señal sísmica y observa los eventos, mientras que el de LTA se encarga de la amplitud promedio actual del ruido sísmico. Cuando la relación R excede un umbral predeterminado por el usuario, inicia la detección de un evento. El disparador está activo hasta que la proporción disminuye por debajo de un umbral de desactivación o *detrigger*. Aunque el detector STA/LTA puede identificar los cambios de amplitud de manera efectiva, es menos preciso al reconocer las llegadas de fase (Wang & Zhao, 2017⁴⁹; Armijos, 2021⁴⁷).

5.1.3.- STA/LTA Recursivo

El primer paso consiste en el cálculo de las funciones características. Por lo general, estas son sensibles a los cambios en la energía, el contenido de frecuencia, la polarización u otras características de la señal en relación con el ruido de fondo en cada estación sísmica individual. Aquí se calculan dos funciones características, una primera sensible a la llegada de la onda P y una segunda sensible a la llegada de la onda S. Los datos sísmicos de tres componentes pueden verse como series de tiempo discretas. Luego se denota la componente Este con $x(j)$, la componente Norte con $y(j)$ y la Vertical con $z(j)$. El valor entero $j = 1$ es el índice de tiempo de la serie. Siguiendo el mismo enfoque propuesto por Grigoli *et al.*, la función característica CF^P (Ecuación 1) se define como la energía de la componente vertical de la traza sísmica (Armijos, 2021⁴⁷):

$$CF^P(j) = z^2(j) \quad (1)$$

Para calcular la función de características CF^S , primero calculamos las trazas analíticas de ambas componentes horizontales definidas en la Ecuación 2 y 3:

$$X(j) = x(j) + iH\{x(j)\} \quad (2)$$

$$Y(j) = y(j) + iH\{y(j)\} \quad (3)$$

Donde $i = \sqrt{-1}$ y H es la transformada de Hilbert. Entonces se puede calcular la matriz de covarianza instantánea $Q(j)$ como se muestra en la Ecuación 4.

$$Q(j) = \begin{pmatrix} X(j)\hat{X}(j) & X(j)\hat{Y}(j) \\ Y(j)\hat{X}(j) & Y(j)\hat{Y}(j) \end{pmatrix} \quad (4)$$

donde el sombrero $\hat{}$ denota conjugación compleja. Dado que la matriz $Q(j)$ es hermitiana, tiene, para cada muestra j , dos valores propios positivos reales λ_1 y λ_2 (con $\lambda_1 \geq \lambda_2$). Las funciones características S se definen entonces como se indica en la Ecuación 5:

$$CF^S(j) = \lambda_1(j)^2 + \epsilon \quad (5)$$

El término ϵ es un pequeño número positivo necesario para superar los problemas numéricos relacionados con el cálculo de STA/LTA cuando $\lambda_1(j)$ tiende a cero. Finalmente, calculamos el valor de STA/LTA usando las funciones CF^P y CF^S por separado. El algoritmo STA/LTA original de Allen *et al.* se modifica aquí, mediante la adopción de uno recursivo, que reduce los requisitos de memoria y resulta más suave que el STA/LTA estándar en ausencia de señal. Si denotamos como n_s y n_l el número de muestras de las ventanas de tiempo corto y largo, respectivamente, el algoritmo STA/LTA recursivo se describe mediante la Ecuación 6 y 7:

$$STA(j) = k_s [CF(j)] + (1 - k_s) STA(j-1) \quad (6)$$

$$LTA(j) = k_l [CF(j - n_s - 1)] + (1 - k_l) LTA(j-1) \quad (7)$$

donde el índice j varia en el rango entre $h = n_s + n_l$ y la última muestra n_m de la función característica (Grigoli *et al.*, 2014; Armijos, 2021⁴⁷).

5.1.4.- STA/LTA Retardado

El STA/LTA retardado proporciona picos en más fases que los otros métodos en el dominio del tiempo, pero su respuesta al ruido no es tan suave como el STA/LTA recursivo y los métodos de envolvente analítica.

5.1.5.- Z detector

El detector Z evalúa qué tan lejos están los datos de la media en términos de desviación estándar, cuenta con la capacidad de ajustarse automáticamente a la variabilidad del ruido de fondo. Sin embargo, aunque este algoritmo se adapta automáticamente al nivel de ruido de fondo, no mejora la capacidad de desactivar el sistema de registro sísmico después de la llegada de las ondas P (Sharma *et al*, 2010⁴⁸; Armijos, 2021⁴⁷).

5.1.6.- PhaseNet

PhaseNet es un algoritmo que usa una red neuronal profunda en un modelo de detección de terremotos desarrollado por Zhu y Beroza (2018)⁴⁵ en la Universidad de Stanford y su funcionamiento está basado en *Unet*, (Ronneberger *et al.*, 2015³⁴).

Esta es una arquitectura de red neuronal convolucional (CNN por sus siglas en inglés) desarrollada para la segmentación semántica de imágenes.

La segmentación semántica consiste en etiquetar cada píxel de una imagen con una clase correspondiente a lo que se está representando.

PhaseNet es una mejora de *Unet* para la selección de fases sísmicas en el campo de la sismología, fue entrenado con más de 600 000 formas de onda de sismos registrados por el Centro de Datos Sísmicos del Norte de California (*NCEDC* por sus siglas en inglés).

La duración de la ventana para los datos de entrenamiento fue de 30 segundos, con una frecuencia de muestreo de 100 Hz.

Además, se realizó un preprocesamiento de normalización a las formas de ondas, al aplicar este modelo al conjunto de prueba, se consideró verdadero un margen de error (diferencia del tiempo de detección entre la IA y el analista) de 0.5 segundos. (Jiang C *et al.*, 2021⁴⁶).

5.1.7.- EQTransformer

EQTransformer es un método de detección automática de señales sísmicas y un selector de fases (P y S), tiene una arquitectura jerárquica diseñada específicamente para este tipo de señales. Establecido por Mousavi y colaboradores en 2020²⁷ en la Universidad de Stanford (Mousavi *et al.*, 2020²⁷), se basa en la arquitectura *Transformer*, la cual es una red neuronal que emplea mecanismos de atención para procesar secuencia de datos.

Los mecanismos de atención son técnicas que permiten a la red enfocarse en diferentes partes de los datos de entrada mientras realiza una tarea, esto permite al modelo enfocarse en diferentes partes de la señal sísmica para identificar eventos y sus posibles fases.

Fue entrenado utilizando el conjunto de datos STanford EArthquake Dataset (STEAD) que contiene datos de aproximadamente 850 000 terremotos (Mousavi *et al.*, 2020²⁷). La longitud de la forma de onda fue de 60 segundos, con una frecuencia de muestreo de 100 Hz y los datos de entrenamiento fueron preprocesados mediante un filtrado pasabandas de 1.0 - 45.0 Hz. Al aplicar este modelo al conjunto de pruebas STEAD, se consideró un margen de error de menos de 0.5 segundos como verdadero. (Jiang C *et al.*, 2021⁴⁶).

5.1.8 SeisBench

SeisBench es un marco de trabajo diseñado para facilitar la investigación y el desarrollo en el campo de la sismología computacional con un enfoque principal en la aplicación de modelos de aprendizaje automático (*machine learning*) para el análisis de datos sísmicos. SeisBench proporciona herramientas y conjuntos de datos estandarizados para entrenar, evaluar y/o comparar modelos de aprendizaje automático en diversas tareas sismológicas, tales como la estimación de parámetros de fuente, magnitud y predicción del movimiento del suelo. Aunque los modelos actualmente incluidos se relacionan específicamente con la detección de eventos y selección de fases. Finalmente, SeisBench es adecuado para tareas sismológicas basadas en el análisis de formas de onda (Woollam *et al.*, 2022⁴⁴).

5.2.- Métodos de localización de eventos

La localización de un sismo está definida por el hipocentro y el tiempo de origen. El hipocentro es la localización física del evento, con una longitud, latitud y la profundidad bajo la superficie (Fehler, 2009¹⁵). El epicentro es la proyección del hipocentro en la superficie de la Tierra. La distancia epicentral D es la distancia desde el epicentro hasta la estación. Esta se puede estimar calculando la diferencia en el tiempo de llegada de las dos fases sísmicas P y S a la estación, t_P y t_S respectivamente, y utilizando la velocidad de propagación conocida de cada fase, siendo:

$$t_S - t_P = \left(D/V_S \right) - \left(D/V_P \right) = D(V_P - V_S)/V_S V_P \quad (8)$$

donde V_P y V_S son las velocidades de las ondas P y S, respectivamente y D es la distancia epicentral. Suponiendo que el medio de propagación es un sólido de Poisson y la velocidad aproximada en la corteza de las ondas P de 6.0 km/s, se obtiene que:

$$D = (t_S - t_P) V_P / (\sqrt{3} - 1) \text{ ó } D = 8(t_S - t_P) \text{ km} \quad (9)$$

Una vez teniendo la distancia aproximada al evento (D), el epicentro se encontrará en la circunferencia de un círculo proyectado cuyo centro es la estación (ST1) y el radio la distancia al evento (Figura 6.a), de manera que al proyectar círculos en diferentes estaciones cuyos radios sean las distancias del evento a estas, se obtendrá una localización aproximada del epicentro (Figura 6.b).

Si los datos fueran exactos y las velocidades fueran perfectamente conocidas, los círculos se interceptarían en la ubicación del epicentro.

Sin embargo, debido a la heterogeneidad del medio y, en algunas ocasiones, a la calidad de los datos, esto no ocurre. Por ello, se considera que el sismo se localiza en la región donde los círculos están más cerca de interceptarse (Fehler, 2009¹⁵).

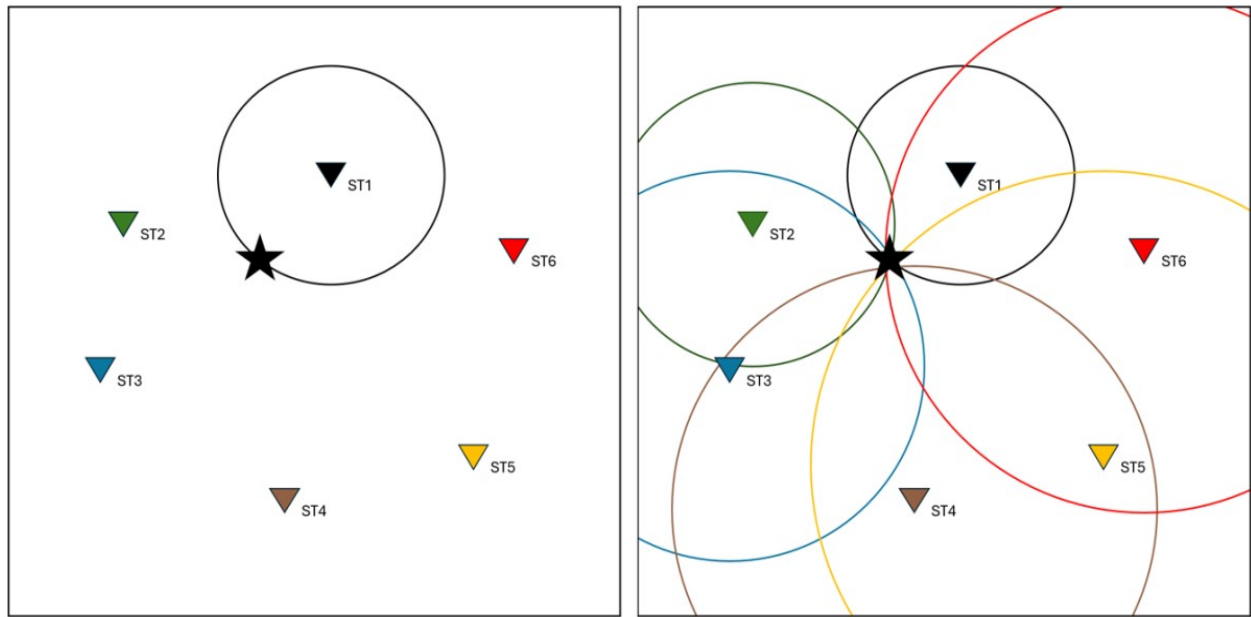


Figura 6.- Localización de un sismo utilizando la distancia del evento a las estaciones, estimada a partir de la diferencia en los tiempos de llegada de las fases P y S (Elaboración propia).

5.2.1.- Localización con una estación

En general, los epicentros se determinan utilizando el mayor número posible de tiempos de arribo de las diferentes estaciones sísmicas disponibles. No obstante, se puede localizar un evento utilizando una sola estación de 3 componentes. Dado que las ondas P están polarizadas vertical y radialmente, el vector de amplitud de la onda P se puede utilizar para calcular el azimut inverso, (Figura 7). Este se refiere a la dirección desde el epicentro del sismo hacia la estación, expresado en grados desde el norte geográfico y en el sentido de la agujas del reloj. La componente radial de P se registra en los 2 sismómetros horizontales, norte y este, y la relación de las amplitudes A_N/A_E en las componentes horizontales se puede utilizar para calcular el azimut posterior a su llegada, Az siendo

$$Az = \tan^{-1} A_N / A_E \quad (10)$$

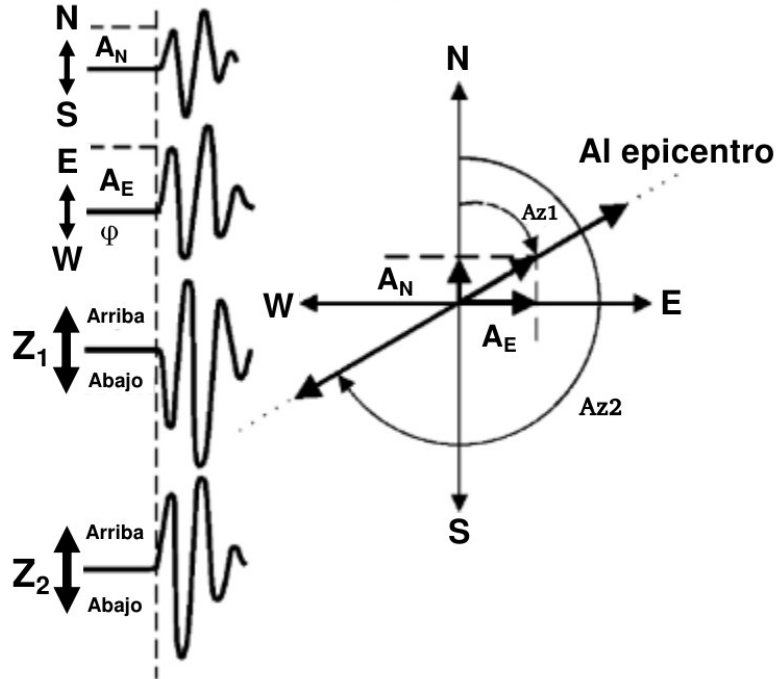


Figura 7.- Ejemplo de los primeros movimientos de la onda P en registros de 3 componentes , a partir del cual el azimut inverso Az puede ser obtenido. Az1 corresponde a un primer movimiento hacia abajo (Z1) en la componente vertical y Az2 a un primer movimiento hacia arriba (Z2)(Bormann, 2002).

Existe una ambigüedad de 180° , esta se ve determinada por la polaridad del primer movimiento de la componente vertical (Z), dado que si el primer movimiento es generado por una onda de compresión (hacia arriba) esta se aleja del epicentro y si es de dilatación (hacia abajo) se acerca al epicentro, lo que en combinación con las componentes horizontales, (Tabla 1), Norte (N) y Este (E) permite determinar si es necesario la suma de 180° al azimut resultante de la Ecuación 10. (Havskov *et al*, 2010²²).

Z	+	-	+	-	+	-	+	-
N	+	+	-	-	-	-	+	+
E	+	+	+	+	-	-	-	-
Sumar	180°	0	0	180°	0	180°	180°	0

Tabla 1.- Combinación de polaridades y casos donde es necesario agregar 180 al cálculo del azimut (Havskov *et al*, 2010²²)

Una vez obtenida la dirección de la fuente sísmica, se calcula su distancia (D) a la estación, usando la Ecuación 9. La distancia se obtiene de la diferencia en el tiempo de arribo de las fases P y S ($t_s - t_p$), asumiendo una velocidad constante de las ondas y que el medio se comporta como un sólido de Poisson. A partir de esto, se tiene:

$$D = 8(t_s - t_p) \text{ km} \quad (11)$$

Finalmente, al contar con el azimut (Az) y la distancia del evento a la estación (D), se obtiene una aproximación al epicentro midiendo la distancia a lo largo del azimut (Havskov *et al*, 2010²²).

5.3.- Magnitudes sísmicas

La magnitud es una medida cuantitativa de la energía liberada por sismo en formas de ondas elásticas. Calcular la magnitud es una tarea básica y esencial de cualquier red sismológica tanto a nivel global como local (Havskov *et al.*, 2010²²).

Debido a la variación local en la atenuación y de la posición de la estación con respecto al patrón de radiación de la fuente, pueden ocurrir alteraciones en las amplitudes medidas, lo que lleva a una notoria variabilidad en las estimaciones de magnitud en las estaciones individuales. Debido a esto la magnitud es revisada y calculada varias veces en las primeras horas después de un terremoto (Havskov *et al.*, 2010²²).

A continuación, se describirán las escalas de magnitud más comunes:

Magnitud local (M_L): Siendo una modificación de la magnitud Richter, es una escala logarítmica que cuantifica la energía liberada por un terremoto, fue propuesta por Charles F. Richter en 1935, para la zona sur de California y se define como:

$$M_L = \log(A) + Q_d(\Delta) \quad (12)$$

Donde A es la máxima amplitud en un sismograma Wood-Anderson, $Q_d(\Delta)$ es una función de corrección de distancia y Δ es la distancia epicentral. Cabe mencionar que la función de corrección de distancia fue originalmente definida para el sur de California.

Para poder usar la escala M_L con otros instrumentos diferentes al sismógrafo Wood-Anderson se debe llevar a cabo una calibración, la práctica más común es generar una traza de desplazamiento en la banda de frecuencia de 2 a 20 Hz y medir la amplitud máxima, para hacerlo con mayor precisión se debe utilizar una respuesta instrumental similar a la del sismógrafo Wood-Anderson, esto se logra con un filtro pasa altas de Butterworth de 2 polos a 2.0 Hz (Havskov et al, 2010²²).

Magnitud coda (M_c): Es la magnitud más simple para usar en terremotos locales. Las ondas coda son ondas dispersadas y radiadas desde el hipocentro del terremoto y son las ultimas señales en ser registradas. Una definición común de la longitud de coda (t_{coda}) es la duración total en segundos del registro del terremoto desde el inicio de P hasta el final de la señal, definido como el punto donde no se observa señal por encima del ruido de fondo (Havskov et al., 2010²²).

La magnitud de coda depende del criterio de selección utilizado por el analista, ya que no existe una definición bien establecida sobre cómo, aunque el criterio comúnmente utilizado es identificar el final del eventos sísmico donde el nivel de señal es igual al nivel de ruido (Havskov et al., 2010²²).

Magnitud de momento (M_w): Es una escala de magnitud desarrollada por Hanks y Kanamori en 1979²⁰ y está definida de acuerdo con la forma estándar recomendada por la Asociación Internacional de Sismología y Física del Interior de la Tierra (IASPEI, por sus siglas en inglés), por la ecuación:

$$M_w = 2/3 \log M_0 - 6.07 \quad (13)$$

Donde el momento sísmico M_0 es una medida directa del tamaño de la ruptura (producto del área de ruptura por el desplazamiento estático promedio medido y el coeficiente de la roca), se expresa en dinas-cm. El momento sísmico M_0 se puede determinar mediante la inversión del tensor de momento (para eventos moderados a grandes) o el análisis espectral (Havskov et al., 2010²²).

VI. METODOLOGÍA

En este proyecto, el interés principal es evaluar la capacidad de detección de la red de estaciones Raspberry Shake del CMVS en conjunto con las estaciones de banda ancha del Servicio Sismológico Nacional (SSN), (Tabla 2).

Aunque originalmente la ubicación de las estaciones era frente a la costa, por otras necesidades fueron reubicadas cerca del Volcán Chichonal, (Figura 8), donde se encontraban durante el periodo evaluado. Sin embargo, está contemplado dentro del plan de desarrollo de la red volver a instalarlas en la ubicación inicial.

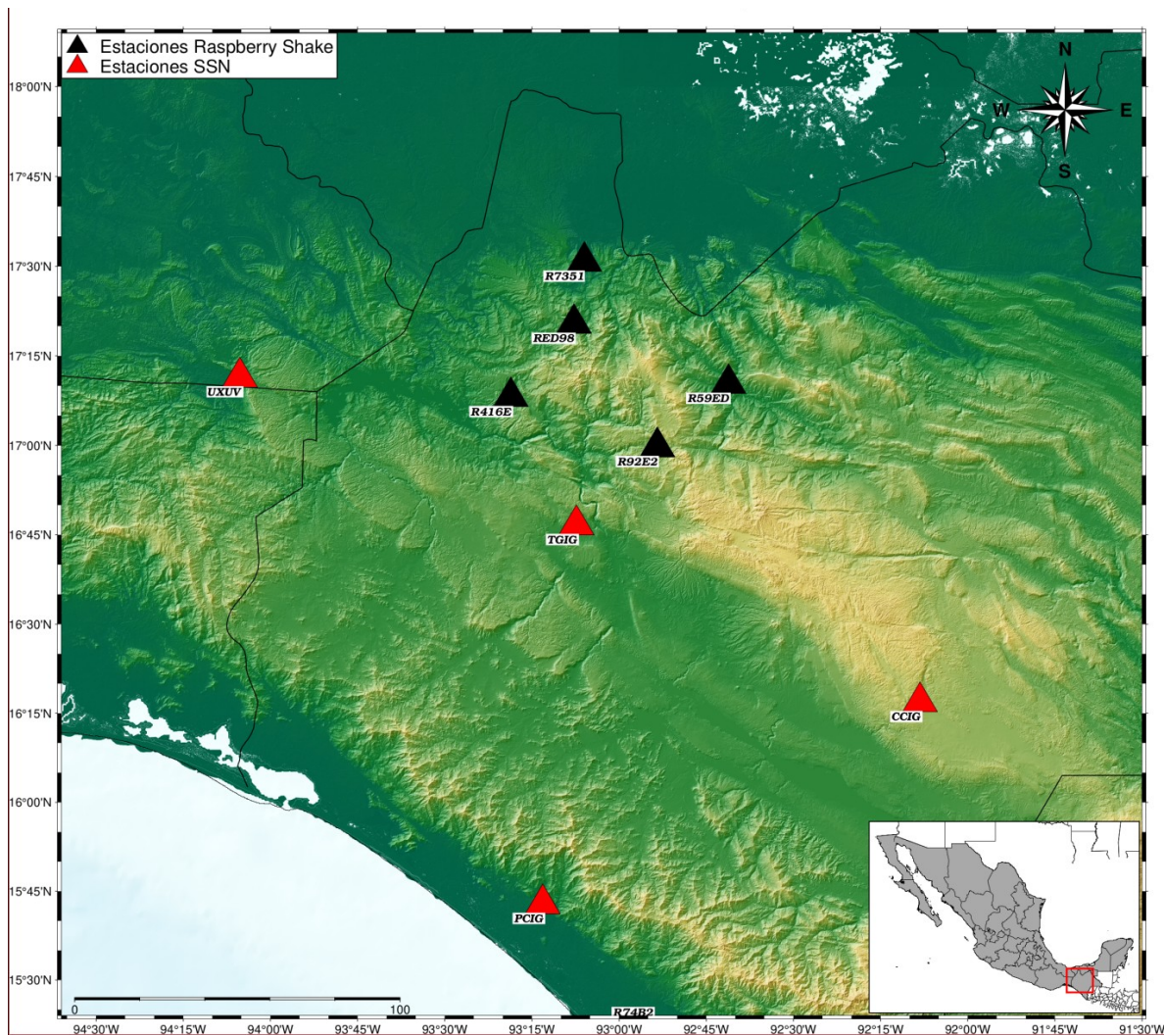


Figura 8.- Mapa de la red de estaciones del SSN y CMVS.

Estación	Longitud	Latitud	Dependencia	Equipo
RED98	-93.1292	17.3403	UNAM	Raspberry Shake/RS-3D
R416E	-93.3103	17.1359	CMVS	Raspberry Shake/RS-1D
R59ED	-92.6861	17.1729	CMVS	Raspberry Shake/RS-1D
R7351	-92.4803	15.1395	CMVS	Raspberry Shake/RS-1D
TGIG	-93.1222	16.7781	SSN	Banda ancha/BD-3D
PCIG	-93.2189	15.7046	SSN	Banda ancha/BD-3D
THIG	-92.2958	14.8823	SSN	Banda ancha/BD-3D
UXUV	-94.0875	17.1908	SSN-UV	Banda ancha/BD-3D

Tabla 2.- Estaciones empleadas para la detección de eventos de baja magnitud.

Para realizar la evaluación, se descargaron datos sísmicos de cada una de las estaciones, (Tabla 2), se hizo un procesamiento y fueron analizados con diferentes algoritmos STA/LTA haciendo uso de la librería *ObsPy* (Beyreuther *et al*, 2010⁶) en *Python*, se compararon cada uno de los algoritmos y se determinó cual proporcionaba los mejores resultados.

Contando con el algoritmo, se descargaron, procesaron y analizaron los sismogramas correspondientes al periodo del 18 de enero al 28 de febrero del 2021, obteniendo detecciones de posibles eventos.

Las detecciones obtenidas fueron depuradas de manera manual con el programa SEISAN (*SEISmic ANalysis*, por su nombre en inglés) y los eventos reales fueron localizados y calculada su Magnitud coda.

Teniendo los parámetros hipocentrales, se generaron mapas haciendo uso de la librería *PyGMT* (Tian *et al.*, 2021⁴⁰) en *Python*.

Finalmente, las detecciones realizadas con el algoritmo STA/LTA fueron comparadas con las detecciones obtenidas de los algoritmos basados en redes neuronales *EQTransformer* (Mousavi *et al*, 2020²⁷) y *PhaseNet* (Zhu y Beroza, 2018⁴⁵) a través del conjunto de herramientas para el aprendizaje automático en sismología *SeisBench* (Woollam *et al*, 2022⁴⁴), todo esto se explica a más detalle a lo largo del capítulo.

6.1.- Descarga de datos sísmicos del servidor del Centro de Monitoreo Vulcanológico y Sismológico (CMVS)

Se descargaron los datos sísmicos correspondientes al periodo del 18 de enero al 28 de febrero del 2021 en formato *miniSEED*, haciendo uso de un código desarrollado dentro del CMVS, el cual los descarga de un servidor *FDSN Web Services* (FDSNWS¹⁶) en SeisCompP4 (Helmholtz, 2008²³)

Los datos fueron descargados con un periodo de duración de 3600 s., esto debido a que, en pruebas anteriores, los algoritmos de STA/LTA tenían problemas al manejar sismogramas con un mayor número de muestras por lo que se optó por esta duración.

6.2.- Procesamiento de los datos

Los datos sísmicos, fueron procesados con herramientas de la librería *ObsPy*, permitiendo eliminar la media y tendencia, así como un filtrado pasa bandas de orden 2 con una frecuencia mínima de 1.0 Hz y una máxima de 9.0 Hz, (Figura 9).

El filtro y rango de frecuencias fueron escogidos ya que, después de múltiples pruebas, eran los valores que permiten un mejor reconocimiento al algoritmo STA/LTA de sismos locales.

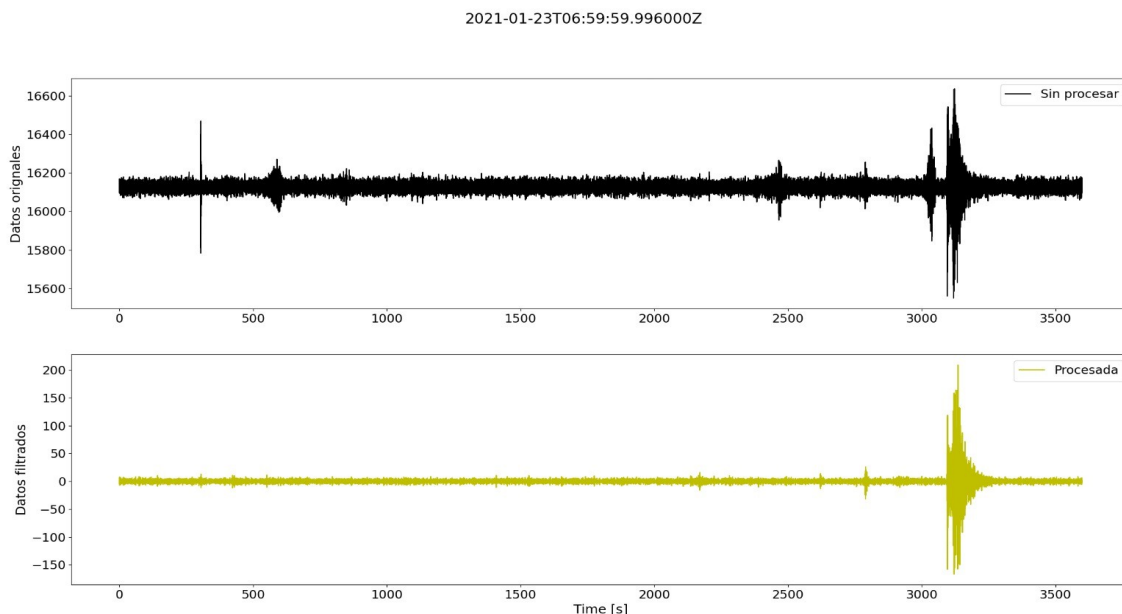


Figura 9.-Registro sísmico de una hora

6.3.- Selección de algoritmo de STA/LTA

Los parámetros óptimos para cada algoritmo pueden variar debido a diversos factores, como el nivel de ruido, la sensibilidad de los sensores sísmicos y la distancia entre las estaciones. Por lo tanto, no hay una configuración universalmente válida, no obstante, existen recomendaciones que se pueden tomar como referencia.

Los parámetros del algoritmo STA/LTA son:

- **STA**

La ventana de promedio de tiempo corto estima el valor instantáneo de una señal sísmica. Cuanto más corta sea la duración de la ventana, mayor será la sensibilidad de activación a los sismos locales en comparación con los sismos distantes de larga duración y de menor frecuencia. Por lo tanto, al cambiar la longitud de la ventana STA, se puede priorizar la captura de eventos distantes o locales (Echeverría, 2019¹³).

- **LTA**

La ventana de promedio de tiempo largo mide la amplitud promedio del ruido sísmico. Una ventana de LTA larga es más sensible a eventos regionales, ya que el valor de LTA no se ve tan rápidamente influenciado por la señal emergente (Trnkoczy, 2012⁴¹).

- **Umbral de activación o *trigger***

El umbral de activación establece el límite superior de la relación STA/LTA sobre el que se produce la activación. Cuanto mayor sea el valor, más sismos no serán detectados, pero se producirán menos falsos positivos, por lo que, cuanto más bajo sea el valor del umbral, más eventos serán detectados, pero, posiblemente, con un número mayor de falsos positivos (Trnkoczy, 2012⁴¹).

- **Umbral de desactivación o *detrigger***

El umbral de desactivación establece el límite inferior de la relación STA/LTA bajo del cual se produce la desactivación. Cuando el valor del umbral es demasiado alto, la rutina de activación se reinicia con mucha frecuencia, generando que un solo evento produzca varias activaciones, a su vez, si el valor es demasiado bajo, la rutina puede activarse durante un largo periodo de tiempo, omitiendo posibles eventos (Trnkoczy, 2012⁴¹).

Para determinar el algoritmo óptimo para este proyecto, así como su mejor configuración de parámetros, se elaboró un catálogo de eventos sísmicos con base en los registros obtenidos del SSN (<http://www.ssn.unam.mx>)

Los criterios para la búsqueda en los registros del SSN fueron:

- Una ventana de tiempo del 18 de enero al 28 de febrero del 2021
- Con una localización que comprende todos los estados de la República Mexicana, ya que en las pruebas se detectaron eventos con distancias mayores a 200 kilómetros de las estaciones.
- Sin limitaciones en las magnitudes ni en las profundidades

Entre los eventos registrados destaco el ocurrido el lunes 08 de febrero del 2021 a las 01:15:57 AM (Hora UTC) con una magnitud de 1.0, porque es de baja magnitud y es lo que se busca detectar en este proyecto.

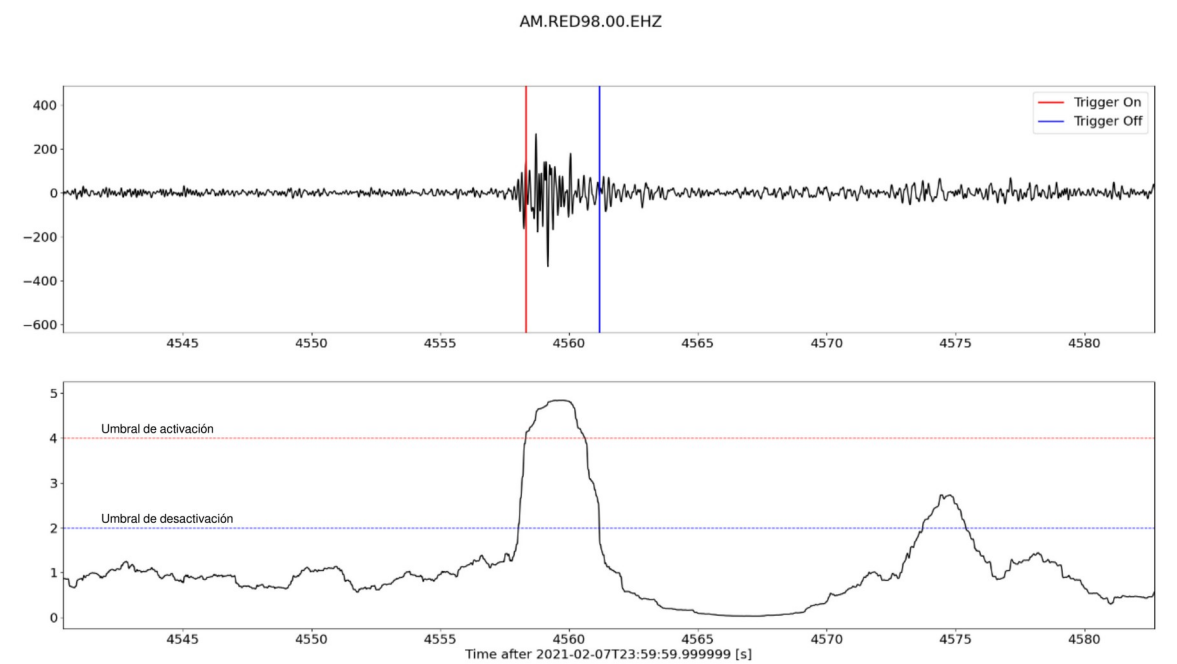


Figura 10.-Sismo de magnitud 1.0 ocurrido el 08 de febrero del 2021 a las 01:15:57 (Hora UTC) detectado con los parámetros adecuados para el algoritmo de STA/LTA

Al determinar los parámetros óptimos de cada algoritmo, se buscó que el valor de los umbrales de activación y desactivación coincidiera con el evento antes mencionado, esto a

través un proceso iterativo de ensayo y ajuste, modificando manualmente los parámetros hasta detectarlo, (Figura 10).

Método	STA	LTA	Umbral de activación	Umbral de desactivación
STA/LTA Clásico	2	10	4.0	2.0
STA/LTA Recursivo	2	10	4.0	2.0
STA/LTA Retardado	2	10	5.010	5.005
Z-Detect	2	-	0.014	0.008

Tabla 3.- Parámetros óptimos para cada uno de los algoritmos resultantes de las pruebas realizadas.

Una vez obtenidos los parámetros óptimos para cada algoritmo, (Tabla 3), se realizó una comparación entre las detecciones realizadas por cada uno estos y el catálogo de eventos, siendo el de mejor resultados Classic STA/LTA, ya que fue el que mejor relación verdaderos positivos/falsos positivos tuvo, se explica a más detalle en el Capítulo VII.

6.4.- Detección de posibles eventos con el algoritmo de STA/LTA

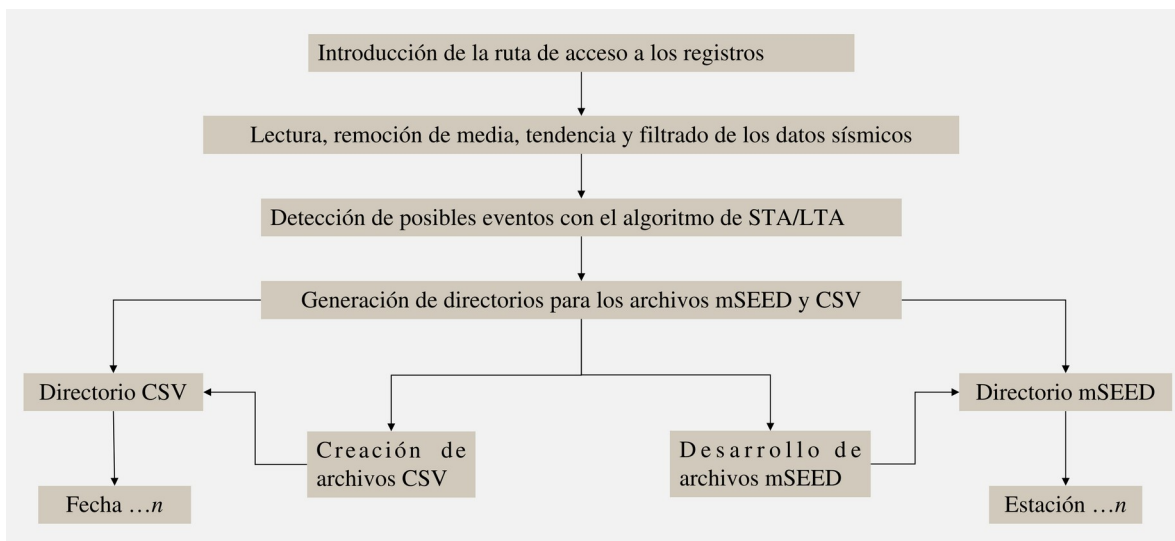


Figura 11.- Diagrama del programa desarrollado para la detección de posibles eventos con el algoritmo de STA/LTA

Una vez determinado el algoritmo STA/LTA a utilizar se creó un programa, (Figura 11), en *Python* con herramientas de Obspy que nos permitió:

- Leer los registros, eliminar la media, la tendencia y aplicar un filtrado pasa bandas de 1.0 Hz a 9.0 Hz
- Analizar los datos sísmicos ya procesados con el algoritmo Classic STA/LTA, empleando los parámetros adecuados establecidos previamente, (Tabla 3), y obteniendo detecciones de posibles eventos.
- Crear los directorios para almacenar los archivos CSV y miniSEED generados en cada detección, clasificando los archivos CSV por la fecha del registro analizado y los miniSEED por estación.
- Generar los archivos CSV, nombrados con base a la fecha del sismograma analizado, en estos se registran los tiempos de detección, la fecha y hora en formato UTC del posible evento, como resultado de la fórmula 14:

$$\text{Tiempo de detección} = \frac{nma}{tm} + ti \quad (14)$$

Donde *nma* se refiere al número de muestra de activación, siendo el número de muestra donde se cruza el umbral de activación del algoritmo, generando la detección, el *tm* es la tasa de muestreo del registro, resultando en este caso ser de 100 muestras X segundo, y *ti* al tiempo de inicio del registro.

- Desarrollar los archivos miniSEED, que, con base en los tiempos de detección, se cortaron los sismogramas con una ventana que inicia 20 segundos antes del tiempo de detección y 180 segundos después, los registros resultantes fueron guardados en archivos miniSEED y nombrados con base a la fecha y hora de detección.

6.5.- Conversión y registro de los datos sísmicos a los directorios en Seisan

Este paso se llevó a cabo con el uso de las herramientas para la gestión de directorios y archivos de forma de onda proporcionadas por SEISAN y se realizó lo siguiente:

- Se creó una base de datos con SEISAN, donde se almacenarán las formas de onda y los archivos donde se documentarán las lecturas de fase y los parámetros sísmicos de los registros analizados, respectivamente.
- Se realizó una conversión de los archivos miniSEED a SEISAN, en el caso de las registros que contaban con tres componentes (Z, N, E), se agregó un paso extra, el cual fue unir los archivos que representan cada una de las componentes en un solo archivo SEISAN.
- Finalmente, los archivos convertidos a formato SEISAN fueron cargados a la base de datos previamente creada.

6.6.- Picados de ondas P y S y cálculo de magnitud

Fue necesario realizar un análisis a los datos obtenidos de las detecciones para depurar aquellos falsos positivos y cuantificar los eventos sismológicos reales obteniendo sus posibles localizaciones y magnitudes.

Este proceso se realizó de manera manual observando cada uno de los conjuntos de registros en los cuales, de haber un evento visible, eran marcadas o 'picadas' las fases P y S, teniendo mucha atención en señalar si la fase P era una onda de compresión o dilatación, ya que como se mencionó anteriormente, es un dato muy importante al momento de realizar localizaciones de eventos por azimut, a su vez, era marcada la fase coda, para obtener el cálculo de la Magnitud coda (M_c), (Figura 12).

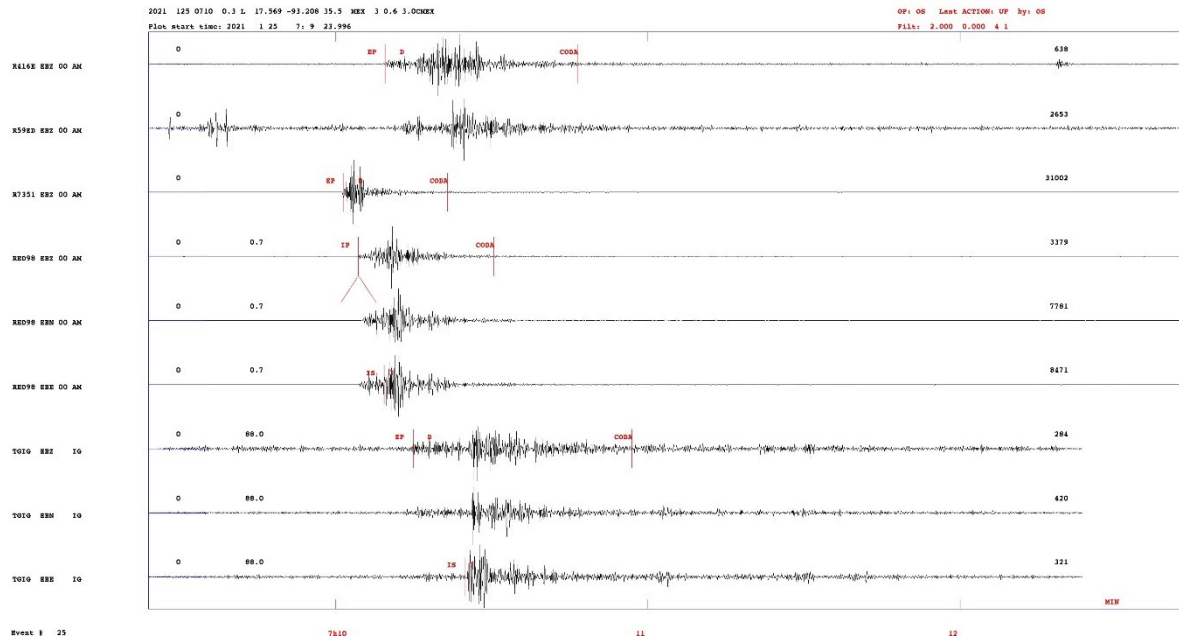


Figura 12.- Picados de ondas P y S

6.7.- Comparación de métodos de detección basados en modelos de aprendizaje profundo: PhaseNet y EQTransformer

El objetivo de esta sección fue hacer una comparación entre los resultados de detecciones obtenidos con el método STA/LTA y los obtenidos con los métodos basados en aprendizaje profundo *PhaseNet* (Zhu y Beroza, 2018⁴⁵) y *EQTransformer* (Mousavi *et al*, 2020²⁷) a través de las herramientas proporcionadas por *SeisBench* (Woollam *et al*, 2022⁴⁴).

Como se explicó en la Sección 5.1, estos métodos utilizan modelos de aprendizaje automático que le otorgan un valor de probabilidad a cada muestra del sismograma, que oscila entre 0.1 y 0.9, y corresponde a la posible llegada de una fase P o S; si se emplea *EQTransformer* se añade el valor de probabilidad de evento, siendo este una estimación de

que un conjunto de señales observadas en un intervalo de tiempo corresponde a un evento sísmico completo.

Estos son comparados con umbrales de probabilidad, que son parámetros definidos por el usuario que determinan, si son superados, que ha sido detectada una fase sísmica, estos umbrales determinan la sensibilidad del algoritmo y permiten ajustar la precisión de las detecciones.

El programa *PhaseNet* emplea dos umbrales, para las fases P y S, mientras que EQTransformer utiliza tres, para las fases sísmicas mencionadas previamente y para la probabilidad de eventos (Zhu y Beroza, 2018⁴⁵; Mousavi *et al*, 2020²⁷).

Para determinar los valores óptimos de los umbrales de detección, se modificaron manualmente buscando que los métodos fueran capaces de detectar el sismo ocurrido el lunes 08 de febrero del 2021 a las 01:15:57 AM (Hora UTC) con una magnitud de 1.0, de una manera similar a lo que se explicó en la Sección 6.5.

Se desarrolló un programa en *Python* con herramientas de *SeisBench* para realizar las detecciones con los modelos de aprendizaje automático *PhaseNet* y *EQTransformer*, en este programa es posible hacer lo siguiente:

- El usuario introduce el nombre del método a emplear, ya sea EQTransformer o PhaseNet, así como el rango de fechas en formato UTC y la duración en horas de los sismogramas a analizar, por último, se introducen los valores para los umbrales de probabilidad.
- Descarga las formas de onda y las almacena en memoria cache o temporal, por lo que al terminar el análisis son eliminadas.
- Remueve la media y la tendencia de los registros descargados y aplica un filtro pasa bandas.

- Analiza los datos sísmicos con el modelo del método seleccionado, este le otorga un valor de probabilidad a cada muestra y se compara con los umbrales de probabilidad introducidos, obteniendo las detecciones de posibles eventos.
- Crea el directorio donde se almacenará el archivo CSV con las detecciones
- Genera el archivo CSV con las detecciones realizadas

Una vez terminado el análisis el resultado es un archivo CSV que contiene:

- La red, nombre de la estación y la componente catalogado como ID
- El tiempo de inicio en formato UTC del registro
- El tipo de fase P o S

Para evaluar las detecciones realizadas por *PhaseNet* y *EQTransformer*, de sus respectivos archivos CSV son extraídos los tiempos de inicio de cada detección, son removidos los tiempos repetidos, así como aquellos que tengan una cercanía de ± 20 segundos uno del otro, finalmente son comparados con el catálogo de eventos del SSN y con los eventos registrados por el algoritmo de STA/LTA. El resultado de estas comparaciones se muestra en el capítulo siguiente.

6.8.- Comparativa de resultados calculados con SENSI con los resultados obtenidos con STA/LTA

SENSI es un programa basado en Fortran que permite un cálculo preliminar del rendimiento de una red sísmica y proporciona los datos para generar un mapa de sensibilidad de detección y localización de eventos sísmicos con dicha red (Tramelli *et al.*, 2015⁴²).

El programa *SENSI* calcula la magnitud mínima de los terremotos que pueden ser detectados o localizados por una red sísmica específica. Funciona generando una malla alrededor de las estaciones en la que en cada punto se evalúan las ondas sísmicas emitidas por eventos

sintéticos con una magnitud, caída de esfuerzos y parámetros elásticos del medio asignados (Tramelli *et al.*, 2015⁴²).

Para la evaluación se emplea la aproximación de Brune, la cual estima la amplitud de las ondas y estas son comparadas con los niveles de ruido sísmico local para determinar su detectabilidad (Tramelli *et al.*, 2015⁴²).

El programa requiere de múltiples parámetros de entrada dados por el usuario, siendo estos:

station_rasp.dat	Nombre del archivo en formato ASCII con los datos de la red sísmica (nombre de la estación, latitud, longitud, altura en km, nivel de ruido en cm/s)
output_loc.dat – output_detect.dat	Nombre del archivo con los datos de salida
10	Valor de caída de esfuerzos (bar)
2.37	Densidad del medio (g/cm ³)
2.3	Velocidad promedio de las ondas S (km/s)
600	Factor de atenuación
-10.0	Profundidad de a la que se generan los sismo sintéticos (km sobre el nivel del mar)
5	Numero mínimo de estaciones para el calculo (1 para detección, ≥ 3 para localización)
2	Relación señal ruido
0.1	Incremento en la magnitud mínima detectable de cada evaluación
2.0	Extensión del mapa
1000.0	Numero de puntos en X y Y de la malla

Tabla 4.- Parámetros empleados por SENSI con una corta explicación

Para realizar el cálculo con SENSI fue necesario investigar los parámetros solicitados correspondientes al estado de Chiapas, sin embargo, la bibliografía existente mayormente se enfoca a los eventos ocurridos en la zona de subducción de la costa, por lo que en múltiples parámetros se emplearon los valores estándar.

La profundidad de los sismos sintéticos se estableció a 10 Km, ya que es la profundidad promedio de los eventos de baja magnitud registrados en la zona, se hicieron dos cálculos, uno enfocado en el nivel de detección de cada estación, (σ_{est}), y otro en el nivel de localización de la red, (σ_{red}).

VII. RESULTADOS

7.1.- Comparativa de algoritmos basados en STA/LTA

Para determinar que método de detección proporciona el menor número de falsos positivos y una mayor certeza en la detección de eventos reales, se realizó una comparativa entre los métodos considerados, (Sección 6.4), en la cual se establecieron umbrales de activación y desactivación enfocados en la detección de eventos de baja magnitud. Dando como consecuencia un número significativo de falsos positivos.

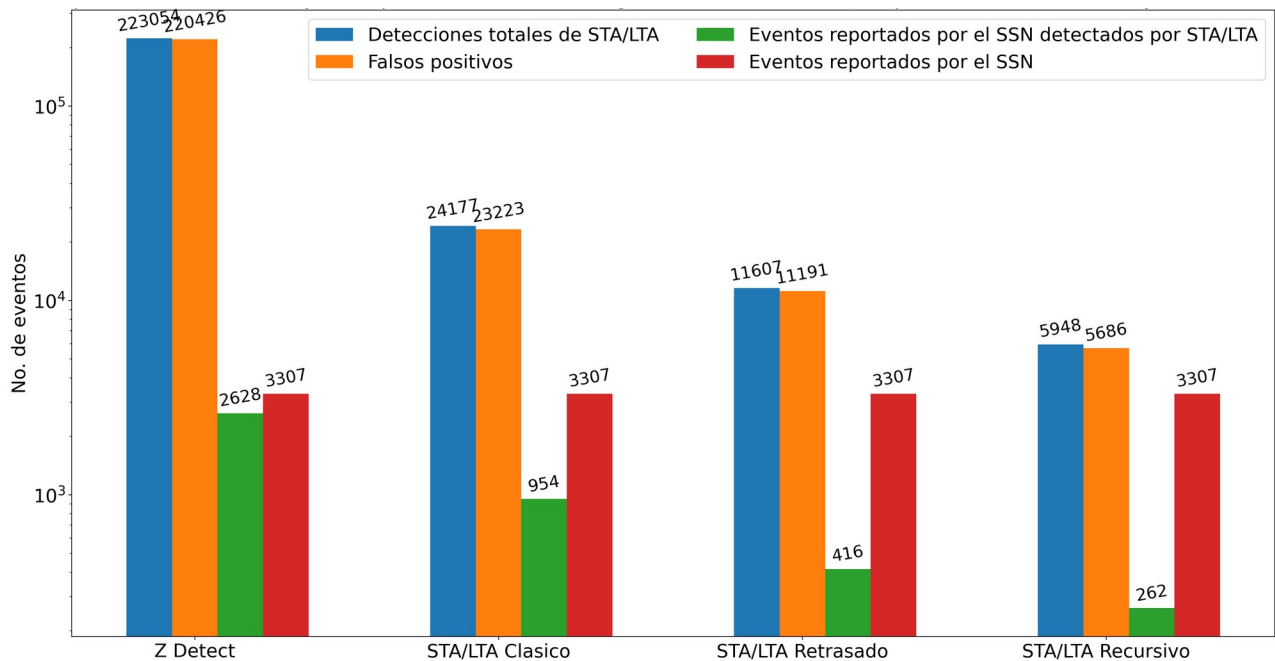


Figura 13.- Comparativa de detecciones de algoritmos basados en STA/LTA

Para evaluar el desempeño de los algoritmos basados en STA/LTA, así como los modelos de aprendizaje automático (PhaseNet y EQTransformer), se emplearon indicadores de evaluación (precisión, sensibilidad y *F1-Score*) que fueron usados en los trabajos originales (Zhu *et al.*, 2018; Mousavi *et al.*, 2020 y Jiang *et al.*, 2021).

Siendo la precisión (Ecuación 15), la relación de verdaderos positivos con respecto a la suma de verdaderos y falsos positivos, en otras palabras, es la relación de los eventos reales detectados por los algoritmos con respecto a las detecciones totales realizadas por estos.

La sensibilidad (Ecuación 16), es la proporción de eventos reales detectados por los algoritmos sobre el total de eventos registrados por el SSN.

El *F1-Score*, (Ecuación 17), es una métrica utilizada para evaluar la precisión de un modelo de clasificación, especialmente cuando se busca un equilibrio entre precisión y sensibilidad.

$$\text{Precisión} = \frac{VP}{VP + FP} \quad (15)$$

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (16)$$

$$F1\text{ Score} = \frac{2 \times \text{Precisión} \times \text{Sensibilidad}}{\text{Precisión} + \text{Sensibilidad}} \quad (17)$$

Donde **VP** (verdaderos positivos), representa a los eventos reales o registrados por el SSN detectados por el algoritmo, **FP** (falsos positivos), son las detecciones erróneas consideradas reales por el algoritmo y **FN** (falsos negativos) son los eventos reales o registrados que no fueron detectados.

	Z Detector	STA/LTA Clásico	STA/LTA Retardado	STA/LTA Recursivo
Precisión	01.17%	03.94%	03.58%	04.44%
Sensibilidad	79.46%	28.84%	12.57%	07.92%
F1-Score	02.36%	06.93%	05.57%	05.66%
No. VP	2 628	954	416	262
No. FP	220 426	23 223	11 191	5 021

Tabla 5.- Evaluación del desempeño de los algoritmos basados en STA/LTA.

En cuanto a los algoritmos STA/LTA Recursivo y Retardado, se observó un desempeño insuficiente. Su capacidad para detectar eventos reales fue menor que la de otros algoritmos,

ya que solo registraron un 15% de los eventos reportados por el SSN (3 307). Esto es particularmente notable considerando que los parámetros se configuraron para aumentar la sensibilidad del sistema, lo que debería haber mejorado la capacidad de detección.

Con base en estos resultados, se descartaron los métodos STA/LTA Retardado y Recursivo, debido a que su capacidad de detectar eventos de baja magnitud parece deficiente.

En contraste, Z Detector mostró un desempeño favorable en la detección eventos, pero la cantidad significativa de falsos positivos no lo hizo apto para emplearse en este proyecto, ya que fue el algoritmo con el F1-Score más bajo y dado que la depuración de falsos positivos se haría manualmente, el análisis de las detecciones tomaría un tiempo mayor.

Finalmente se optó por STA/LTA Clásico ya que fue el algoritmo que obtuvo el valor F1-Score más alto, (Tabla 5), siendo de 06.93%, esto es importante ya que refleja un balance entre sensibilidad y precisión.

7.2.- Localización de eventos detectados con STA/LTA Clásico

Al analizar las detecciones obtenidas con el algoritmo de STA/LTA en SEISAN, se obtuvo la localización de 132 eventos con magnitudes menores a 3.5 (Figura 14), de los cuales 70 fueron detectados en el periodo comprendido del 18 de enero al 31 de enero del 2021 y 62 durante el mes de febrero, cabe mencionar que dichos eventos no han sido reportados en el catálogo de eventos del Servicio Sismológico Nacional (SSN).

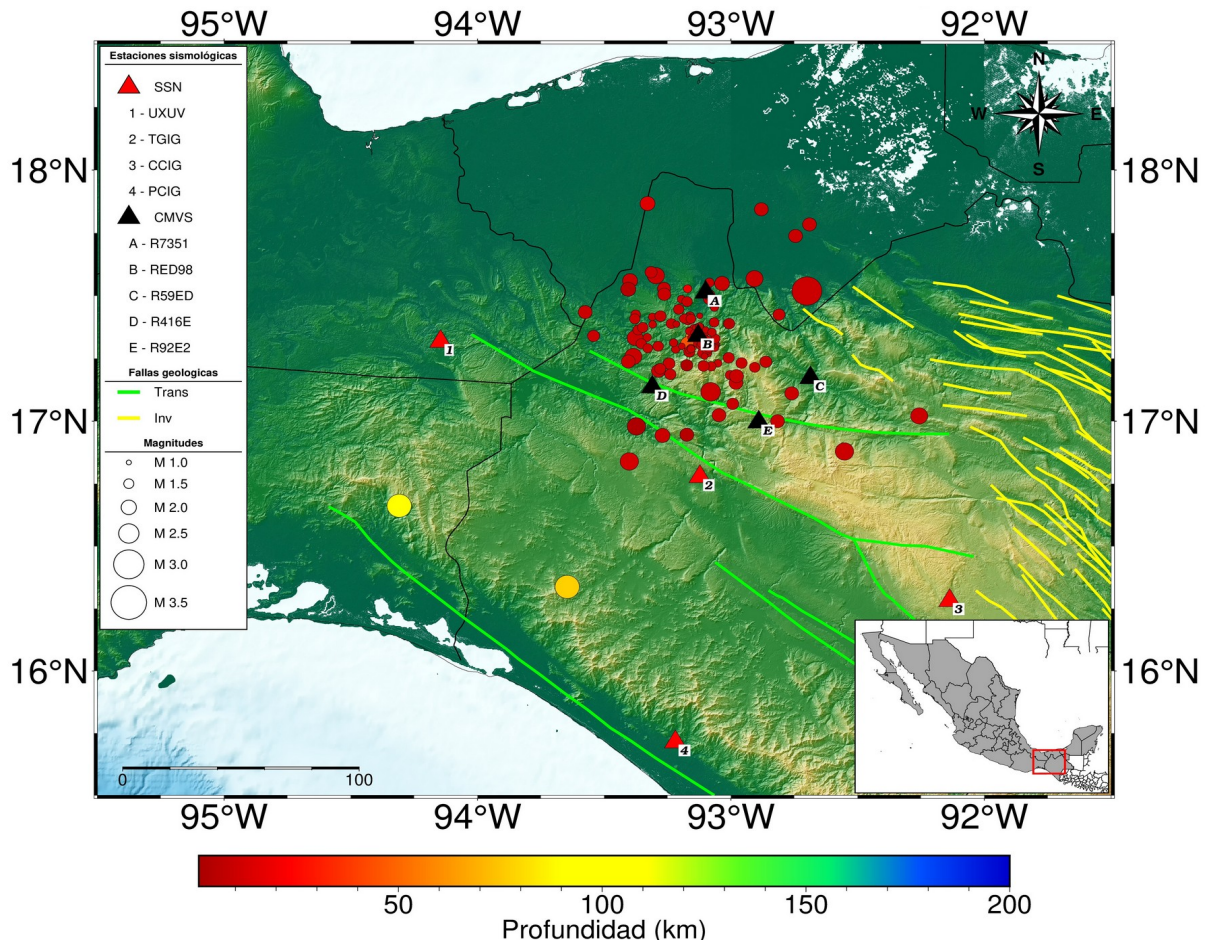


Figura 14.- Eventos detectados por el algoritmo STA/LTA Clásico. El tamaño de los eventos es correspondiente a su magnitud.

Se determinó la magnitud más baja que se puede localizar con esta red de estaciones, siendo esta de $M_c 1.0$, presente en 4 eventos (Figura 15), uno el 27 enero, y tres en febrero (los días 01, 13, 19). En el resto de los eventos las magnitudes oscilaron entre $1.1 \leq M_c \leq 3.2$ (Figura 14).

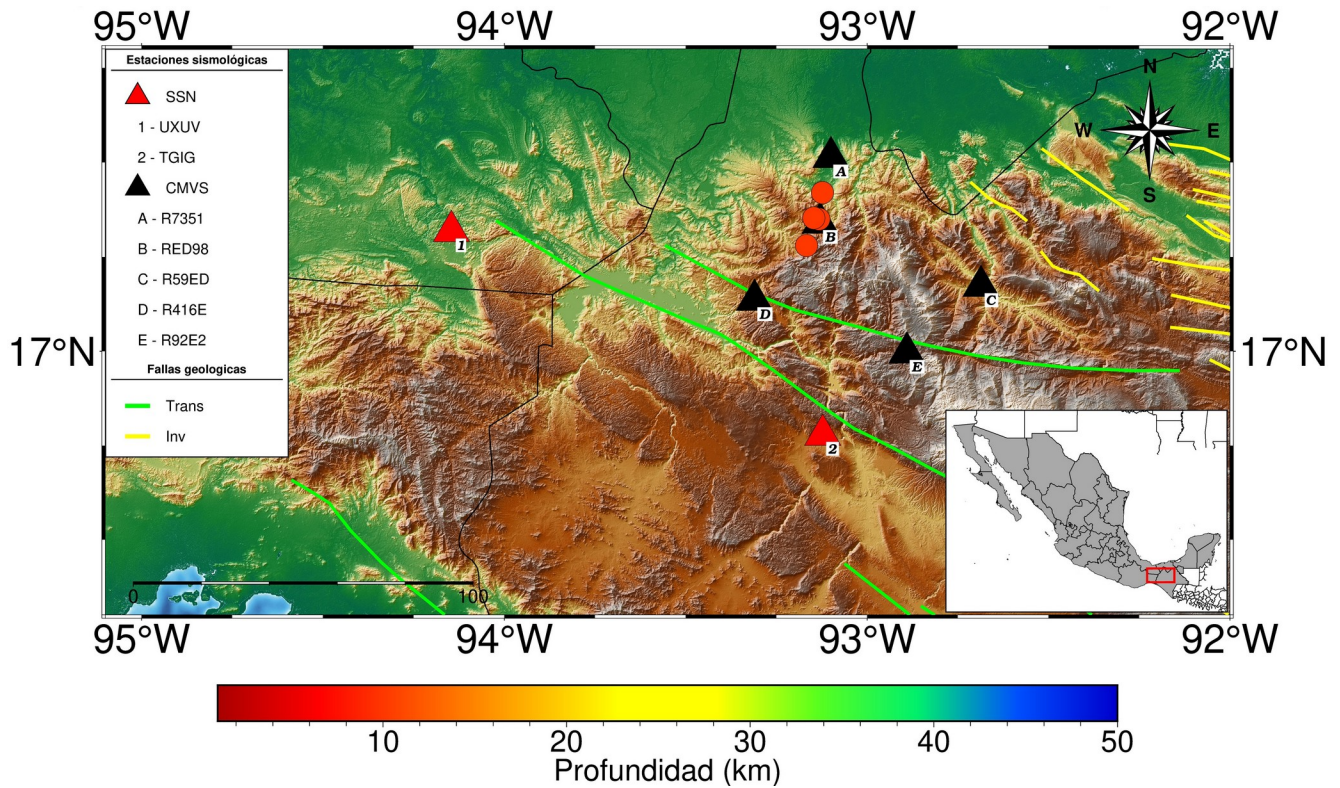
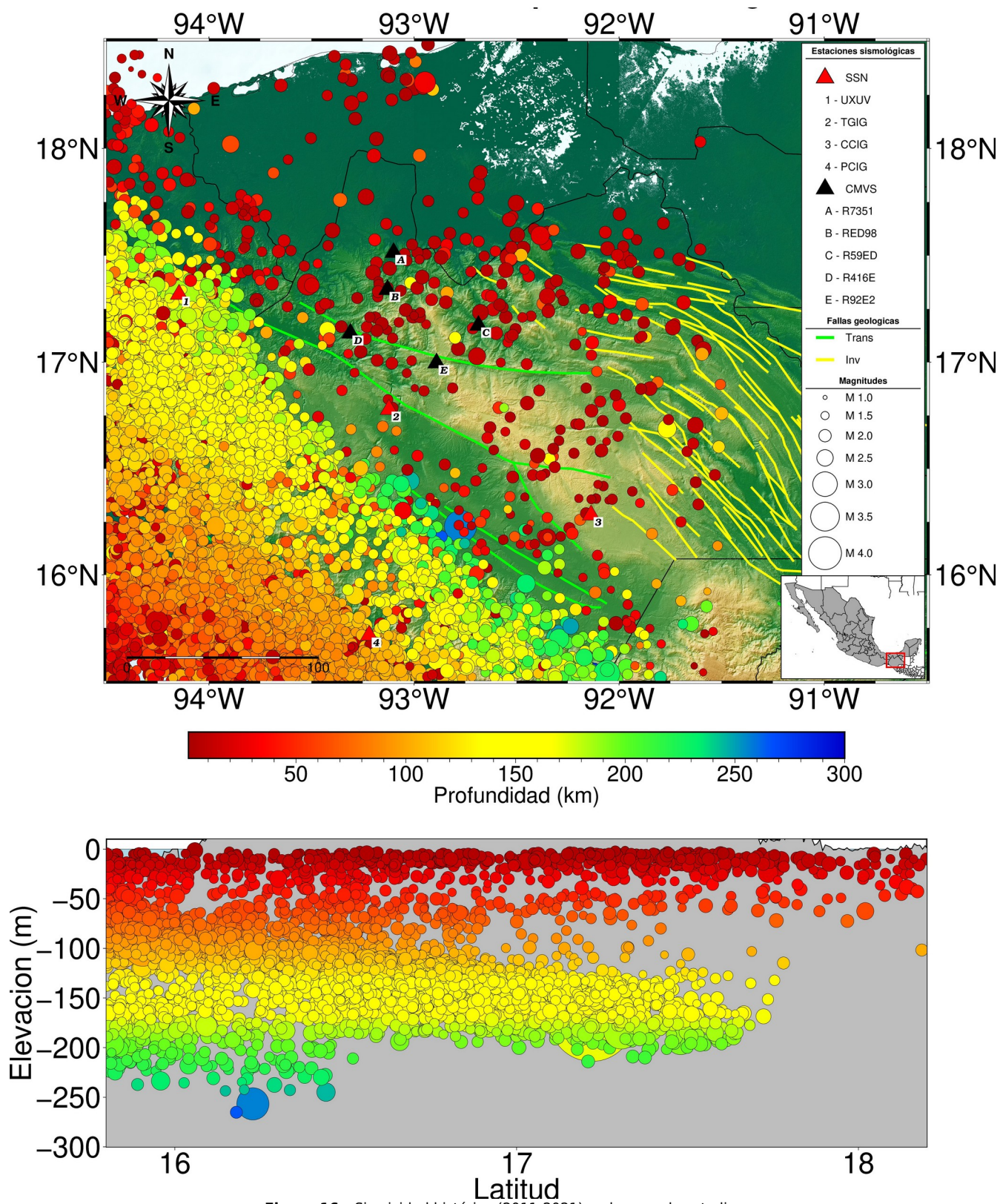


Figura 15.- Eventos de magnitud 1.0 Mc detectados por el algoritmo STA/LTA Clásico.

En cuanto a las profundidades, no se pudo calcular en la mayoría de los eventos, principalmente por que fueron localizados por el método de azimuth (con una sola estación), por lo que se le dio un valor asignado de 10 km. Sin embargo, en los eventos cuyas profundidades pudimos determinar, estas fluctuaron en un rango de 9 a 50 km, coincidiendo con el comportamiento reportado en eventos registrados en los últimos 10 años por el SSN en la región (Figura 16).



7.3.- Comparativa de detecciones obtenidas con algoritmos de aprendizaje automático

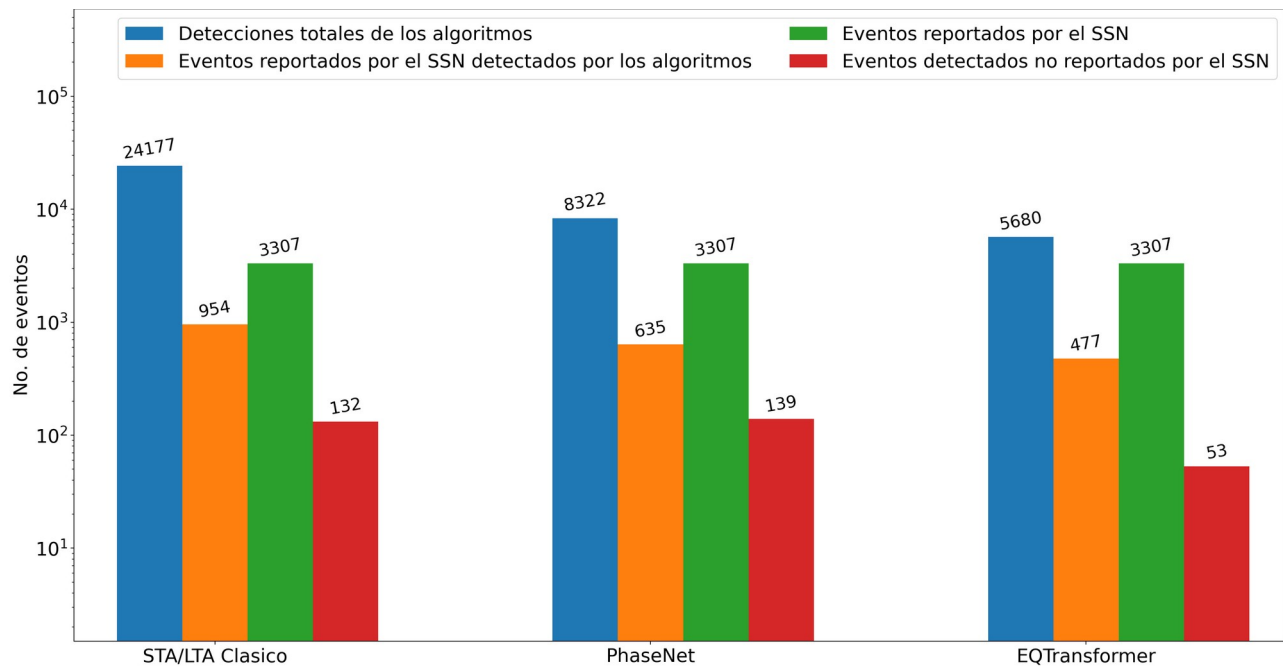


Figura 17.- Comparativa de detecciones obtenidas por STA/LTA Clásico y los métodos EQTransformer y PhaseNet.

Tras analizar los sismogramas utilizando métodos de detección basados en algoritmos de aprendizaje automático (Sección 6.7), encontramos que PhaseNet generó 8 322 detecciones, mientras que EQTransformer obtuvo 5 680. Aunque este último es inferior, se trata de un resultado esperado, ya que según el estudio comparativo entre ambos métodos publicado por Jiang *et al.* (2021), EQTransformer puede producir un número menor de detecciones en comparación con PhaseNet, aunque esto viene acompañado de una reducción en el número de detecciones verdaderas.

	Umbral de probabilidad		
	P	S	Evento
PhaseNet	0.3	0.2	-
EQTransformer	0.25	0.15	0.10

Tabla 6.- Parámetros empleados en PhaseNet y EQTransformer.

Al procesar las detecciones, se removieron los tiempos duplicados, reduciendo el número de detecciones a 7965 para PhaseNet y 5479 para EQTransformer.

Estas detecciones se compararon con los eventos detectados por el algoritmo basado en STA/LTA y los registrados por el SSN (Tabla 5).

	PhaseNet		EQTransformer	
Total de detecciones	8 322		5 680	
Total de detecciones procesadas (s/duplicados)	4 658		2 923	
Detecciones STA/LTA	112 - P	108 - S	59 - P	48 - S
Detecciones SSN	635 - P	390 - S	477 - P	452 - S
Eventos analizados	1 472		934	
Eventos detectados	139		53	

Tabla 7.- Valores de detección obtenidos con PhaseNet y EQTransformer

Se depuraron y analizaron las detecciones de manera manual usando el programa SEISAN, para facilitar el filtrado de FP se removieron todas las detecciones que estuvieran a ± 20 segundos una de la otra, reduciendo el número de detecciones a 4658 para PhaseNet y 2923 para EQTransformer.

También se optó por hacer uso del método estadístico de *bootstrapping* (Efron, 1979¹⁴) el cual consiste en extraer de una población un conjunto aleatorio de datos para representar su distribución estadística, este proceso se repite múltiples veces para obtener una estimación más precisa de la variabilidad poblacional.

Por lo que, en el caso de este proyecto, el total de detecciones procesadas de PhaseNet y EQTransformer (Tabla 7) representa la población de cada algoritmo, a las cuales se le realizaron 3 muestreos cuyo tamaño correspondía al $\pm 10\%$ de su respectiva población.

Tras extraerse las muestras, se analizaron un total de 1472 detecciones realizadas por PhaseNet, dado que cada muestra tenía un tamaño de ± 470 detecciones, de las cuales 142

fueron eventos reales. A su vez, con EQTransformer se analizaron 934 detecciones, siendo que cada muestra contaba con ± 300 detecciones, obteniendo 53 eventos reales.

Por lo que se puede argumentar, en el caso de PhaseNet, que de su población el $\pm 9\%$ son eventos reales, ya que de cada muestra este fue el porcentaje de eventos reales obtenidos y estas a su vez, representan el comportamiento de la población. Lo mismo ocurre con EQTransformer, donde de cada muestra el $\pm 5\%$ eran detecciones reales, lo que permite asumir que esta es su distribución estadística.

Cabe mencionar nuevamente que estos eventos reales no han sido registrados por el Servicio Sismológico Nacional (SSN).

Finalmente, se evaluó el desempeño de cada método con F1-Score, similar a la evaluación realizada a los métodos basados en STA/LTA (Sección 7.1).

	PhaseNet	EQTransformer	STA/LTA Clásico
Precisión	16.39%	17.02%	04.49%
Sensibilidad	21.72%	15.59%	31.58%
F1-Score	18.68%	16.94%	07.86%
No. VP	747	536	1086
No. FP	3911*	2387*	23091

Tabla 8.- Evaluación del desempeño de los métodos PhaseNet y EQTransformer medido a través de F1-Score. *Este valor es estimado dado que no han sido analizadas todas las detecciones.

Donde se observa que tuvieron un F1- Score superior a STA/LTA (Tabla 8) destacando su precisión, ya que clasificaron las fases de eventos reportados y nuevas detecciones, sin embargo, su sensibilidad fue inferior, ya que STA/LTA Clásico mostró una mayor certeza al detectar eventos reales, registrando un número mayor (1086) en comparación a PhaseNet (889) y EQTransformer (589), esto a costa de un alto número de falsos positivos.

Debemos señalar que al haber usado *bootstrapping* solo fue analizada una muestra significativa del total de detecciones de PhaseNet y EQTransformer por lo aún existe un margen de mejora en estos resultados.

7.4.- Resultados del cálculo de la sensibilidad de la red de estaciones

Para evaluar la red de estaciones Raspberry Shake, haciendo uso de un programa llamado SENSI (Tramelli & Peluso, 2015⁴²), se calculó la sensibilidad de la red para detectar (Figura 18) y localizar (Figura 19) eventos y el resultado se comparó con el desempeño mostrado por las detecciones de STA/LTA durante este proyecto. Para llevar a cabo el cálculo son requeridos un conjunto de parámetros sísmicos relacionados al medio (Tabla 4), ya que con estos se crea una malla donde en cada punto se producen sismos sintéticos de múltiples magnitudes y con base en la capacidad de las estaciones de registrarlos se evalúa su desempeño. La profundidad de los sismos sintéticos se estableció a 10 km, ya que es la profundidad promedio de los eventos de baja magnitud registrados en la zona (Figura 16).

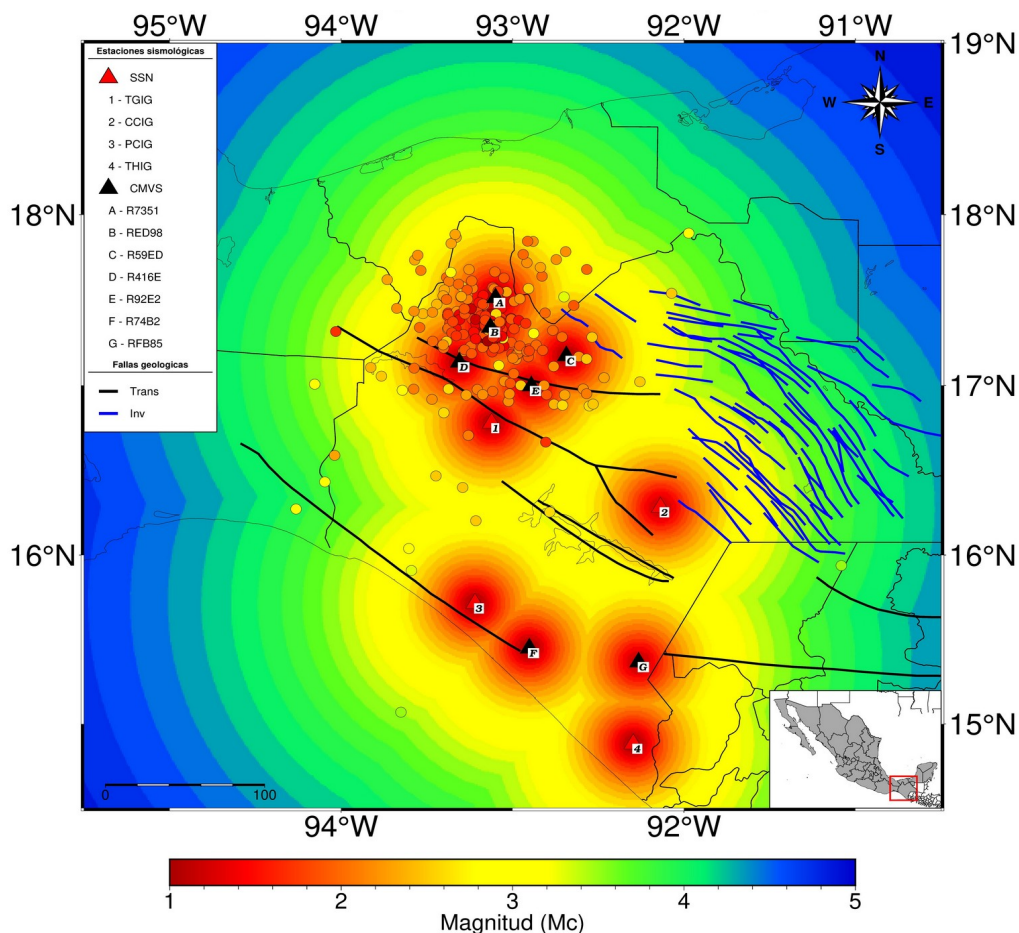


Figura 18.- Mapa de sensibilidad de la red del CMVS y del SSN para la detección de eventos. La sismicidad mostrada fue detectada con STA/LTA.

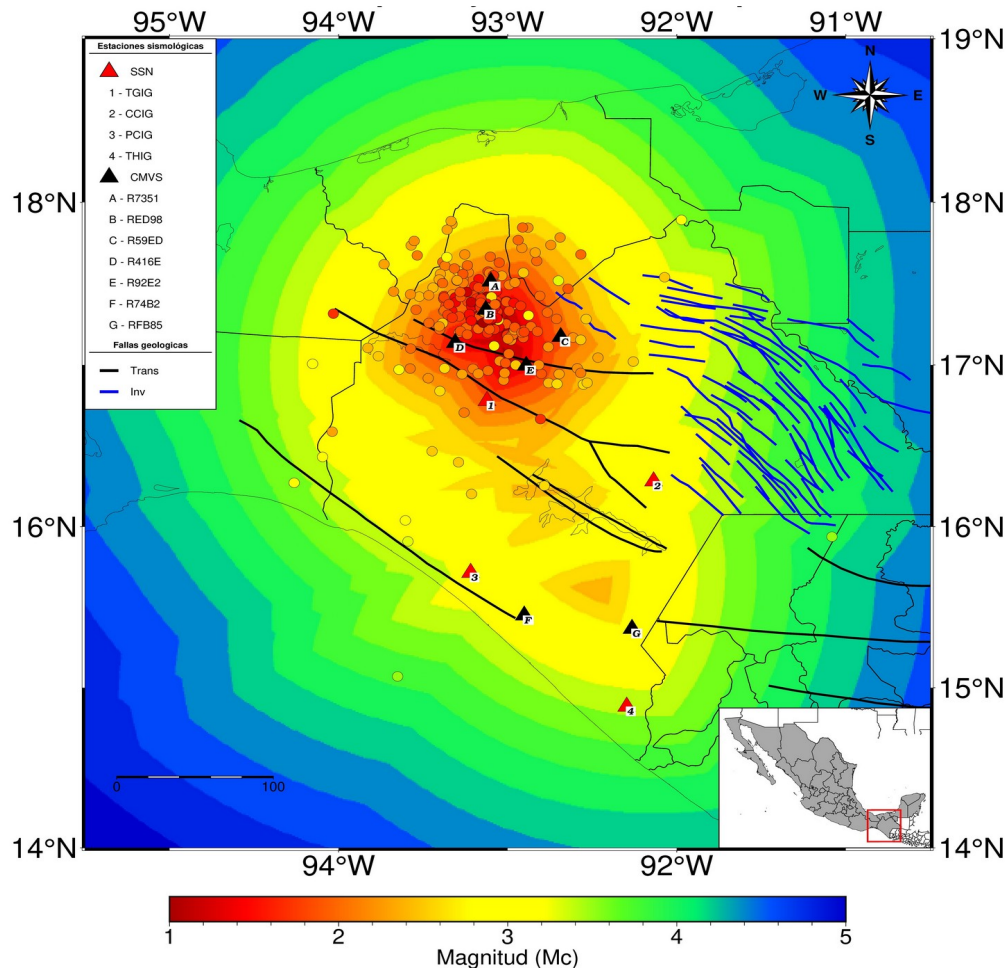


Figura 19.- Mapa de sensibilidad de la red del CMVS y del SSN para la localización de eventos. La sismicidad mostrada fue detectada con STA/LTA.

La sensibilidad de detección y localización calculada para la red coincide en su mayoría con las detecciones efectuadas por la misma (Figura 18 y Figura 19); aunque presentando discrepancias en el rango de magnitudes identificadas, se debe recordar que estos resultados son un calculo aproximado, aunque acertado si se cuentan con todos los datos del medio necesarios, por lo que este tipo de discrepancias pueden llegar a ser aceptables.

Finalmente, se generaron dos mapas (Figura 20) con las localizaciones de los eventos detectados por PhaseNet (139) y EQTransformer (53), donde se destacó que la mayoría de los eventos son someros (< 50 km) aunque presentando un rango mayor en sus profundidades que los detectados por STA/LTA Clásico.

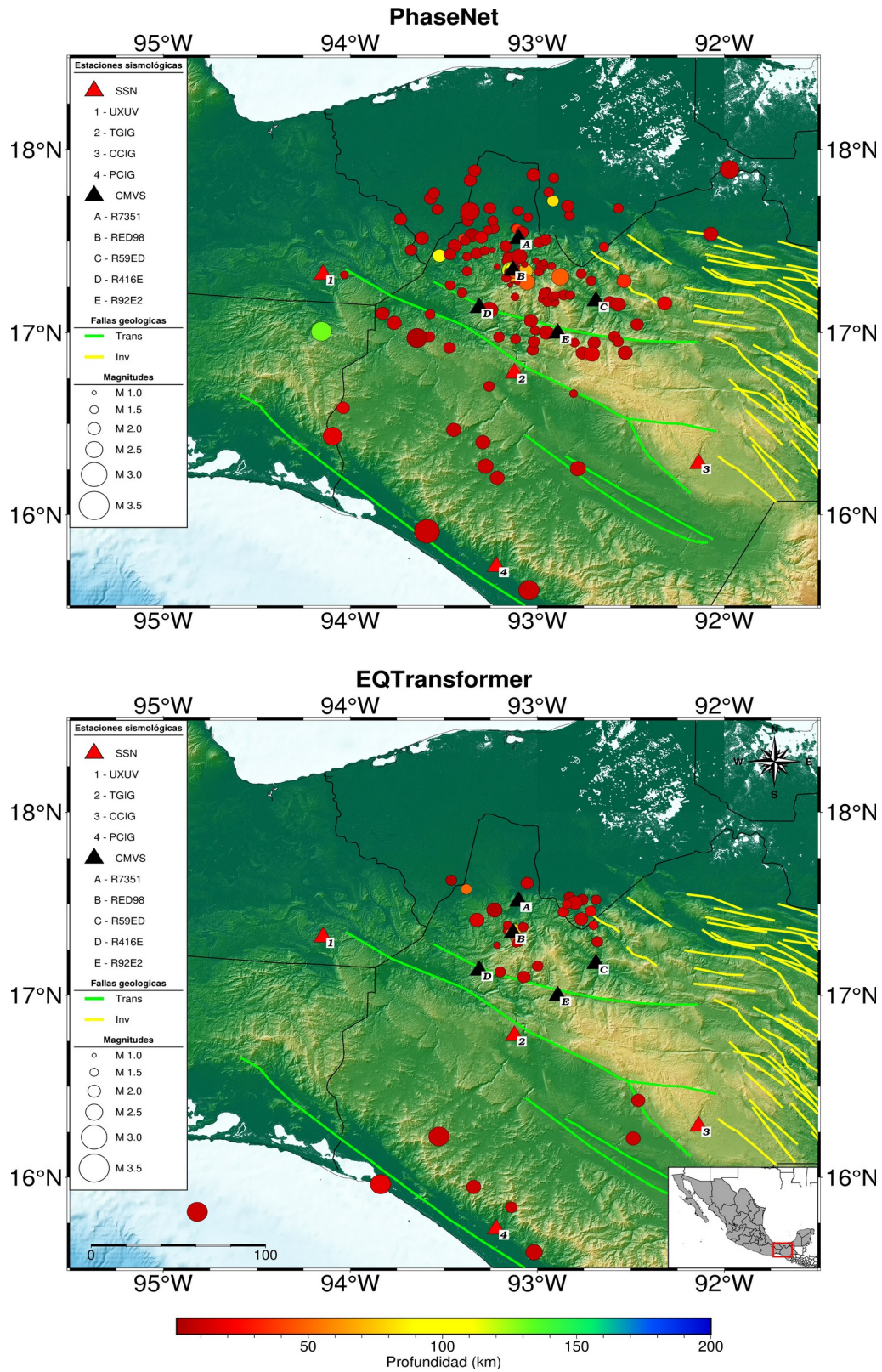


Figura 20.- Mapas de eventos detectados con PhaseNet y EQTransformer.

VIII. DISCUSIÓN

8.1.- Efectividad de detección de diferentes algoritmos basados en STA/LTA

Se contrastaron los resultados de detección de múltiples algoritmos basados en STA/LTA y dado que uno de los objetivos de este proyecto (Capítulo III) era la detección de eventos de baja magnitud, el valor de los parámetros empleados en estos algoritmos fue ajustado con este propósito, teniendo como consecuencia un incremento en la detección de falsos positivos en cada uno de ellos (Figura 21).

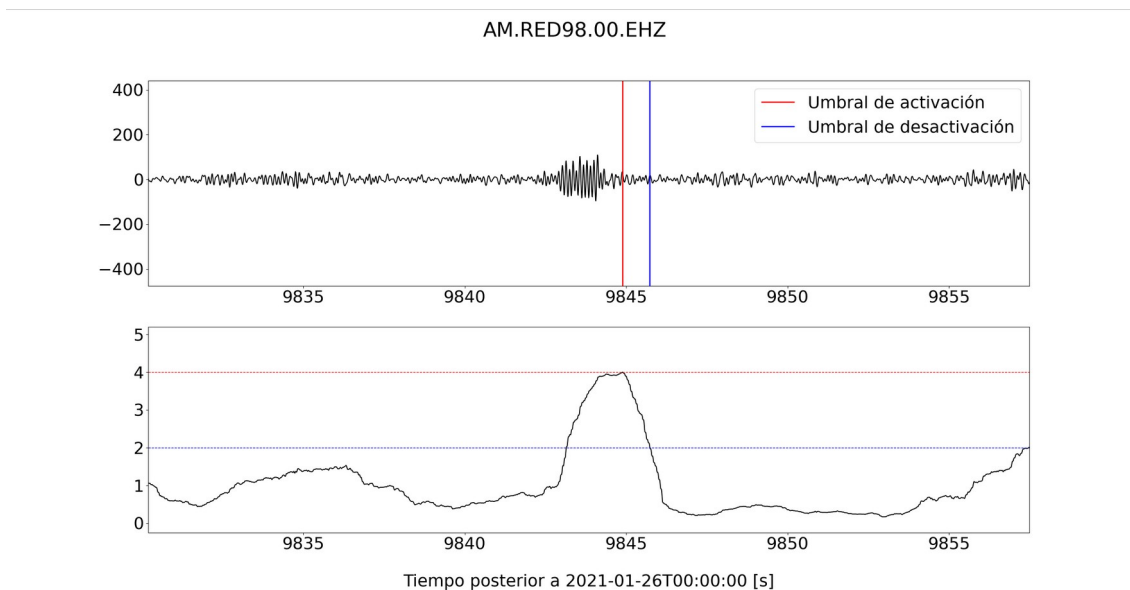


Figura 21.- Falso positivo registrado por STA/LTA.

Habiendo evaluado el desempeño de los algoritmos encontramos que si bien STA/LTA Recursivo alcanzo los valores de precisión mas altos (04.44%), este resultado se explica por su marcada baja sensibilidad, siendo el modelo con menor número de detecciones, registrando unicamente el 8% de los eventos reportados por el SSN (3 307), la cifra más baja entre todos los algoritmos evaluados, obteniendo un F1- Score de 5.66% similar a STA/LTA Retardado (5.73%). Esta limitada capacidad de detección, sugiere que ambos algoritmos

generan menos falsos positivos a costa de omitir eventos reales incluso con parámetros optimizados para maximizar la sensibilidad.

Respecto a detector Z, este presentó un excelente desempeño al momento de detectar eventos reales, ya que logro detectar el 80% de los eventos reportados por el SSN, sin embargo, fue el algoritmo con el mayor número de falsos positivos, superando los 200 000, esto debido al cómo funciona el modelo, ya que pequeñas variaciones en el ruido pueden generar señales espurias interpretadas como posibles eventos.

STA/LTA Clásico destacó no sólo por haber obtenido el F1-Score más alto (Sección 7.1) sino también por desempeñarse mejor que los demás algoritmos detectando eventos reales, en específico, eventos locales de baja magnitud, siendo que detectó 132 eventos locales que no forman parte del catálogo del Servicio Sismológico Nacional.

Los resultados obtenidos son consistentes con los reportados por Armijos Sarango *et al.*, (2021⁴⁷), en donde se compara la capacidad de diferentes algoritmos de detección basados en STA/LTA, concluyendo que el algoritmo STA/LTA Clásico demostró un rendimiento superior con respecto a métodos similares.

8.2.- Rendimiento de STA/LTA frente a algoritmos de aprendizaje automático

En comparación con el algoritmo STA/LTA, PhaseNet y EQTransformer presentaron detecciones más precisas gracias a su capacidad para no solo detectar eventos, sino también clasificar sus fases P y S (Tabla 7). Esto se debe a que los valores de los umbrales de probabilidad fueron ajustados para detectar eventos de baja magnitud. Esto nos proporciona una ventaja significativa, ya que no experimentamos un incremento exponencial de falsos positivos

Otra razón es por cómo funcionan estos algoritmos, ya que evalúan a través de redes neuronales las formas de onda otorgando a cada muestra del sismograma un valor de probabilidad, lo que les permite ser más precisos al momento de clasificar una detección a

diferencia de STA/LTA donde se mide la variación del promedio de amplitudes en dos ventanas de tiempo.

Esto permitió que fueran capaces de detectar 195 nuevos eventos, 142 por parte de PhaseNet y 53 por parte de EQTransformer, dichos eventos no han sido reportados por el SSN.

Sin embargo, debe mencionarse que el método STA/LTA mostró una mayor certeza al detectar eventos reales, ya que registró un número mayor (1086) en comparación a PhaseNet (889) y EQTransformer (589), esto a costa de un alto número de falsos positivos.

Los resultados obtenidos por PhaseNet y EQTransformer coinciden con los hallazgos presentados por Jian *et al.* (2021) en donde al comparar estos algoritmos, EQTransformer obtuvo un menor número de detecciones con respecto a PhaseNet, aunque este obtuvo una mayor cantidad de eventos reales, así como una mejor precisión al clasificar las fases.

8.3.- Desempeño de la red de estaciones del CMVS

Tras analizar las detecciones obtenidas con los métodos de detección STA/LTA, PhaseNet y EQTransformer (Figura 14 y Figura 20) se observa que, pese a que se esperaba un sesgo respecto a la estación RED98 debido a la predominancia del método azimutal en las localizaciones, la generalidad de estos eventos coinciden con la provincia de fallamiento transformante, la cual cubre la mayor parte de la Sierra de Chiapas al noroeste del Estado y el este de Oaxaca, presentando un movimiento lateral derecho con orientación noroeste-sureste.

Por otro lado, un número menor de eventos se podrían relacionar a la provincia de fallamiento inverso situada al noreste del Estado y el norte-centro de Guatemala. Además, se identificaron eventos que pueden estar vinculados a la falla Tonalá, ubicada al sur del Chiapas.

Este comportamiento es consistente con el reportado por Guzmán y Meneses (2000), quienes señalan que la mayoría de los sismos someros (profundidad <40 km) registrados

entre 1964 a 1996 en el norte del Estado presentan mecanismos focales de rumbo lateral, mientras que menos de una docena se atribuyen a mecanismos inversos.

Asimismo, al comparar estos eventos detectados con los antecedentes sísmicos de la última década proporcionados por el SSN (Figura 16), se observa una distribución similar, en donde los sismos siguen una trayectoria paralela a la zona de subducción entre la placa de Cocos y la placa del Caribe, teniendo una orientación noreste-suroeste.

IX. CONCLUSIONES

En este proyecto de tesis se evaluó el desempeño de la extensión de la red sísmica realizada por el CMVS en el Estado de Chiapas haciendo uso de estaciones de bajo costo Raspberry Shake, dicha evaluación abarcó los datos registrados desde el 18 de enero al 28 de febrero del 2021. Durante esta evaluación se desarrolló una metodología para la detección automática de eventos mediante el uso de un algoritmo basado en STA/LTA (STA/LTA Clásico) y algoritmos de aprendizaje automático (PhaseNet y EQTransformer) la cual tiene la capacidad de ser implementada en el CMVS.

Dicha metodología permitió la comparación entre los algoritmos antes mencionados, concluyendo que, aunque los algoritmos de aprendizaje automático exhiben múltiples ventajas con relación a los métodos tradicionales como STA/LTA, estos últimos ofrecen un entendimiento más sencillo de su funcionamiento, una mayor bibliografía en caso de buscar referencias, así como un desempeño más robusto, lo que los hacen adecuados para redes sísmicas de monitoreo en tiempo real.

Haciendo uso del programa SENSI, se calculó la capacidad de la red para detectar y localizar eventos, los datos recabados se contrastaron con el desempeño real, exhibiendo una capacidad de detección y localización similar a la estimada por el programa, aunque presentando discrepancias en el rango de magnitudes identificadas. Esta diferencia puede atribuirse a que el programa no toma en cuenta factores del medio como geometría compleja de fallas o la variación de la velocidad de las ondas, aunado a esto, en el cálculo de la sensibilidad de localización cobra mucha relevancia el número mínimo de estaciones evaluadas, ya que puede generar anomalías en el polígono de localizaciones, haciendo que el resultado no sea el correcto.

La magnitud mínima detectada y localizada por la red de estaciones Raspberry Shake fue de 1.0 Mc. Dando respuesta a la pregunta objetivo, ¿Cuál es la magnitud mínima que esta red es capaz de detectar y localizar? Cabe señalar que estas detecciones se realizaron

empleando la metodología desarrollada en este proyecto, por lo que, las estaciones pueden llegar a tener la capacidad de detectar eventos de magnitudes menores que las que los algoritmos fueron capaces de registrar.

Aunque los eventos registrados durante este proyecto no causan un impacto significativo en el Estado, ayudan a conocer mejor el comportamiento sísmico de la región, lo cual puede permitir el desarrollo de mejores planes frente a los riesgos geológicos productos de este fenómeno, así como mapas de riesgos más detallados del Estado.

X. LITERATURA CITADA

1. Allen, R. V. (1982). Automatic phase pickers: Their present use and future prospects . *Bulletin of the Seismological Society of America* 72, S225–S242
2. Allen, R. V. (1978). Automatic earthquake recognition and timing from single traces, *Bull. Seism. Soc. Am.* 68, 1521-1532.
3. Andreani L, Pichon XL, Rangin C, Martínez-Reyes J (2008) The southern Mexico block: main boundaries and new estimation for its Quaternary motion. *Bull Soc Geol France* 179(2):209–223
4. Authemayou C, Brocard G, Teyssier C, Simon-Labric T, Gutiérrez A, Chiquín EN, Morán S (2011) The Caribbean-North America-Cocos Triple Junction and the dynamics of the Polochic-Motagua fault systems: pull-up and zipper models. *Tectonics*. <https://doi.org/10.1029/2010t c002814>
5. Baer M., and U. Kradolfer, 1987. An automatic phase picker for local and teleseismic events. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 77:1437-1445.
6. Beyreuther M., Barsch R., Krischer L., Tobias Megies, Yannik Behr, Joachim Wassermann; ObsPy: A Python Toolbox for Seismology. *Seismological Research Letters* 2010;; 81 (3): 530–533. doi: <https://doi.org/10.1785/gssrl.81.3.530>
7. Bravo H, Rebollar CJ, Uribe A, Jimenez O (2004) Geometry and state of stress of the Wadati-Benioff zone in the Gulf of Tehuantepec, Mexico. *J Geophys*

8. Burbach GV, Frohlich C, Pennington WD, Matumoto T (1984) Seismicity and tectonics of the subducted Cocos plate. *J Geophys Res* 89(B9):7719–7735
9. Burkart B, Scotese CR (1990) The Orizaba fault zone: link between the Mexican Volcanic Belt and strike-slip faults of Northern Central America. *EOS Trans AGU* 71:1559
10. Castro, A. O. A., (2013) *Esquema simplificado de inversión cinemática de la ruptura; Aplicación a sismos en México*. [Tesis de maestría] Universidad Nacional Autónoma de México, México, Repositorio.
11. DeMets C, Gordon RG, Argus DF, Stein S (1990) Current plate motions. *Geophys J Int* 101:425–478
12. DeMets C (2001) A new estimate for present-day Cocos-Caribbean plate motion: implications for slip along the Central America Volcanic Arc. *Geophys Res Lett* 28:4043–4046
13. Echeverría S. I., (2019) "Improving automatic earthquake detection in the Krafla seismic network," Ph.D.dissertation. <http://hdl.handle.net/1946/34507>
14. Efron B. (1979) "Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife." *Ann. Statist.* 7 (1) 1 26, January, 1979. <https://doi.org/10.1214/aos/1176344552>
15. Fehler, Michael. (2009). Earthquake Localization. *Handbook of Signal Processing in Acoustics*,. 10.1007/978-0-387-30441-0_90.
16. FDSNWS. International Federation of Digital Seismograph Networks. URL: <http://www.fdsn.org/webservices/>.

17. Guzmán-Speziale M (2010) Beyond the Motagua and Polochic faults: active strike-slip faulting along the western North American-Caribbean plate boundary zone. *Tectonophysics* 496:17–27
18. Guzmán-Speziale M, Molina-Garza RS (2012) The Tonalá fault in southeastern Mexico: Evidence that the Central America forearc sliver is not being detached? Fall Meet AGU, San Francisco, Calif, 3-7 Dec Abstr T33H-08 ISC 2014 International Seismological Centre, On-line Bulletin, <http://www.isc.ac.uk>, Thatcham, United Kingdom, <https://doi.org/10.31905/D808B830>
19. Guzmán-Speziale M, Meneses-Rocha JJ (2000) The North American-Caribbean plate boundary west of the Motagua-Polochic fault system: a fault jog in Southeastern Mexico. *J S Am Earth Sci* 13:459–468
20. Hanks, T. C., & Kanamori, H. (1979). A moment magnitude scale. *Journal of Geophysical Research*: Solid Earth, 84(B5), 2348–2350. <https://doi.org/10.1029/JB084iB05p02348>
21. Havskov J, Singh SK, Novelo D (1982) Geometry of the benioff zone in the Tehuantepec area in southern Mexico. *Geofis Int* 21:325–330
22. Havskov, Jens & Ottemoller, Lars. (2010). Routine Data Processing in Earthquake Seismology. 10.1007/978-90-481-8697-6.
23. Helmholtz Centre Potsdam GFZ German Research Centre for Geosciences and gempa GmbH (2008). The SeisComP seismological software package. GFZ Data Services. doi:[10.5880/GFZ.2.4.2020.003](https://doi.org/10.5880/GFZ.2.4.2020.003).

24. Manea VC, Manea M, Ferrari L (2013) A geodynamical perspective on the subduction of Cocos and Rivera plates beneath Mexico and Central America. *Tectonophysics* 609:56–81
25. Meneses-Rocha JJ (2001) Tectonic evolution of the Ixtapa graben, an example of a strike-slip basin of southeastern Mexico: implications for regional petroleum system. *Memoirs Am Assoc Petroleum Geol* 75:183–216
26. Molina-Garza RS, Geissman JW, Wawrzyniec TF, Peña Alonso TA, Iriondo A, Weber B, Aranda-Gómez J (2015) Geology of the Coastal Chiapas (Mexico) Miocene Plutons and the Tonalá Shear Zone: syntectonic emplacement and rapid exhumation during sinistral transpression. *Lithosphere* 7(3):257–274
27. Mousavi, S.M., Ellsworth, W.L., Zhu, W. *et al.* (2020) Earthquake transformer – an attentive deep learning model for simultaneous earthquakes detection and phase picking. *Nat Commun* **11**, 3952. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-17591-w>
28. Ordoñez E (1936) Principal physiographic provinces of Mexico. *AAPG Bull* 20:1277–1307
29. Padilla y Sánchez RJ (2007) Evolución geológica del sureste mexicano desde el Mesozoico al presente en el contexto regional del Golfo de México. *Boletín de la Sociedad Geológica Mexicana* 59:19–42
30. Pardo M, Suárez G (1995) Shape of the subducted Rivera and Cocos plate in southern Mexico: seismic and tectonic implications. *J Geophys Res* 100(B7):12357–12373

31. Pantoja-Alor J, Rincón-Orta C, Fries C, Silver LT, Solorio-Murguía J (1974) Contribuciones a la geocronología de Chiapas. Asociación de Petroleras Mexicanas Boletín 26:205–223
32. Rebollar CJ, Espindola VH, Uribe A, Mendoza A, Vertti AP (1999b) Distributions of stresses and geometry of the Wadati-Benioff zone under Chiapas, Mexico. *Geofis Int* 38:95–106
33. Rodríguez-Lomelí, A.G., García-Mayordomo, J. Seismic hazard at a triple plate junction: the state of Chiapas (México). *Nat Hazards* 97, 1297–1325 (2019).
34. Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In: Navab, N., Hornegger, J., Wells, W., Frangi, A. (eds) *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015*. MICCAI 2015. Lecture Notes in Computer Science(), vol 9351. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28
35. Ruud B. O., and E. S. Husebye, 1992. A new three-component detector and automatic single#station bulletin production. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 82:221:237.
36. Sabbione J. I., Rosa M. L., Velis D. R., Sabbione, N. C. (2011). Análisis comparativo de diferentes métodos de picado automático de fases en terremotos registrados en la Estación Sismológica de La Plata (LPA). *Geoacta*. 36. 189-209.

37. Salvador A (1991) The Gulf of Mexico Basin. In: Bartolini C, Buffler RT, Cantu-Chapa A (eds) The geology of North America, AAPG memoir, pp 389–444
38. Sánchez-Montes de Oca R (1979) Geología petrolera de la Sierra de Chiapas. Boletín de la Asociación Mexicana de Geólogos Petroleros 31:67–97
39. Sedlock RL, Ortega-Gutiérrez F, Speed RC (1993) Tectonostratigraphic terranes and tectonic evolution of Mexico. Geol Soc Am Special Papers 278:1–153
40. Tian, D., Uieda, L., Leong, W. J., Fröhlich, Y., Schlitzer, W., Grund, M., Jones, M., Toney, L., Yao, J., Magen, Y., Jing-Hui, T., Materna, K., Belem, A., Newton, T., Anant, A., Ziebarth, M., Quinn, J., & Wessel, P. (2021). PyGMT: A Python interface for the Generic Mapping Tools (v0.12.0). Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.11062720>
41. Trnkoczy, A. (2012), **Understanding and parameter setting of STA/LTA trigger algorithm**, in *New Manual of Seismological Observatory Practice 2 (NMSOP-2)*, IS 8.1, 20 pp. <http://nmsop.gfz-potsdam.de>
42. Tramelli, Anna & Peluso, Rosario. (2015). A FORTRAN Code for the Sensitivity Estimate of a Seismic Network: An Application to Campi Flegrei. Journal of Petroleum & Environmental Biotechnology. 06. 10.4172/2157-7463.1000254.
43. Withers, M., Aster, R., Young, C., Beiriger, J., Harris, M., Moore, S., and Trujillo, J. (1998), A comparison of select trigger algorithms for automated global seismic phase and event detection, Bulletin of the Seismological Society of America, 88 (1), 95-106.

44. Woollam, J., Münchmeyer, J., Tilmann, F., Rietbrock, A., Lange, D., Bornstein, T., Diehl, T., Giuchi, C., Haslinger, F., Jozinović, D., Michelini, A., Saul, J., & Soto, H. (2022). SeisBench - A Toolbox for Machine Learning in Seismology. *Seismological Research Letters* 2022; 93 (3): 1695–1709. doi: <https://doi.org/10.1785/0220210324>
45. Zhu W., Beroza G. C., 2019, PhaseNet: a deep-neural-network-based seismic arrival-time picking method, *Geophysical Journal International*, Volume 216, Issue 1, January 2019, Pages 261–273, <https://doi.org/10.1093/gji/ggy423>
46. Ce, Jiang & Fang, Lihua & Fan, Liping & li, Boren. (2021). Comparison of the Earthquake Detection Effects of PhaseNet and EQTransformer considering the Yangbi and Maduo Earthquakes. *Earthquake Science*. 34. 10.29382/eqs-2021-0038.
47. Armijos, Alvaro & Palacios Serrano, Ivan & Gonzalez Martinez, Santiago. (2021). Evaluación y comparación de algoritmos para la detección automática de eventos sísmicos. *Revista Tecnológica - ESPOL*. 33. 58-74. 10.37815/rte.v33n2.830.
48. Sharma, B. K., Kumar, A., & Murthy, V. M. (2010). Evaluation of seismic events detection algorithms. *Journal of the Geological Society of India*, 75(3), 533-538.
49. Wang, Z., & Zhao, B. (2017). Automatic event detection and picking of P, S seismic phases for earthquake early warning and application for the 2008 Wenchuan earthquake. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 97,

172-181.