



**Creación de algoritmos basados en técnicas de detección de la actividad de la voz
aplicado a eventos sísmicos en el volcán Llaima.**

Ortega Noroña, Oscar Alfonso

Departamento de Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones

Carrera de Telecomunicaciones

Trabajo de integración curricular, previo a la obtención del título de Ingeniero en
Telecomunicaciones

Ing. Lara Cueva, Román Alcides PhD.

25 de agosto de 2023



Plagiarism report

O1_Ortega_Oscar.pdf

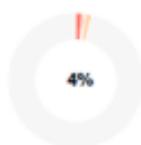
Scan details

Scan time:
August 25th, 2023 at 18:56 UTC

Total Pages:
44

Total Words:
10922

Plagiarism Detection



Types of plagiarism		Words
Identical	1.6%	180
Minor Changes	0.6%	70
Paraphrased	1.7%	183
Omitted Words	0%	0

AI Content Detection



Text coverage
● AI text
○ Human text

Plagiarism Results: (9)

Your File

2%

EDWIN ALEXANDER CASTILLO TIPANTU

No introduction available.

Your File

1%

javie

No introduction available.



Escaneado electrónicamente por:
ROMAN ALCIDES LARA
CUEVA

Ing. Román Alcides, Lara Cueva PhD.

Director



Departamento de Eléctrica Electrónica y Telecomunicaciones

Carrera de Telecomunicaciones

Certificación

Certifico que el trabajo de integración curricular: **"Creación de algoritmos basados en técnicas de detección de la actividad de la voz aplicado a eventos sísmicos en el volcán Llaima"** fue realizado por el señor **Ortega Noroña, Oscar Alfonso**, el mismo que cumple con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, además fue revisado y analizada en su totalidad por la herramienta de prevención y/o verificación de similitud de contenidos; razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que se lo sustente públicamente.

Sangolquí, 15 de Septiembre de 2023



Firmado digitalmente por:
ROMÁN ALCIDES LARA
CUEVA

.....
Ing. Román Alcides, Lara Cueva PhD.

C. C. 1713988218



Departamento de Eléctrica Electrónica y Telecomunicaciones

Carrera de Telecomunicaciones

Responsabilidad de Autoría

Yo, **Ortega Noroña, Oscar Alfonso**, con cédula de ciudadanía n° 1724355357, declaro que el contenido, ideas y criterios del trabajo de integración curricular: **"Creación de algoritmos basados en técnicas de detección de la actividad de la voz aplicado a eventos sísmicos en el volcán Llaima"** es de mi autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos, y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Sangolquí, 15 de Septiembre de 2023

Ortega Noroña, Oscar Alfonso

C.C.: 1724355357



Departamento de Eléctrica Electrónica y Telecomunicaciones

Carrera de Telecomunicaciones

Autorización de Publicación

Yo, **Ortega Noroña, Oscar Alfonso**, con cédula de ciudadanía n°1724355357, autorizo a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de integración curricular: **"Creación de algoritmos basados en técnicas de detección de la actividad de la voz aplicado a eventos sísmicos en el volcán Llaima"** en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi responsabilidad.

Sangolquí, 15 de Septiembre de 2023

Ortega Noroña, Oscar Alfonso

C.C.: 1724355357

Dedicatoria

Mi trabajo está dedicado con toda mi gratitud a todas las personas que han sido parte de este logro, han sido una fuente de inspiración apoyo y fortaleza.

A mi querida madre, Camila Noroña quien ha sido mi motivación e inspiración, un ejemplo de perseverancia. Tu amor incondicional, sacrificio y aliento permanente han sido mi fortaleza para superar los desafíos y alcanzar esta meta. Tu confianza ha sido mi mayor impulso y estoy eternamente agradecido por todo lo que has hecho por mí.

A mi padre Alfonso Ortega que me ha brindado apoyo incondicional y ha forjado mi carácter para afrontar situaciones difíciles.

A mis queridos hermanos, Fabricio Ortega y Javier Ortega y mi Hermana Camila Ortega quienes han compartido cada paso de este viaje académico conmigo. Su apoyo incondicional, compañía y palabras de aliento me han dado la fuerza para enfrentar los obstáculos y perseverar. Gracias por ser mi red de apoyo y por creer en mí en todo momento.

Cada logro que alcanzo es también un logro de ustedes, con profundo cariño que dedico este trabajo a ustedes.

Oscar Alfonso Ortega Noroña

Agradecimiento

En primer lugar, quiero expresar mi más profundo agradecimiento a Dios por haber iluminado mi camino y haberme brindado la fuerza para completar este proyecto. Su guía ha sido mi fuente de inspiración y motivación a lo largo de esta travesía académica.

A mi familia, les debo un reconocimiento especial por su amor incondicional y apoyo constante. Su aliento y apoyo constante fueron la fuerza que me impulsó a superar los desafíos y alcanzar este logro. A mis padres, por ser mi base para salir a delante, y a mis hermanos, por su apoyo y comprensión en cada paso que tomé.

Agradezco a mi tutor de tesis, Ing Román Lara, por su dedicación, paciencia y orientación experta. Su apoyo y retroalimentación fueron fundamentales para complementar y enriquecer de conocimientos necesario para abordar este proyecto.

Quiero agradecer a mi novia Stephanie quien estuvo presente en los momentos más difíciles brindándome su apoyo incondicional, su soporte en la etapa de este trabajo fueron fundamentales para mantenerme motivado y enfocado.

Agradezco a mi amigo Edwin Castillo, quien ha estado a mi lado durante la vida universitaria, tu apoyo constante, conversaciones inspiradoras y aliento han sido importantes para generar confianza y motivación en este camino académico. A todos mis amigos Cesar, Javier y Xavier su apoyo ha sido invaluable y su amistad ha sido un pilar en mi vida. Gracias por ser parte de este logro.

Este logro es el resultado de un esfuerzo colectivo y estoy profundamente agradecido por cada persona que formó parte de este viaje.

Índice de contenidos

Carátula

Dedicatoria	6
Agradecimiento	7
Índice de contenidos	8
Índice de figuras	11
Resumen	13
Abstract	14
Capítulo I	15
Introducción	15
Antecedentes	17
Justificación e importancia.....	19
Objetivo general	20
Actividades	20
Capítulo II	21
Metodología	21
Base de datos	22
Visualización de Señales.....	24
Preprocesamiento de los datos	25
Filtrado	25
Normalización.....	26
Generación de ruido	27
Algoritmo VAD.....	30
Preprocesamiento	31
Identificación de posibles Eventos.....	32
Filtro óptimo.....	33
Algoritmo de decisión	33
Algoritmo de etiquetado.....	33
Almacenamiento.....	34
Posprocesamiento.....	34
Corrección en la detección	35
Métricas de rendimiento	36
Capítulo III	38

Resultados	38
Bases de datos.....	38
Visualización de señales	39
Preprocesamiento de la señal	40
Filtrado de las señales.....	41
Normalización de los datos.....	42
Generación de ruido	43
Generación de vectores prueba.....	45
Experimentación.....	47
Evaluación del desempeño.....	54
Resultados Matriz Eventos LP	55
Resultados Matriz Eventos TC	56
Resultados Matriz Eventos TR	57
Resultados Matriz Eventos VT.....	58
Resultados test Algoritmo VAD.....	59
Interfaz grafica.....	61
Discusión.....	65
Capítulo IV	68
Conclusiones	68
Trabajos Futuros	69
Referencias	71

Índice de tablas

Tabla 1 <i>Características y datos relevantes del volcán Llaima</i>	23
Tabla 2 <i>Ecuaciones para la validación del Algoritmo</i>	36
Tabla 3 <i>Ecuaciones de las métricas de rendimiento</i>	37
Tabla 4 <i>Numero de señales proporcionadas por evento</i>	38
Tabla 5 <i>Valores óptimos para la detección</i>	50
Tabla 6 <i>Parámetros establecidos para el Algoritmo VAD</i>	54
Tabla 7 <i>Métricas de desempeño del Algoritmo VAD</i>	59
Tabla 8 <i>Parámetros óptimos para mejorar el rendimiento</i>	66

Índice de figuras

Figura 1	<i>Diagrama de bloques del algoritmo de detección (VAD)</i>	22
Figura 2	<i>Volcán Llaima visto desde el bosque araucarias</i>	24
Figura 3	<i>Diagrama de bloques interno del preprocesamiento</i>	25
Figura 4	<i>Señal con sus componentes en frecuencia</i>	26
Figura 5	<i>Extracción de 0.2s de la señal para generar vector de ruido</i>	28
Figura 6	<i>Vector de ruido de 120000 muestras</i>	28
Figura 7	<i>Diagrama de bloques de una Algoritmo VAD</i>	30
Figura 8	<i>Ventaneo con y sin solapamiento</i>	32
Figura 9	<i>Diagrama de bloques del Posprocesamiento de los resultados obtenidos</i>	34
Figura 10	<i>Problema de detección de dos eventos un microsismo (a) y corrección del inconveniente (b)</i>	35
Figura 11	<i>Señales originales sacadas de la base de datos LP(a), TV(b), TR(c), VT(d)</i>	40
Figura 12	<i>Respuesta del filtro pasa banda</i>	41
Figura 13	<i>Señales Filtradas en tiempo y frecuencia LP(a), TV(b), TR(c), VT(d)</i>	42
Figura 14	<i>Señales Normalizadas entre 1 y -1 LP(a), TV(b), TR(c), VT(d)</i>	43
Figura 15	<i>Ruido Generado de 20 minutos a partir de una ventana de 0.2s de las señales originales</i>	44
Figura 16	<i>Ruido generado con variación de la amplitud</i>	44
Figura 17	<i>Señal modelo con los cuatro eventos</i>	45
Figura 18	<i>Señal con cuatro eventos de un mismo tipo LP(a), TV(b), TR(c), VT(d)</i>	46
Figura 19	<i>SNR mínima utilizado como Umbral</i>	47
Figura 20	<i>Funcionamiento del Umbral SNR min para determinar posible evento</i>	49
Figura 21	<i>Detección con SNR mínima de 8 dB</i>	50
Figura 22	<i>Detección con SNR mínima de 16 dB o superior</i>	51
Figura 23	<i>Evento detectado correctamente</i>	52
Figura 24	<i>Evento detectado incorrectamente</i>	53
Figura 25	<i>Detección de LP realizada por el algoritmo VAD</i>	56

Figura 26 <i>Detección de eventos TC realizada por el algoritmo VAD</i>	57
Figura 27 <i>Detección de eventos VT realizada por el algoritmo VAD</i>	58
Figura 28 <i>Detección de eventos VT realizada por el algoritmo VAD</i>	59
Figura 29 <i>Detección de eventos aleatorios realizada por el algoritmo VAD</i>	60
Figura 30 <i>Detección con 18 eventos aleatorios en un mismo eje temporal</i>	61
Figura 31 <i>Interfaz Grafica</i>	62
Figura 32 <i>Ventana de configuración de la interfaz gráfica</i>	63
Figura 33 <i>Ventana para visualización del registro de 20 minutos</i>	63
Figura 34 <i>Proceso de detección con el algoritmo VAD</i>	64
Figura 35 <i>Tabla de los microsismos encontrados en el proceso de detección</i>	65

Resumen

Los desastres naturales, encabezados por terremotos y erupciones volcánicas, representan la principal causa de muerte masiva a nivel global, con un impacto muy significativo a las poblaciones. Por esta razón, los sistemas de alerta temprana emergen como herramientas cruciales para preservar vidas. En Chile, el Servicio Nacional de Geología y Minería (SERNAGEOMIN) monitoriza en tiempo real sobre los volcanes más peligrosos. A través del Observatorio Volcanológico de los Andes del Sur (OVDAS), se recopilan datos del volcán Llaima, los cuales son objeto de análisis y procesamiento. Las señales sísmicas presentan similitudes con las características de las señales de voz, manifestándose en cambios o incrementos de frecuencia y amplitud. Este proyecto se enfoca en el desarrollo de un algoritmo de detección de señales Largo Periodo, Tectónicos, Tremor y Volcano - Tectónicos, basado en técnicas de detección de la actividad la voz, lo que permite obtener los puntos de inicio y fin de los microsismos. Para evaluar la exactitud del algoritmo propuesto, se realizaron varios experimentos con una base de datos compuesta por 3592 señales microsísmicas, con todos los posibles escenarios y problemas que se presenten a lo largo de la detección. En esta experimentación, la tasa de detección alcanzó un 99.66% y un BER de 0.002, lo que representa una alta confiabilidad del algoritmo. Los resultados obtenidos en la presente investigación son comparables con algoritmos desarrollados con antelación para bases de datos más restringidas, particularmente aquellas correspondientes al volcán Cotopaxi.

Palabras clave: volcán Llaima, detección de la actividad de voz, algoritmo

Abstract

Natural disasters, led by earthquakes and volcanic eruptions, represent the leading cause of mass death globally, with a very significant impact on populations. For this reason, early warning systems emerge as crucial tools to preserve lives. In Chile, the National Geology and Mining Service (SERNAGEOMIN) monitors the most dangerous volcanoes in real time. Through the Volcanological Observatory of the Southern Andes (OVDAS), data from the Llaima volcano are collected, analyzed and processed. The seismic signals present similarities with the characteristics of voice signals, manifesting themselves in changes or increases in frequency and amplitude. This project focuses on the development of a detection algorithm for Long Period, Tectonic, Tremor and Volcano-Tectonic signals, based on voice activity detection techniques, which allows obtaining the start and end points of microseismic events. To evaluate the accuracy of the proposed algorithm, several experiments were performed with a database composed of 3592 microseismic signals, with all possible scenarios and problems that arise throughout the detection. In this experimentation, the detection rate reached 99.66% and a BER of 0.002, which represents a high reliability of the algorithm. The results obtained in the present investigation are comparable with previously developed algorithms for more restricted databases, particularly those corresponding to the Cotopaxi volcano.

Keywords: Llaima volcano, voice activity detection, algorithm.

Capítulo I

Introducción

Al hablar de vulcanología, resulta esencial hacer referencia al Cinturón de Fuego del Pacífico, también conocido como el Anillo de Fuego del Pacífico. Este entorno geográfico circunda el perímetro del océano Pacífico y se destaca por ser una región de alta sismicidad y actividad volcánica. A lo largo de esta cadena tectónica se alojan a 452 volcanes distribuidos en diversos países, como Ecuador, Chile, Perú, Argentina, entre otros.

Esta extensa área se extiende por más de 40.000 kilómetros y concentra aproximadamente el 75% de los volcanes activos e inactivos del mundo. Además, es el epicentro estadístico del 80% al 90% de los terremotos más intensos registrados en las zonas que abarca el Cinturón de Fuego (Geyer, 2020).

El volcán Llaima se encuentra en Chile, ubicado en la región de Araucanía con 3125 metros de altura y destaca por su forma cónica clásica y su impresionante cráter, aunque ha experimentado múltiples erupciones a lo largo de su historia, algunas de las cuales han dejado una huella significativa. Una erupción notable ocurrió en enero de 2008, cuando el volcán entró en actividad con expulsiones de cenizas y flujos piroclásticos que generaron evacuaciones en las áreas circundantes. Este evento subraya la influencia que el Llaima tiene en la región, con aportes al entendimiento de los procesos volcánicos y a la necesidad de monitorización constante para la seguridad de las comunidades a su alrededor (Navarrete Pia, 2017).

Muchas instituciones junto con profesionales se dedican a desarrollar sistemas que permitan predecir con exactitud la magnitud y el alcance que puede tener el periodo en el que un volcán presenta actividad microsísmica. Por esta razón, el análisis y detección de señales para el desarrollo de sistemas de alerta temprana son de gran importancia, en donde se busca precautelar la seguridad de las personas y de igual manera disminuir las pérdidas materiales.

En el Ecuador el Instituto Geofísico de la Escuela Politécnica Nacional (IGEPN) es la institución encargada de la vigilancia y monitorización permanente de diferentes volcanes que se encuentran repartidos en el territorio ecuatoriano, el objetivo principal de esta institución es proveer de información referente al riesgo sísmico y volcánico gracias a una red de monitorización de alta precisión. El IGEPN tiene como función emitir un reporte a la entidad encargada para que sea quien difunda una alerta una vez que los eventos han ocurrido, con el fin de prevenir a la población y en lo posible evitar desastres (IGEPN, n.d.-b).

Una señal microsísmica guarda notables similitudes con una señal de audio, ya que permite visualizar cambios tanto en frecuencia como en amplitud. Es por esto que se emplean técnicas de detección de actividad vocal (VAD del inglés, *Voice Activity Detection*) y detección de puntos finales (EDP del inglés, *End Point Detection*). Estas técnicas tienen como objetivo separar los tramos de señal vocal del ruido, para lograr identificar con precisión los momentos de inicio y finalización de las respectivas señales (Gökhun Tanyer, 2000).

En este contexto, el presente trabajo se desarrolla un algoritmo que detecta microsísmos basado en las técnicas de detección de la actividad de la voz, de tal manera que sea capaz de dividir la señal y reconocer en cuál de estos segmentos exista la presencia de una señal microsísmica. El trabajo contempla varias etapas secuenciales como son: la visualización de señales, el preprocesamiento, generación de vectores de prueba, el algoritmo como tal. Finalmente, una etapa de corrección de errores denominada posprocesamiento, con el fin de encontrar una métrica de rendimiento aceptable con respecto a trabajos previamente realizados.

Para la obtención del porcentaje de precisión se utiliza una base de datos del volcán Llaima la cual dispone de un total de 3592 con cuatro tipo de señales mezcladas entre Largo Periodo (LP, del inglés *Long-Period*), Tectónicos (TC, del inglés *Tectonic*), Tremor (TR) y

Volcano - Tectónicos (VT, del inglés *Volcano -Tectonic*), con los que se llega a obtener los puntos de inicio y fin correspondientes junto con otra información relevante como la frecuencia, año, mes, duración del evento y estación, para finalmente presentar una tabla general junto con la gráfica en donde se muestra que la detección es un éxito.

Antecedentes

En la detección de sismos mediante el análisis de señales presenta varios desafíos en relación a las fluctuaciones de alta frecuencia asociadas al ruido, por esta razón la aplicación del algoritmo STALTA que son los tradicionales y utilizados por los institutos encargados de la monitorización de volcanes, ha permitido obtener la información relevante y evitar la generación de falsos disparos, la experimentación de (Toledo, 2014) nos indica que la razón promedio entre el corto y largo plazo elimina dichas variaciones y establece un acierto del 96,92%.

Las investigaciones centradas en la detección de sismos han permitido el desarrollo de algoritmos para identificación de las señales que presenten diversos ruidos, donde (Sarango et al., 2021) realiza una experimentación con los registros sísmicos de la región del Austro, en el trabajo citado se presenta una comparación con diversos algoritmos, donde obtiene el método Classic STALTA una precisión del 98,2%, con este porcentaje se establece una futura implementación en tiempo real para automatizar la identificación temprana de eventos sísmicos

A lo largo de los años se han llevado a cabo trabajos que realizan el proceso de detección de señales microsísmicas específicamente para el volcán Cotopaxi, los cuales tienen como objetivo principal la detección por la actividad de la voz, esta es una técnica que se usa debido a la similitud que tienen en cuanto a su forma de onda representada en tiempo. De esta manera se han conseguido implementar diferentes metodologías y así lograr mejorar las métricas de rendimiento mediante la experimentación y la evaluación continua.

En la investigación desarrollada por (Lara-Cueva et al., 2016) se trabaja con LP y VT, donde el proceso realizado se basa en tres etapas para lograr encontrar el punto inicial y final del microsismo a ser analizado, estas etapas son el preprocesamiento, un filtrado óptimo y finalmente el algoritmo de decisión. Por los resultados, se llega a la conclusión que el algoritmo presentado tiene cierta sensibilidad al ruido ya que disminuye su rendimiento en un 10% y mediante las pruebas realizadas se puede deducir que al eliminar el ruido gaussiano blanco funciona mejor. En este detector se obtiene un rendimiento del 95.2% y la tasa de error de balanceo (BER, del inglés *Balanced Error Rate*) es de 0.05, con una base de datos no balanceada de 327 LP y 109 VT, es decir un total de 436 señales microsísmicas.

Este trabajo tiene relación directa con (Rosero Jácome, 2020) en el que se revisaba la adaptación e implementación de algoritmos VAD para la detección de microsismos del volcán Cotopaxi, donde se realizó un algoritmo adaptativo de detección de actividad de voz con procesamiento digital de señales y con técnicas de sustracción espectral de potencia de una señal, con lo cual buscan una mejora en las medidas de rendimiento de detectores, el porcentaje de precisión obtenido es del 98.4%, con una cantidad de datos limitados, por lo que se recomienda ampliar la base de datos de las señales microsísmicas, para generar un mejor modelo de entrenamiento, y de esta manera llegar a una decisión más precisa en relación con la definición de si una trama representa un microsismo o no.

En cada investigación realizada se busca mejorar las métricas de rendimiento para la detección de señales microsísmicas con los distintos acontecimientos que se pueden presentar, en el artículo de (Lara et al., 2020) se propone una nueva idea que es la segmentación de la señal lo cual sirve para trabajar con la relación señal a ruido mediante ventanas, este proceso se adapta a las etapas de filtrado y detección del algoritmo VAD. La

precisión obtenida según los resultados presentados es del 97.10% con una base de datos total de 620 señales microsísmicas repartidas entre LP, VT e Híbrido (HYB, del inglés Hybrids).

Justificación e importancia

De geográfico en el que se encuentra el volcán Llaima, en la región de La Araucanía en Chile, lo posiciona como un elemento potencialmente peligroso debido a su actividad volcánica. La detección temprana de microsismos es fundamental para garantizar la seguridad de las personas que residen en sus alrededores. Por esta razón los sistemas diseñados se han convertido en una solución de gran importancia para la vida en general y para la reducir daños que pueden causar en las diferentes partes del mundo.

La implementación de técnicas de detección de la actividad de la voz en este contexto es novedosa y promisoria. La similitud entre las señales sísmicas y las señales de voz abre la puerta a la utilización de enfoques provenientes del procesamiento del habla, lo que puede llevar a una mayor sensibilidad y especificidad en la detección de microsismos.

El desarrollo de este trabajo tiene como fin el poder colaborar al IGEPN a que disponga de un sistema automático de reconocimiento de señales de microsismos mediante algoritmos que permitan la detección y clasificación basado en el procesamiento digital de señales. Por lo cual en la base de datos proporcionada tenemos distintos tipos de señales LP, TC, TR, VT, entre otros (IGEPN, n.d.-a). Sin embargo, este trabajo está enfocado netamente a la parte de detección, mediante el uso de técnicas VAD para una extensa base de datos del volcán Llaima de Chile.

La detección automatizada de señales microsísmicas revisten gran importancia para la sociedad, ya que a través de este proceso es posible proporcionar informes y recomendaciones oportunas y confiables a la Secretaría de Gestión de Riesgo. Esto permite realizar cambios en las alertas según los protocolos de cada país, con lo que se logra alarmar a la población de

forma temprana para que pueda tomar medidas para salvaguardar su vida y de ser posible rescatar sus bienes materiales.

Objetivo general

Crear algoritmos basados en técnicas de detección de la actividad de la voz aplicado a eventos sísmicos en el volcán Llaima

Actividades

- Identificación de las propiedades y variables del problema a tener en cuenta.
- Reunión de la base de datos representativa, con datos provistos por el Observatorio Volcanológico de los Andes del Sur.
- Creación de una estructura de datos (temporales, espaciales, otros.) con un soporte común.
- Pruebas con los métodos de análisis convencionales y pertinentes
- Identificación de la información a priori a incluir en los algoritmos, y creación de algoritmos VAD y EPD adaptados al problema.
- Pruebas y evaluación del desempeño

Capítulo II

Metodología

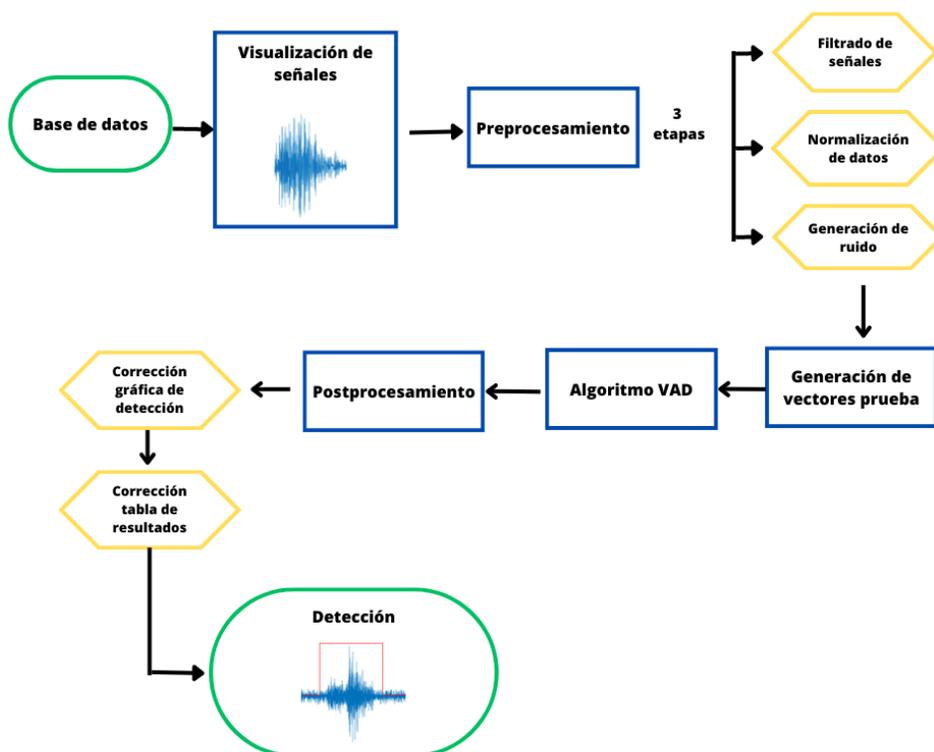
El desarrollo de este proyecto involucra la definición de múltiples etapas, cada una con una tarea específica. La Figura 1 ilustra la secuencia que guía cada bloque en el proceso. A continuación, se proporciona una concisa descripción de la función que desempeñan estos segmentos dentro de la metodología propuesta.

En la primera etapa del desarrollo del algoritmo se realizó una manipulación integral de la base de datos para lograr una estructura más simple y organizada. A continuación, se llevó a cabo el preprocesamiento, que se descompone en tres subetapas: filtrado de señales, normalización de datos y generación de ruido, con el fin de añadir ruido a las señales ya que las proporcionadas por el OVDAS tienen una duración de 60 segundos lo que llega a abarcar solo el microsismo. En el cuarto bloque, se generan los vectores de prueba que consta de señales combinadas con ruido en registros de 20 minutos. Luego, se implementó el algoritmo VAD, que desempeña el rol crucial de detectar y discriminar presencia de señal diferente al ruido, donde se obtiene los puntos de inicio y fin mediante el proceso de segmentación y decisión.

Finalmente, se ejecutó el posprocesamiento, cuya función radica en la corrección de posibles errores tanto en la detección como en la identificación de puntos. Es imperativo que la totalidad de la base de datos sea sometida al mismo proceso para garantizar la obtención de resultados consistentes.

Figura 1

Diagrama de bloques del algoritmo de detección (VAD)



Base de datos

La base de datos es proveniente del volcán Llaima el cual se encuentra ubicado en Chile, precisamente en la región de Araucanía. Es una montaña que forma parte de la cordillera de los andes y tiene una elevación de aproximadamente 2400 metros desde su base. Su ubicación se encuentra a unos 740 metros sobre el nivel del mar. Los detalles y datos más destacados se encuentran disponibles para su observación en la Tabla 1.

Tabla 1*Características y datos relevantes del volcán Llaima*

Región	La Araucanía
Provincias	Cautín
Comunas	Curacautín, Melipeuco y Vilcun
Coordenadas	-38.690000 – 71.730000
Centro poblados o asentamientos más cercanos	Melipeuco, Cherquenco, Caracautin
Tipo de volcán	Volcán
Altitud	3125 m s.n.m.
Área Basal	500 km^2
Volumen estimado	400 km^3
Erupciones relevantes de los últimos años	1872, 1907-1908, 1927, 1937 1945-1946, 1956-1957, 1994, 2007-2009.
Categoría:	Tipo I
Ranking de riesgo específico	2

Nota: Obtenido de (SERNAGEOMIN, 2023)

El Servicio Nacional de Geología y Minería (SERNAGEOMIN) es la entidad encargada del monitorizar en tiempo real a los volcanes activos en el territorio chileno, esta labor la realiza mediante el Observatorio Vulcanológico de los Andes del Sur (OVDAS), que tiene como función principal interpretar los datos proporcionados a través de las estaciones sismológicas

disponibles para la observación del volcán Llaima. Para conocimiento en la Figura 2 se presenta esta montaña de fuego.

Figura 2

Volcán Llaima visto desde el bosque araucarias



Nota: Obtenido de (Andeshandbook, n.d.)

Según un estudio realizado por (Can et al., 2020) las bases de datos utilizadas en su investigación contienen información recopilada por las entidades anteriormente mencionadas. Esta base de datos brindada por el OVDAS se encuentra en formato *hdf5*, que tiene a su disposición un total de 3589 señales muestreadas a una frecuencia de 100 Hz, estas señales se encuentran repartidas o clasificadas en los distintos eventos asociados a un microsismo los cuales son: VT con 301 señales, LP con 1310 señales, TR con 490 señales y finalmente TC con 1488 señales. Cada tipo tiene una forma de onda en específico, y es con estos datos que se trabaja en el desarrollo para la experimentación del algoritmo VAD.

Visualización de Señales

Para identificar cada uno de los eventos y observar su forma de onda, se graficó cada una de las señales obtenidas en el software Matlab R2022a®, se realizó un trabajo previo con

los datos obtenidos, debido al tipo de formato en el que se encuentran, donde para manipular las señales de manera sencilla se crea una matriz de 2x2 en la cual las filas son el número de señal y las columnas son las muestras de cada una de esa señal. Este proceso se lo hizo para cada uno de los archivos, es decir, los diferentes tipos de eventos.

Finalmente, con los datos obtenidos se crea una sola matriz concatenada que contenga todas las señales, es decir una matriz final de 3592x6000, donde las filas son el número de registros proporcionados y las columnas son el número de muestras.

Preprocesamiento de los datos

Es necesario realizar un preprocesamiento de todas las señales con el fin de disponer con una señal limpia y con la que se pueda trabajar correctamente. Este preprocesamiento consta de tres partes fundamentales como se presenta en la Figura 3.

Figura 3

Diagrama de bloques interno del preprocesamiento



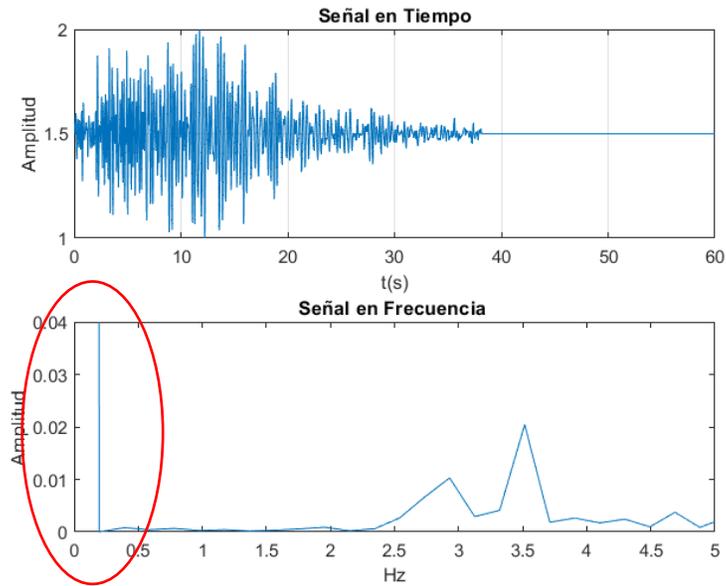
Filtrado

Para cada una de las señales es necesario aplicar un filtro de orden 256 tipo FIR pasa banda, debido a que en un estudio realizado por (Gubbins, 2004) menciona que debido a microsismos que se generan en el fondo del océano provocados por el choque del mar con el continente, existe una componente de frecuencia en 0.2 Hz, la cual es necesario eliminar ya

que causa un problema para los procesos posteriores. En la Figura 4 se observa la señal en tiempo y en frecuencia, donde se puede apreciar la componente en 0.2 Hz sobresaliendo.

Figura 4

Señal con sus componentes en frecuencia



La matriz S que contiene la base de datos se representa mediante la ecuación (1), donde s_M son señales microsísmicas y M varía entre 1 y 3592. Matemáticamente el proceso de filtrado se lo aplica a través del operador $h_M\{s_M\}$.

$$\{s_1^T, s_2^T, s_3^T, \dots, s_M^T\}^T, \quad (1)$$

El resultado h_M obtenido a la salida del filtro se lo guarda en la matriz denominada H

$$H = \{h_1^T, h_2^T, h_3^T, \dots, h_M^T\}^T, \quad (2)$$

Normalización

La normalización de los datos o señales es un proceso en el que los datos se transforman para que se encuentren dentro de un rango específico, esto con el fin de

estandarizar y facilitar su comparación o utilización. Para este trabajo se realizó la normalización en el rango de -1 y 1, en donde se trabajó con las señales resultantes a la salida de la etapa de filtrado, para luego capturar el valor absoluto de cada elemento en la matriz, ya que así el signo no es considerado en ninguna de las muestras, entonces se encuentra el valor máximo de cada señal, de manera matemática el proceso de normalización $z1_M\{h_M\}$ se lo puede representar mediante la ecuación (3), donde h_M es la señal filtrada de la matriz H y $\max|h_M|$ es el valor máximo absoluto en el microsismo filtrado.

$$z1_M = \frac{h_M}{\max|h_M|} \quad (3)$$

El resultado de realizar esta operación se lo aloja en la matriz $Z1$ presentada en la ecuación (4), donde $z1_M$ es la señal normalizada en un rango de 1 a -1.

$$Z1 = \{z1_1^T, z1_2^T, z1_3^T, \dots, z1_M^T\} \quad (4)$$

Generación de ruido

Como tercer paso del preprocesamiento de la señal se crea un vector de ruido (n) el cual consta de 120000 muestras que son iguales a 20 minutos, para esto se utiliza la señal normalizada, en donde se extrae cierta ventana o segmento de las primeras 100 señales, debido a que se necesita que este segmento de señal extraída sea solo ruido, se capturan las 20 muestras del total, es decir, 0.2 segundos, estas son tomadas del final de cada señal como se observa en la Figura 5, es necesario contar con los puntos finales donde terminan los eventos microsísmicos de la base de datos original, a esto se le resta las 20 muestras mencionadas que es el rango de valores o la ventana que va a ser extraída para luego guardarlos en un nuevo arreglo, el cual es reestructurado para obtener una matriz unidimensional y que además contenga la misma cantidad de elementos en las columnas que la matriz original. tal y como se presenta en la Figura 6.

Figura 5

Extracción de 0.2s de la señal para generar vector de ruido

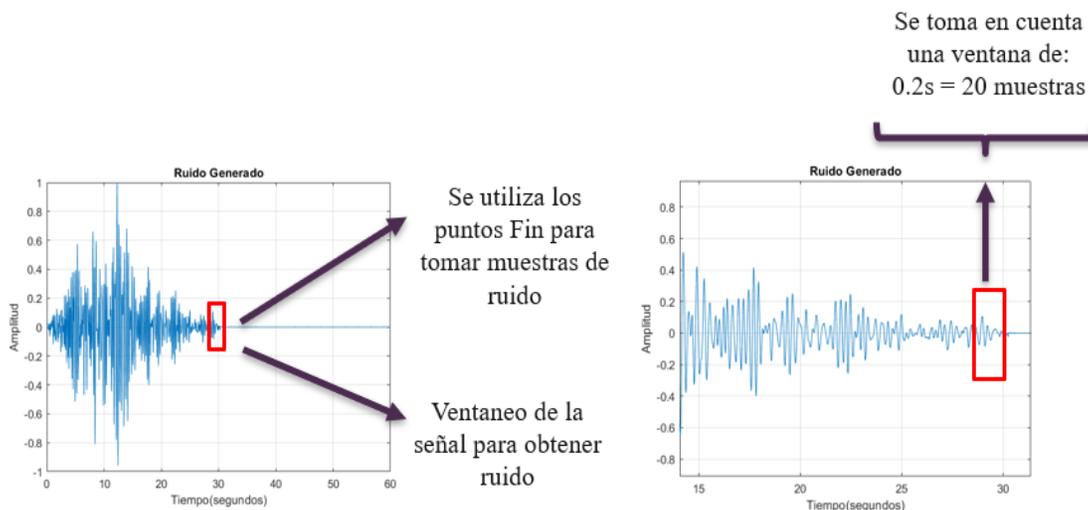
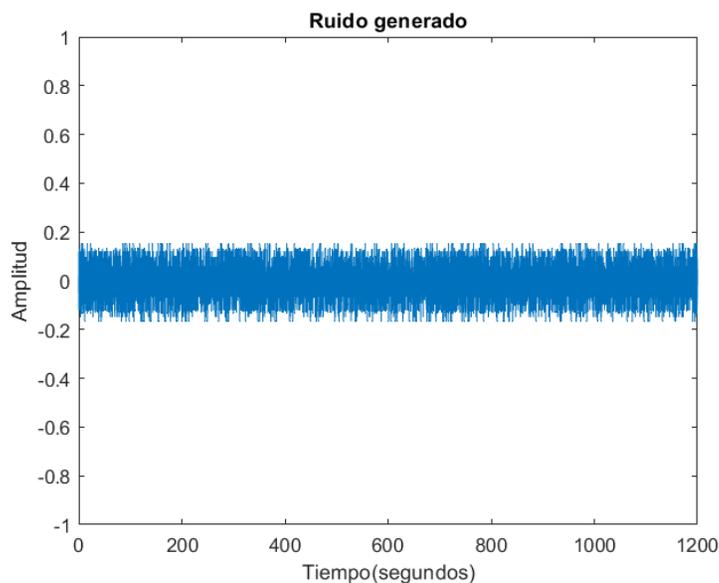


Figura 6

Vector de ruido de 120000 muestras



Este proceso es realizado debido a que las señales originales solo constan de 60 segundos y para el proceso de detección es necesario la unión de ruido junto con señal microsísmica en arreglos de 20 minutos.

Generación de Vectores Prueba

En la fase de la experimentación, es necesario trabajar con una o varias señales concatenadas en un mismo arreglo, para realizar esto se toma un número entero que indica cuántas señales se desea integrar, las señales normalizas y la matriz obtenida de ruido con 120000 muestras. Con todos estos datos presentes se empieza un proceso de selección y colocación de señales aleatorias en intervalos específicos dentro del vector de ruido generado, Estos pasos permiten la generación de una señal de ruido combinada con señales de los diferentes eventos que se asocian a un microsismo. Es importante decir que el vector resultante se guarda en un archivo, esta acción se lleva a cabo debido a que el arreglo que combina las señales no permanece constante; en otras palabras, elige nuevas señales microsísmicas aleatorias cada vez que el programa se ejecuta. Por ende, esta media es fundamental cuando se busca evaluar la detección en único vector, lo que permite observar el comportamiento del algoritmo en un mismo escenario, pero cambiando los parámetros.

Matemáticamente este proceso se representa mediante la ecuación (5)

$$Y = z1_M + \eta \quad (5)$$

donde:

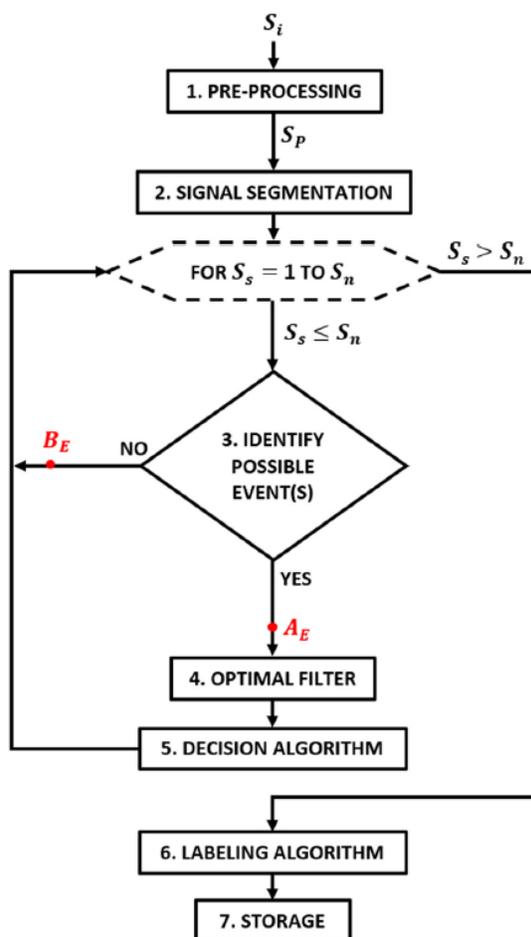
- Y .- Registro de 20 minutos (Para prueba)
- $z1_M$.- Señal normalizada
- η .- Ruido generado de 20 minutos.

Algoritmo VAD

El algoritmo VAD que se presenta en este trabajo tiene como función principal identificar las señales de los diferentes tipos de eventos asociados a un microsismo, es decir que entrega como resultado los puntos inicial y final de cada una de las señales encontradas en tiempo, esto se hace específicamente para la base de datos del volcán Llaima. En la Figura 7 se observa el proceso o diagrama de bloques que propone (Lara et al., 2020), el cual consta de varias etapas concatenadas una tras otra.

Figura 7

Diagrama de bloques de una Algoritmo VAD



Nota: Obtenido de (Lara et al., 2020)

Los resultados que entrega a la salida de la etapa del algoritmo VAD se basan en umbrales entre otros parámetros, los cuales se encuentran presente en cada tramo de la señal, de igual manera en el trabajo de (Rosero Jácome, 2020), se propone un análisis distinto basado en el mismo principio.

Cada una de las etapas presentadas en el diagrama de la Figura 8 cumple con una función específica que ayuda al proceso de detección, en este trabajo se experimentó ligeras modificaciones que se detalla a lo largo del proyecto.

Preprocesamiento

A diferencia del diagrama de bloques el preprocesamiento se lo realiza de manera externa al algoritmo VAD y en donde solo se llega a concordar con el filtrado de las señales, pero con variaciones de parámetros como el orden del filtro. Para este trabajo se realiza el proceso anteriormente mencionado con sus tres bloques correspondientes.

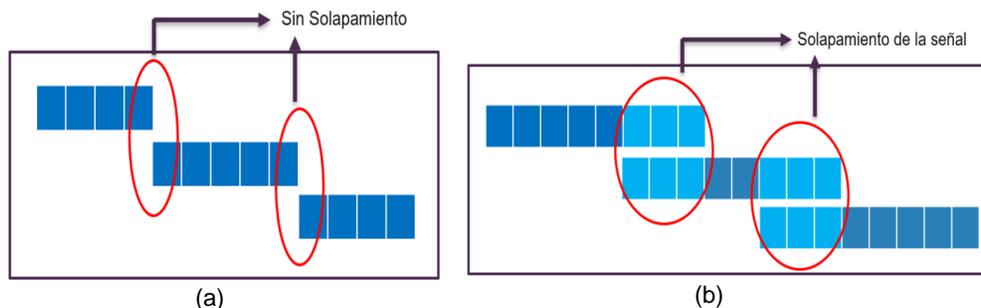
Segmentación de la señal

Para trabajar con el algoritmo VAD es necesario realizar un ventaneo de la señal, es decir separa en tramos el vector total y así analizarlo por partes, el tamaño de cada ventana se propone conforme se realiza las experimentaciones y pruebas pertinentes, de igual manera se debe considerar que las ventanas pueden ser con o sin solapamiento.

En este trabajo se plantea la experimentación con ambos casos, para el caso sin solapamiento se observa la Figura 8(a), en donde los datos o muestras no se sobreponen en cada ventana, mientras que en el caso con solapamiento las muestras se sobreponen en base a un porcentaje, para tener un mejor panorama de este proceso se presenta la Figura 8(b), la cual muestra un ejemplo del solapamiento que se ocupa para el análisis del vector a ser analizado por el algoritmo VAD.

Figura 8

Ventaneo con y sin solapamiento



Es importante mencionar que para el caso de ventaneo con solapamiento fue necesario el análisis con distinto porcentaje de superposición, en este trabajo se analizó con el 10%, el 20% y el 50%. El valor óptimo se eligió por medio de la experimentación y la evaluación con cada uno de los modelos presentados.

Identificación de posibles Eventos

En esta parte del Algoritmo se utiliza la relación señal a ruido (SNR, del inglés *Signal to Noise Ratio*), que es un indicador para saber el nivel de excelencia de la señal y tiene diferentes aplicaciones (Jiménez et al., 2005), En esta sección la SNR sirve para diferenciar los lugares o segmentos en donde existe presencia de señal o ruido. Para esto es necesario un Arreglo denominado N_s de 0.2s, que en este trabajo, se diferencia en ocupar una porción del ruido generado, con lo que se logra dividir al segmento en partes iguales, de tal manera que se pueda obtener la SNR de dicha sección, seguido de la SNR máxima del segmento total, ahora para descartar un segmento que solo contenga ruido se proporciona un valor de SNR mínimo que funciona como un umbral, con el que se hacen comparaciones para determinar los fragmentos en donde existe la posibilidad de encontrar un señal relacionada al microsismo.

Filtro óptimo

De forma general en esta etapa se utilizan dos filtros que sirven para separar un microsismo del ruido de fondo que aún se puede encontrar presente en la señal con un filtro de bordes como menciona (Canny, 1986). Los coeficientes y parámetros hallados mediante este proceso no fueron modificados, por lo tanto, se utilizó los que se presentan en la que con los propuestos en (Lara et al., 2020).

Algoritmo de decisión

En esta etapa se realiza la discriminación de los microsismos encontrados, es decir de los puntos de inicio y fin detectados por el algoritmo VAD, se eliminan aquellos que por su corta duración no pueden ser considerados como eventos válidos, pero que son extraídos por la gran concentración de energía que poseen, finalmente para tomar esta decisión es importante saber el tiempo de duración de un microsismo, por lo que en el trabajo de(Lara et al., 2020) se determina que la longitud promedio es de 20 segundos. Para realizar este proceso se proponen tres subetapas las cuales son: determinación de umbrales, diagrama de transición de estado y finalmente la decisión final de microsismos.

Algoritmo de etiquetado

Esta parte del algoritmo VAD tiene como función principal etiquetar a los eventos detectados correctamente o incorrectamente que por efectos del ventaneo se muestran dos detecciones en un mismo evento microsísmico, esto lo hace con el uso de diagramas de estado y condicionales para cada posible evento detectado en los segmentos analizados. Para las pruebas con señales del volcán Llaima este proceso presenta complicaciones y no selecciona de manera correcta, por esta razón se añadió una nueva etapa fuera del algoritmo VAD que se denomina posprocesamiento, la cual corrige estos problemas, entregándonos al final todos los puntos de inicio y fin según lo detectado de manera gráfica.

Almacenamiento

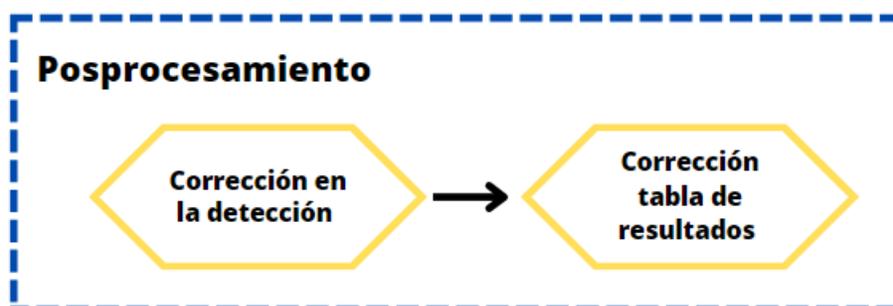
En esta sección, se construye una tabla destinada a albergar tanto los resultados como la información relevante asociada al evento microsísmico identificado. Esta información incluye aspectos como puntos detectados, la frecuencia, la estación y la fecha. Asimismo, se efectúa el cálculo necesario para establecer el instante de inicio y de fin, el cual se sitúa 10 segundos previos y 10 posteriores a la detección. A diferencia del enfoque presentado por (Rosero Jácome, 2020), en esta investigación se ha determinado que dichos puntos deben ubicarse 15 segundos antes y 5 segundos después. Finalmente, parámetros como el mes y el año ahora son capturados de manera automática desde el ordenador, en contraposición a su recopilación manual.

Posprocesamiento

Como ya se mencionó este proceso es netamente nuevo a lo observado en el diagrama de la Figura 7, por lo tanto, a la salida del algoritmo VAD fue necesario realizar una etapa de posprocesamiento la cual consta de dos subetapas como se presenta en la Figura 9, uno que sirve para corregir los errores que se pueden presentar en el gráfico resultante y otro para corregir los puntos de detección almacenados en la tabla final con respecto a los que se visualiza.

Figura 9

Diagrama de bloques del Posprocesamiento de los resultados obtenidos

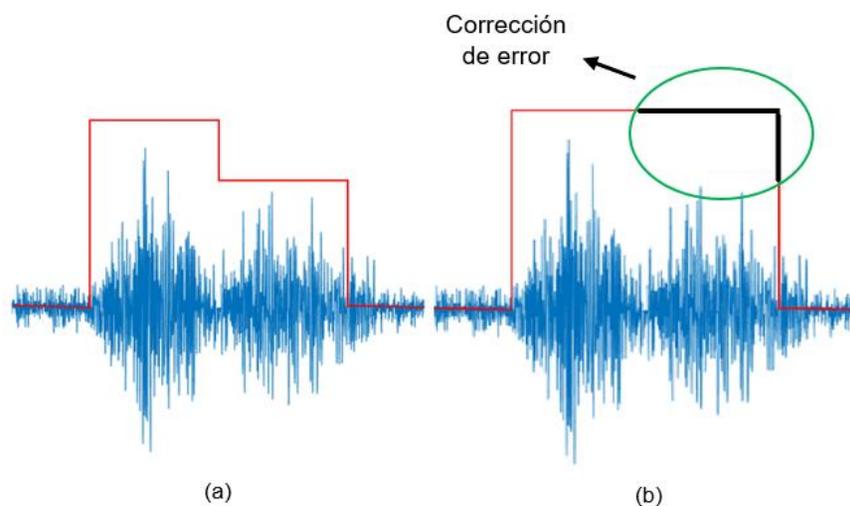


Corrección en la detección

En la primera fase del posprocesamiento, se abordan los errores al eliminar los espacios o superposiciones que puedan surgir cuando dos detecciones coinciden en un mismo evento. Este escenario se ilustra en la Figura 10(a). Para abordar este problema, se ha implementado una validación que permite eliminar la superposición, este proceso consiste en trabajar con el vector que encierra los puntos detectados (Línea roja), y mantener el valor que ya se gráfica con anterioridad en la primera detección de suscitarse este inconveniente, a continuación, se detalla cómo se realiza la validación paso a paso.

Figura 10

Problema de detección de dos eventos un microsismo (a) y corrección del inconveniente (b)



Para eliminar este error se trabaja con el vector que muestra el área de detección, el cual tiene como objetivo principal captar la línea que encierra a los eventos detectados, para esto se trabaja con un arreglo inicializado con ceros y los fragmentos resultantes entre el *Start Point* y el *End Point*. De cada segmento se obtiene el máximo valor presente y se reemplaza en el vector de detección en las posiciones correspondientes. El problema se presenta cuando el tiempo de separación entre eventos encontrados es muy corto o nulo, por lo tanto, se

implementa un condicional en el que se captura el valor que contiene el arreglo tres segundos antes del *Start Point*. Si este valor es diferente de cero, coloca la magnitud encontrada en esa posición en el segmento que se encuentra pegado o separado por pocos segundos, lo que nos permite obtener lo que se presenta en la Figura 10(b). Este proceso se analiza para cada uno de los segmentos detectados como señal.

Para el segundo bloque parte de la etapa de posprocesamiento se restructuró la tabla en la que se obtiene los puntos de inicio y fin de la señal junto con otros parámetros, por lo cual es importante trabajar con el vector mencionado anteriormente que dibuja la línea de las señales detectadas, el cual proporciona el número de eventos que se detectó y que se visualizan en la gráfica que se obtienen a la salida del detector, con esta variable se depura los eventos detectados en una misma señal, es decir, dos o más detecciones en un mismo evento y finalmente se presenta la tabla con los puntos de inicio y fin correctamente detectados.

Métricas de rendimiento

Para esta investigación se realiza un proceso de validación, en donde se pone a prueba el algoritmo con registros que solo contengan microsismos de un mismo tipo y se utiliza la ecuación (6) para definir la exactitud y la ecuación (7) para encontrar el BER pertenecientes a la Tabla 2.

Tabla 2

Ecuaciones para la validación del Algoritmo

Métrica de rendimiento	Ecuación
A (%)	$A = \frac{\text{Total microsismos Detectados}}{\text{Total de microsismos}} \times 100 \quad (6)$
BER	$BER = 1 - \frac{A}{100} \quad (7)$

Para la fase de test el algoritmo es evaluado mediante los parámetros de desempeño Verdaderos Positivos (TP, del inglés *True Positive*), Falsos Positivos (FP, del inglés *False positive*), Verdaderos Negativos (TN, del inglés *True Negative*), Falsos Negativos (FN, del inglés *False Negative*), con lo que se obtiene las métricas de rendimiento Exactitud (A, del inglés *Accuracy*), Precisión (P, del inglés *Precision*), Especificidad (S, del inglés *Specificity*), Sensibilidad (R, del inglés *Recall*) y BER mediante las ecuaciones que se presentan en la Tabla 3

Tabla 3

Ecuaciones de las métricas de rendimiento

Métrica de Desempeño	Fórmula	
Exactitud (%)	$A = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100$	(8)
Precisión (%)	$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100$	(9)
Sensibilidad (%)	$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100$	(10)
Especificidad (%)	$S = \frac{TN}{TN + FP} \times 100$	(11)
BER	$BER = 1 - \frac{R + S}{200}$	(12)

Capítulo III

Resultados

En cada una de las etapas propuestas en la metodología se obtiene un resultado indispensable que sirve para evaluar los datos o señales correspondientes del volcán Llaima. Para presentar los resultados se generó bases de datos con características específicas, de tal manera que se pueda evaluar el algoritmo desarrollado.

Bases de datos

La base de datos proporcionada del volcán Llaima cuenta con cuatro tipos de eventos asociados a un microsismo, la cantidad de señales se muestra en la Tabla 4, como se puede observar estos datos no están balanceados, lo que quiere decir que el número de señales no es la misma en todos los tipos de eventos.

Tabla 4

Numero de señales proporcionadas por evento

Evento	Frecuencia de muestreo	Cantidad
Largo Periodo (LP)		1310
Tectónicos (TC)	100 [Hz]	1488
Volcano Tectónicos (VT)		490
Tremor (TR)		301
Total		3592

El formato en que la base de datos se encuentra es de tipo *hdf5*, el cual entrega una información como se observa en el Segmento de código 1, por esta razón es necesario realizar

un procesamiento para poder manejar y trabajar para las experimentaciones con el algoritmo VAD, este proceso se lo realiza en Matlab R2022a®.

Segmento de Código 1

Datos proporcionados en Formato hdf5

```
HDF5 lp.hdf5
Group '/'
  Dataset 'LP'
    Size: 1x6000x1310
    MaxSize: 1x6000x1310
    Datatype: H5T_IEEE_F64LE (double)
    ChunkSize: 1x188x41
    Filters: none
```

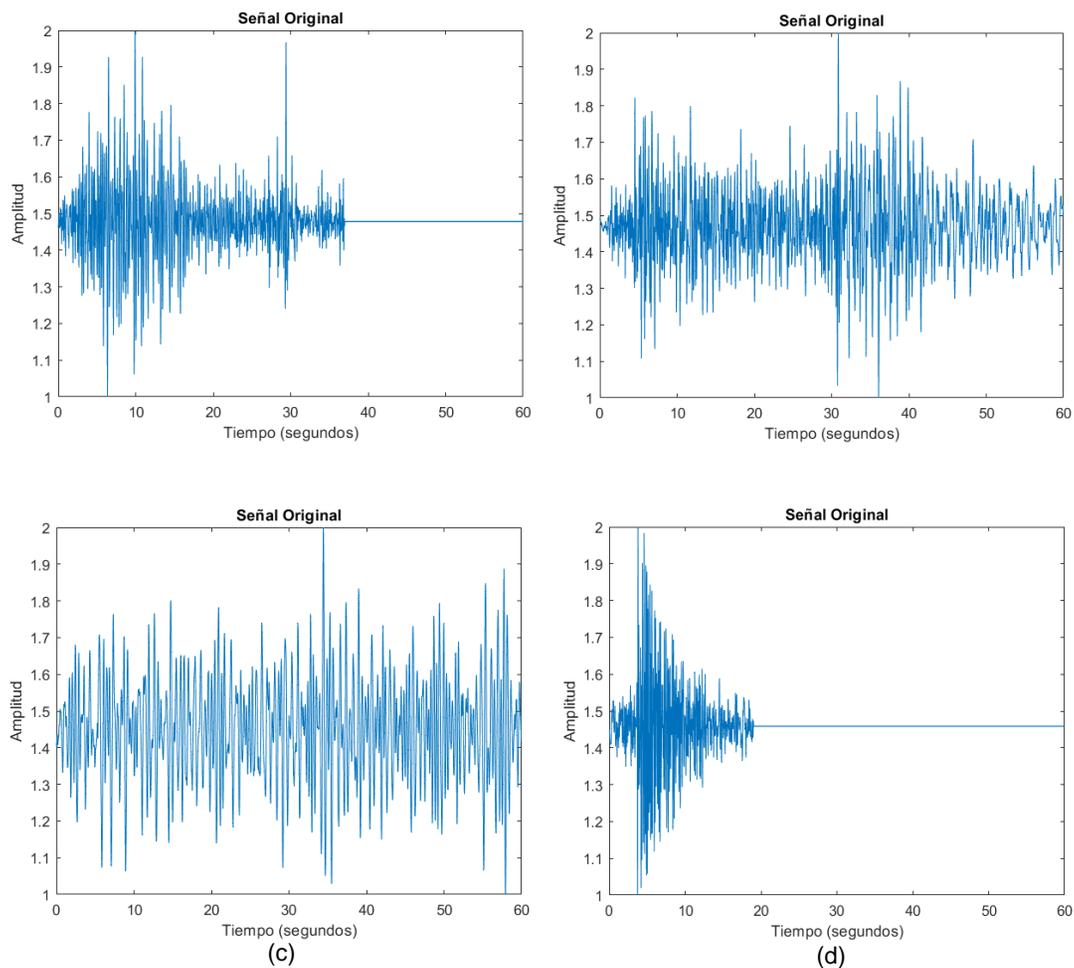
El procesamiento de los datos se llevó a cabo para los archivos en formato *hdf5*, lo que permite obtener una matriz 2x2 para cada evento. Luego, se procedió a concatenar cada una de estas matrices para obtener finalmente una matriz de dimensiones 3592x6000, que contiene los cuatro eventos de un microsismo analizados en este trabajo, En esta matriz, las filas representan el número de señales, mientras que las columnas representan las muestras.

Visualización de señales

En la Figura 11 se observa la forma de onda de los eventos microsísmicos que fueron proporcionados en la base de datos, se grafica cada uno de ellos sin realizar ningún tipo de cambio o procesamiento, esto con el fin de analizar y contemplar las maneras y parámetros que se deben tomar en cuenta para realizar la siguiente etapa que es el procesamiento de los datos.

Figura 11

Señales originales sacadas de la base de datos LP(a), TV(b), TR(c), VT(d)



Preprocesamiento de la señal

Como ya se mencionó anteriormente el preprocesamiento constituye una fase en la que los datos son tratados para modificar ciertas partes de la señal que carecen de utilidad o generan problemas al aplicar el algoritmo VAD. Los resultados obtenidos dentro de este proceso se observan a continuación.

Filtrado de las señales

A los datos obtenidos se hace un preprocesamiento, donde la primera etapa es la de filtrado de cada una de las señales, mediante el uso de un filtro tipo FIR pasa banda donde la frecuencia mínima utilizada es de 0.7 Hz y la frecuencia máxima es de 49.5 Hz, con su respuesta en frecuencia como se ve en la Figura 12. Se busca eliminar las frecuencias innecesarias que solo causarían algún problema o confusión para el algoritmo VAD. En la Figura 13 se presenta el resultado a la salida del filtro con la componente en 0.2 Hz eliminada para LP (a), TC (b), TR (c), VT(d).

Figura 12

Respuesta del filtro pasa banda

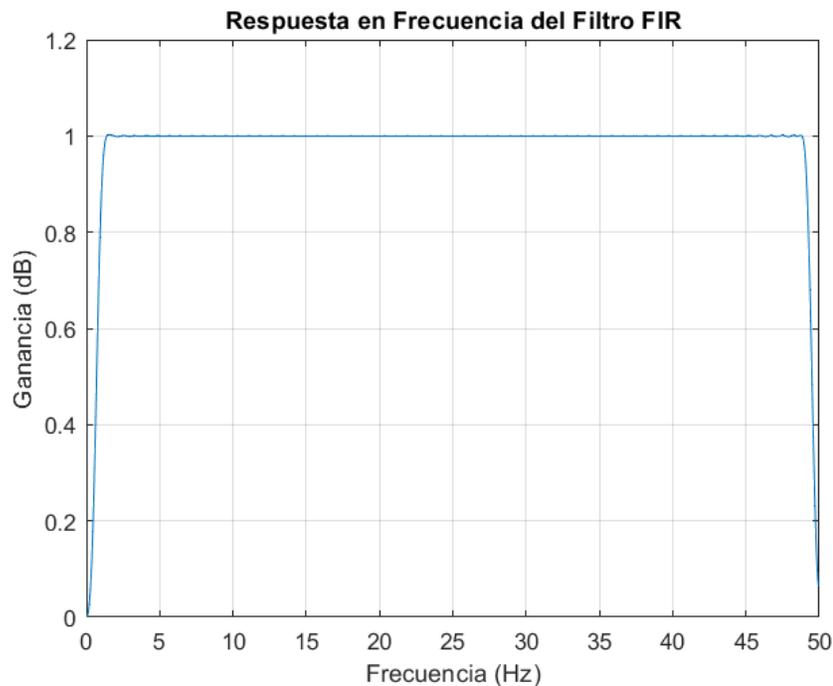
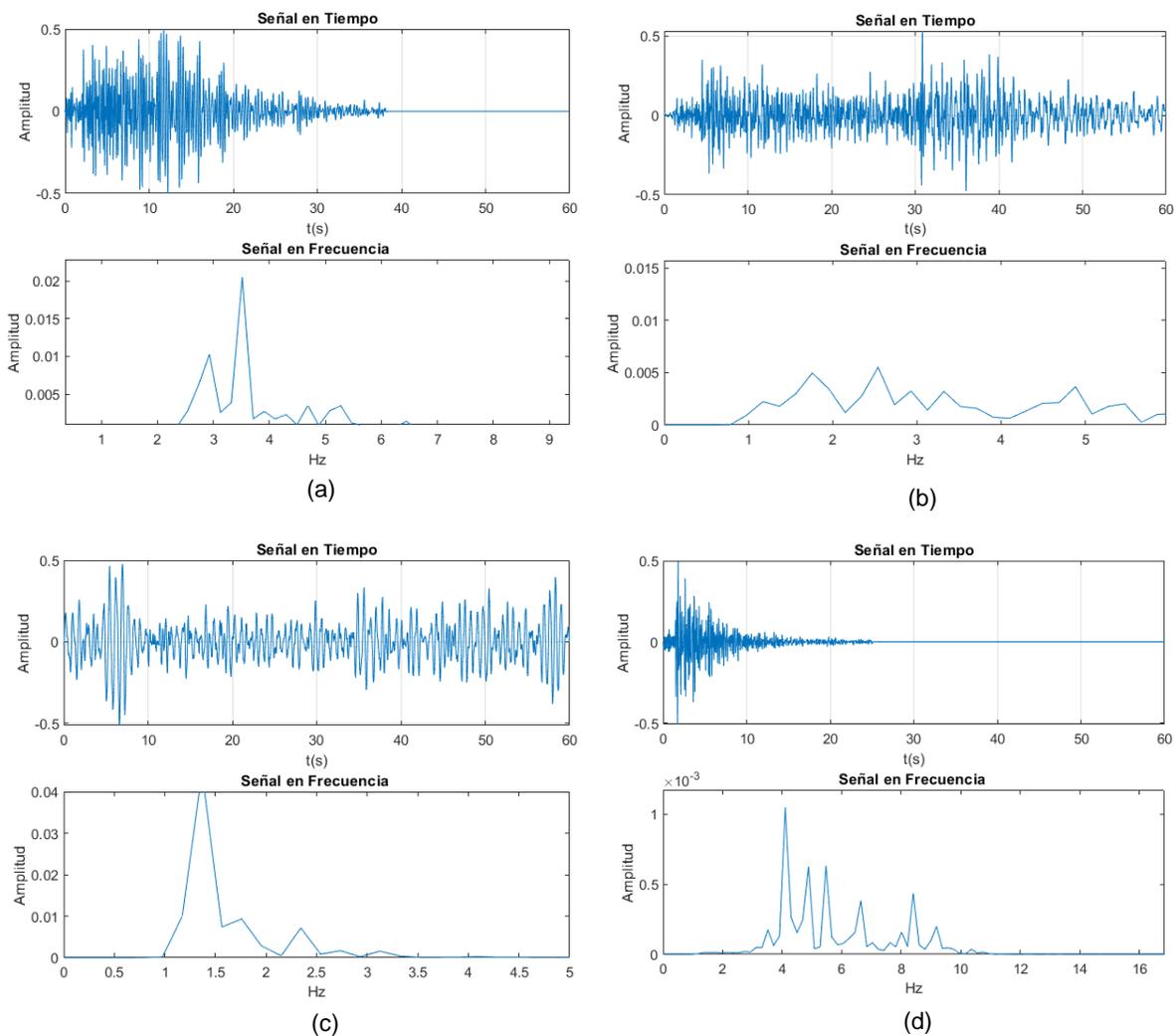


Figura 13

Señales Filtradas en tiempo y frecuencia LP(a), TV(b), TR(c), VT(d)

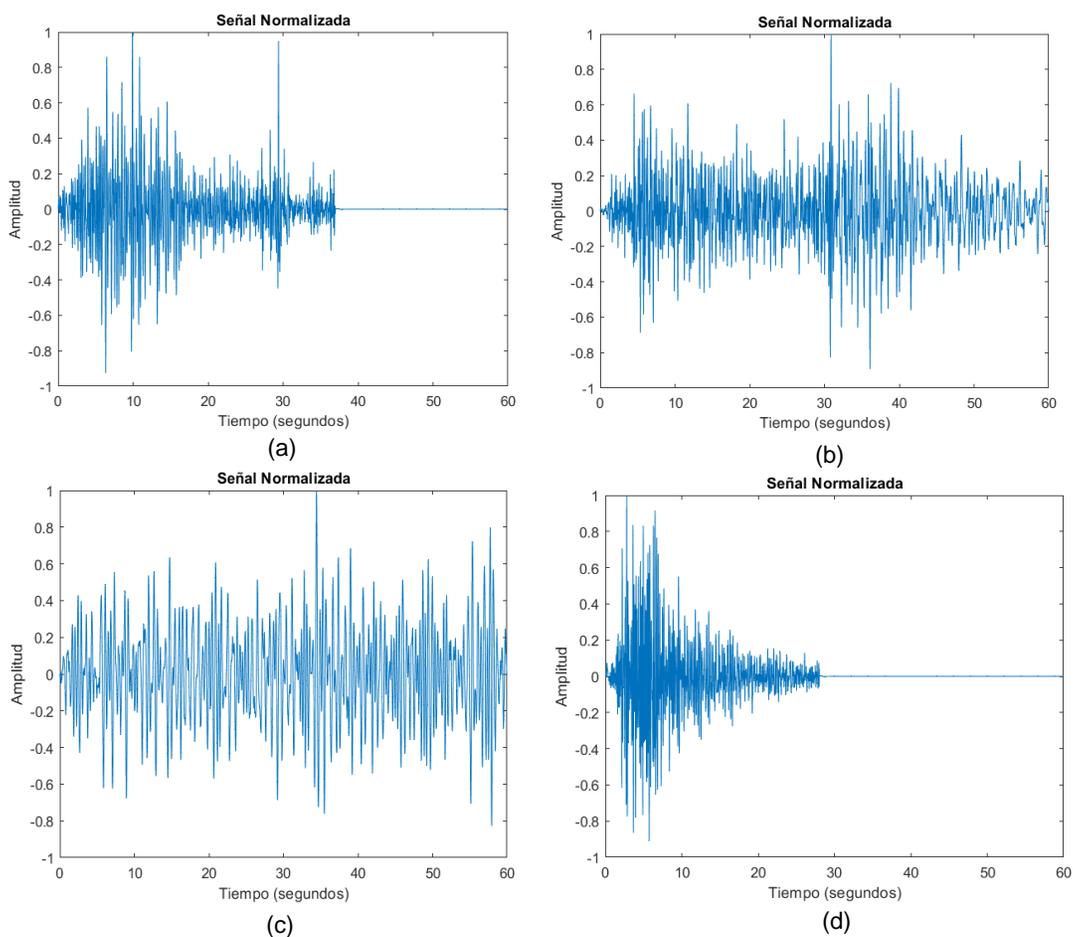


Normalización de los datos

A la salida del filtrado se tiene las señales centradas en cero, pero con amplitudes distintas cada una de ellas, por lo tanto, es necesario realizar una normalización de datos con la finalidad de tener las señales de cada evento en una misma escala. Para este trabajo el rango de normalización es entre [1 y -1], este resultado se observa en la Figura 14 para los 4 tipos de microsismo que se analizan LP (a), TC (b), TR (c), VT(d).

Figura 14

Señales Normalizadas entre 1 y -1 LP(a), TV(b), TR(c), VT(d)

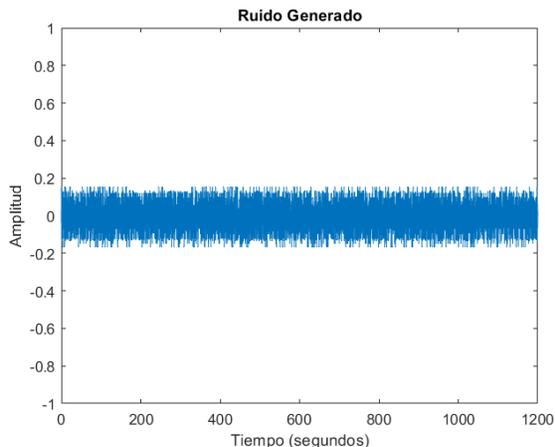


Generación de ruido

El ruido generado sirve para confundir y hacer las evaluaciones al algoritmo mediante la unión de señal microsísmica con ruido de esta manera en la Figura 15 se presenta un vector de ruido de 20 minutos o 120000 muestras, el cual es generado a partir de pequeñas ventanas o tramos de 0.2 segundos de las señales proporcionadas por el OVDAS que son concatenados aleatoriamente en un solo registro.

Figura 15

Ruido Generado de 20 minutos a partir de una ventana de 0.2s de las señales originales

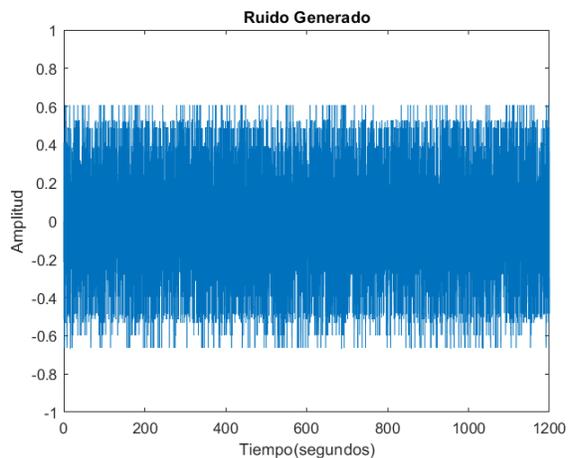


Adicionalmente el ruido generado se puede cambiar de acuerdo a las necesidades como se presenta en la Figura 16, es decir, se tiene una variable la cual puede controlar la amplitud del ruido α . Matemáticamente a la ecuación (5) se le realiza un cambio, por lo que resulta la ecuación (13). Esto es de utilidad para realizar experimentaciones con el algoritmo VAD con las diferentes señales para así analizar todos los problemas que se pueden llegar a suscitar.

$$Y = z1_M + \alpha x \eta \quad (13)$$

Figura 16

Ruido generado con variación de la amplitud

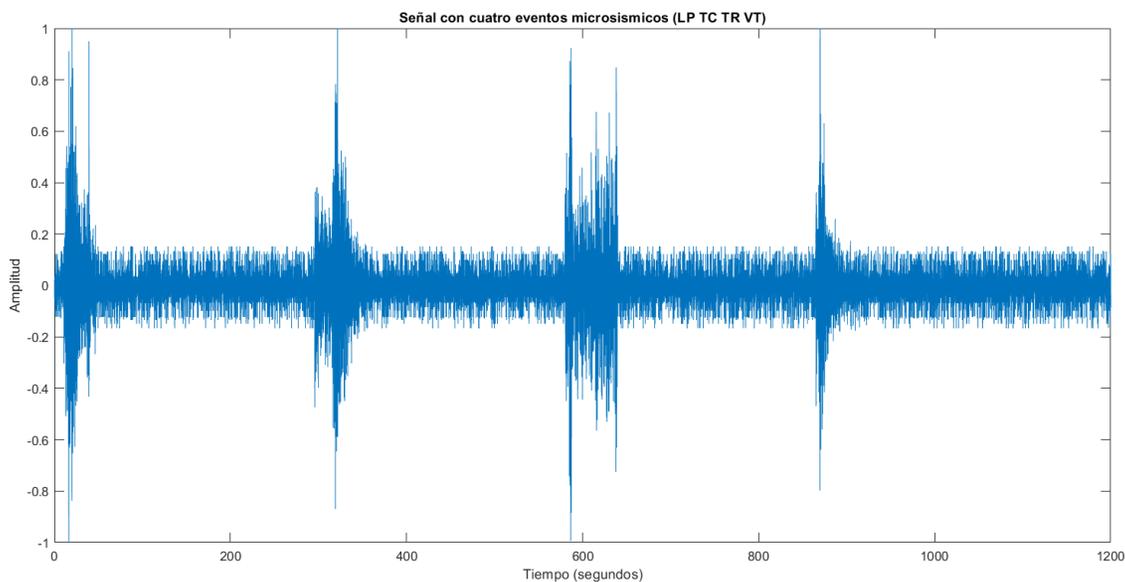


Generación de vectores prueba

Para realizar los experimentos y evaluaciones del algoritmo VAD es necesario implementar vectores o modelos de señales, los cuales contengan los distintos tipos de microsismo que se analizan en este trabajo, por lo tanto, en la Figura 17 se observa un vector de 20 minutos que contiene 4 señales repartidas uniformemente, pertenecientes a cada uno de los eventos.

Figura 17

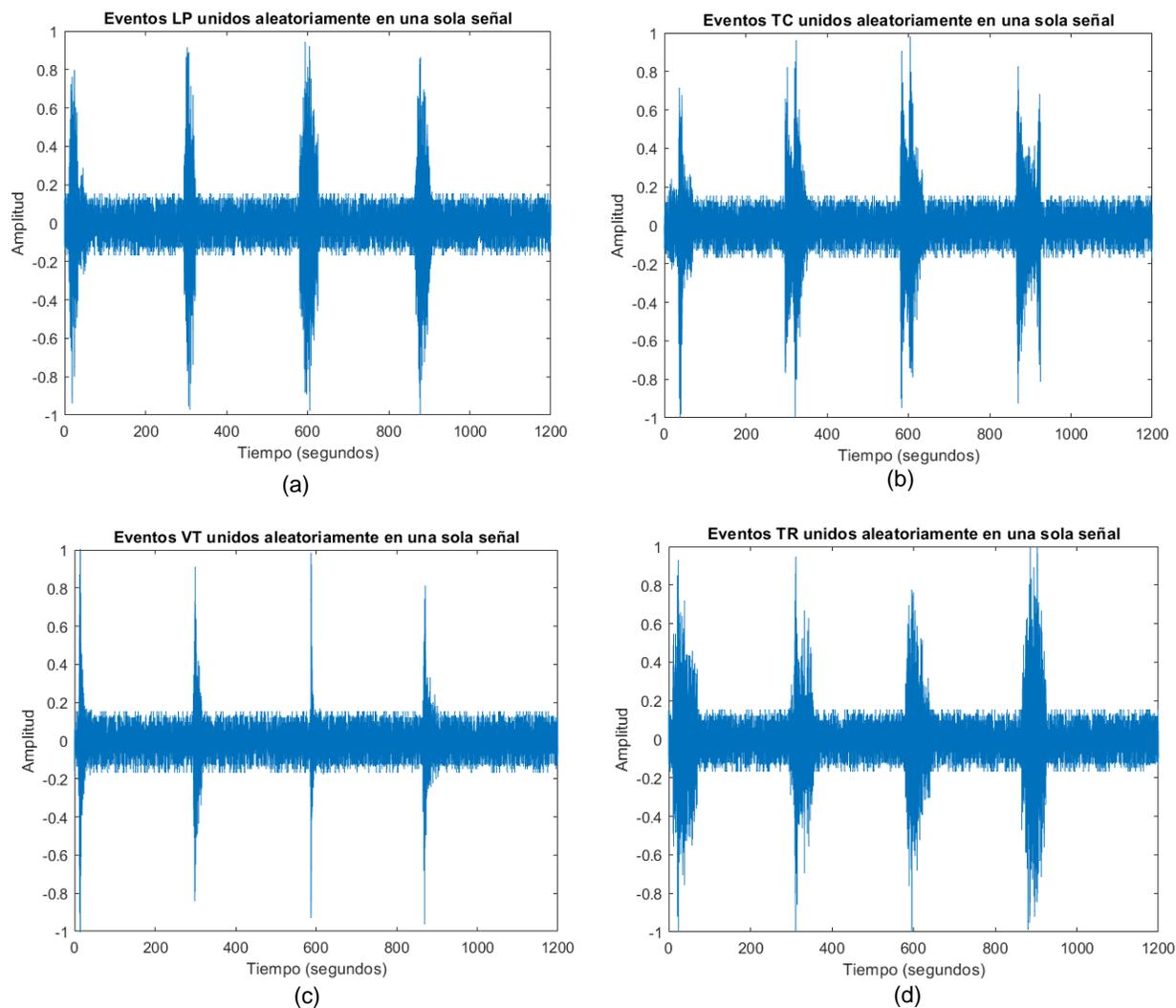
Señal modelo con los cuatro eventos



Es importante mencionar que se puede realizar el mismo procedimiento, pero con un vector que contengan señales de un solo tipo, como se presenta en la Figura 18, donde se muestra un modelo con señales únicamente LP (a), TC (b), TR (c) y VT (d), esto se realizó con el fin de experimentar y observar los resultados que arroja el Algoritmo VAD frente a estos escenarios.

Figura 18

Señal con cuatro eventos de un mismo tipo LP(a), TV(b), TR(c), VT(d)



Las señales que se forman con la unión de varios eventos son dependientes del número de señales que se desea unir, es decir, existe una variable la cual se cambia en base a la necesidad, para esta investigación se recomendable trabajar con un máximo de 8 señales en un mismo registro debido a la limitación de tiempo que se tiene en el vector total.

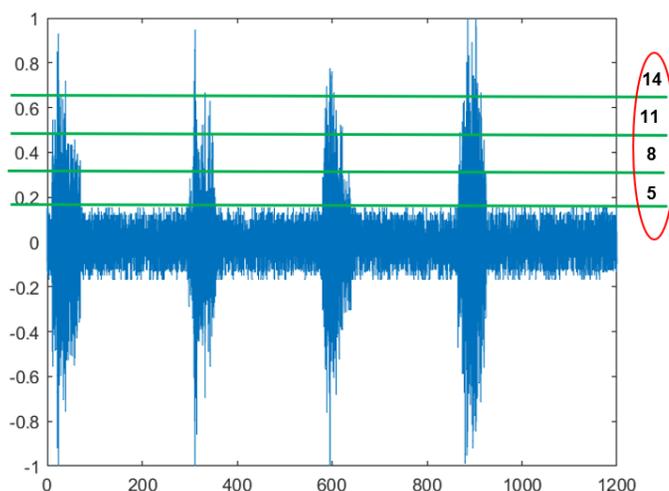
Experimentación

Antes de obtener los resultados, es esencial establecer los valores óptimos con los que se trabaja, entre ellos uno de los más importantes es la SNR mínima, que funciona como un umbral. Este paso tiene como finalidad permitir que el algoritmo VAD logre una correcta determinación de la presencia de señales microsísmicas para los cuatro tipos de eventos que son objeto de estudio en este trabajo. Se llevó a cabo una serie de experimentos con un vector que contiene un mismo tipo de microsismo o mezclados aleatoriamente.

El algoritmo requiere un vector de ruido, denominado N_s , con una duración de 2 segundos o 200 muestras, este será el indicativo para realizar un ventaneo interno del ya realizado al 50%. El propósito detrás de esto es determinar la SNR máxima del segmento global. Es decir, en primer lugar, se calcula la SNR para cada una de las ventanas individuales de 2 segundos, posteriormente se elige la que presenta mayor magnitud. Este valor se emplea como base para la comparación con la SNR mínima propuesta que actúa como un umbral, de manera gráfica se lo puede representar como se observa en la Figura 19.

Figura 19

SNR mínima utilizado como Umbral

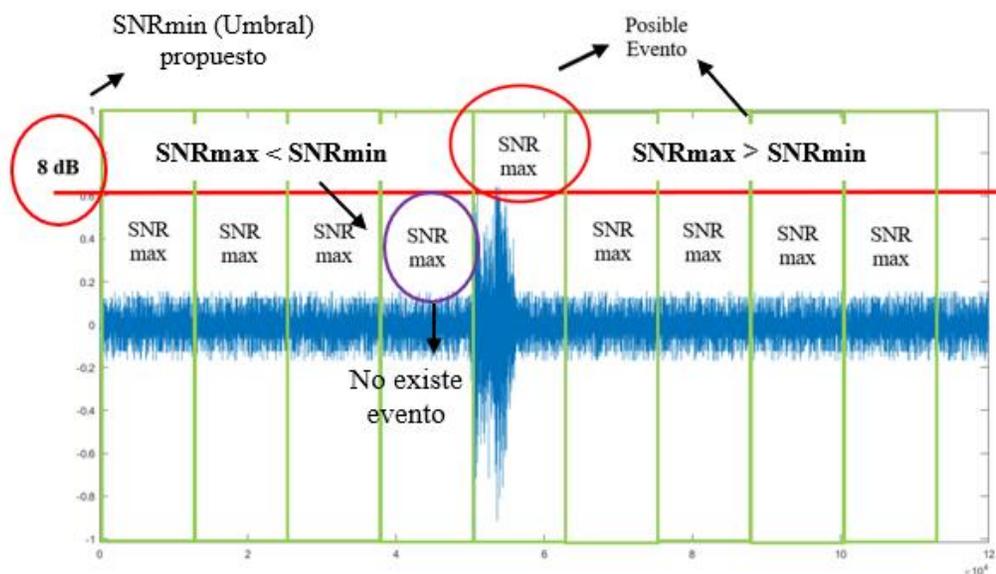


El valor propuesto de SNR mínima se obtuvo mediante la experimentación con señales que sean una mezcla de ruido con señal, el registro de prueba tiene una longitud de 20 minutos. Se realiza una segmentación de 10 segundos y con un arreglo de ruido de la misma longitud se obtiene la SNR en donde existe la presencia de señal, para este caso se determinó como umbral mínimo el valor de 4 dB y como umbral máximo 16 dB. El propósito de encontrar esta limitación es debido a que el algoritmo para detectar un posible evento determina el valor de SNR máximo en cada segmento al 50% y propone un condicional en donde si el valor de SNR máximo es menor que SNR mínimo propuesto, no realiza los demás procedimientos debido a que el algoritmo interpreta que en esa ventana no hay presencia de una señal que no sea diferente que el ruido, en cambio si pasa lo contrario, es decir, SNR máximo mayor que SNR mínimo se interpreta la existencia de señal microsísmica, por lo que procede a continuar con las demás etapas.

Se elige este rango de umbrales debido a que al sacar la SNR de una ventana en la que existe una señal microsísmica, esta se encuentra entre los 12 a 15 dB aproximadamente, valor que puede cambiar dependiendo el tipo de evento, sin embargo, la diferencia a este rango no es significativa. En la Figura 20 se representa de manera gráfica como se determina si existe un posible evento en el segmento que se analiza.

Figura 20

Funcionamiento del Umbral SNR min para determinar posible evento.



Otro de los parámetros indispensable el porcentaje de energía, este es un valor que sirve para tomar la decisión correcta en cuanto a detección, el propósito es obtener la media de los valores de energía que se presentan en cada uno de los segmentos, de tal manera que de la media encontrada se obtiene cierto porcentaje con el que se realizan las comparaciones para saber si en ese fragmento también puede existir la presencia de señal, para este trabajo se mantiene el 10% que se propone en la investigación de (Rosero Jácome, 2020). ya que al disminuir este parámetro comienza a obtener detección de ruido como validas. En la Tabla 5 se indican los valores óptimos.

Tabla 5*Valores óptimos para la detección*

	Valores
SNR min	8 dB
PercentageEv	10 %

En la Figura 21 se observa el resultado obtenido con un SNR min de 8 dB, donde se puede apreciar que se tiene una detección de 100% de las señales puestas a prueba, al contrario, en la Figura 22 se presenta el resultado de sobrepasar el umbral propuesto que en este caso es de 16 dB, el algoritmo no detecta ningún posible evento debido a que el SNR máximo que detecta en cada ventana llega a ser menor lo que causa que no se encuentre algún posible evento en ese segmento analizado.

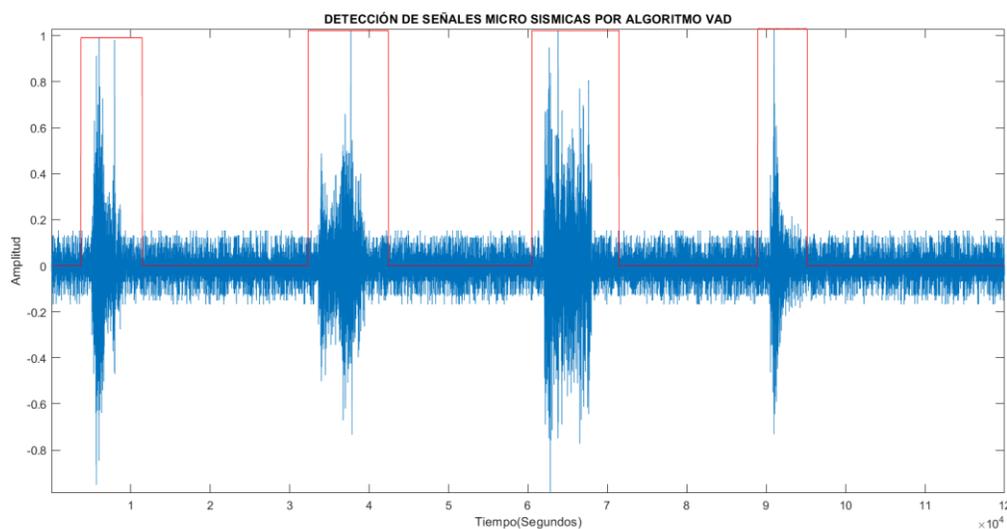
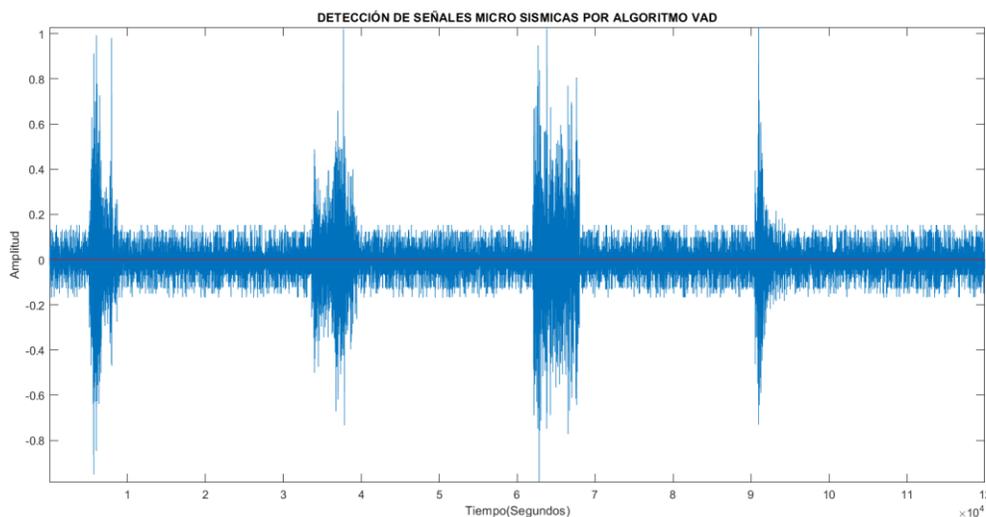
Figura 21*Detección con SNR mínima de 8 dB*

Figura 22

Detección con SNR mínima de 16 dB o superior



Con cada valor de SNR mínimo el número de señales detectadas puede variar debido a que no todos los eventos microsísmicos son iguales, algunos tienen más amplitud o un periodo de duración más amplio, por lo tanto, hace que la detección tenga una ligera variación.

Para la fase de validación del algoritmo se realizaron varias matrices de prueba, que contienen 100 registros que son formados con señales de manera aleatoria, es decir, cada uno de los arreglos formados tiene diferente número de eventos unidos, estos registros de 20 minutos son almacenados dentro de una matriz para así analizarlos y obtener el número de eventos detectados correctamente de cada uno de ellos.

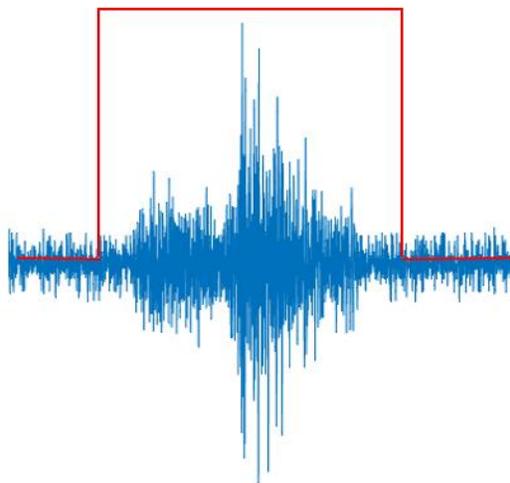
De igual manera para saber el número de eventos que se encuentran en cada uno de los registros creados, en la última columna de la matriz generada se almacena la cantidad de señales microsísmicas que se añadió en dicho registro, la tabla completa con señales mezcladas entre todos los eventos se presenta en el Anexo 1.

Se pone a prueba el algoritmo con la matriz creada, la cual contiene vectores que resultan de la combinación de diversos microsismos. Durante esta prueba, se evalúan tanto los eventos detectados de manera acertada como los erróneos. Para determinar si un evento es considerado como correcto o incorrecto, se aplican ciertos criterios específicos que se detallan a continuación.

Para este trabajo se considera como detección correcta o exitosa a todos los eventos que son detectados con anticipación, es decir, que cubran toda la señal microsísmica de inicio a fin con cierto tiempo de antelación, un ejemplo de esto se puede observar en la Figura 23, en donde el algoritmo VAD detecta perfectamente sin ningún tipo de retardo o algún otro problema.

Figura 23

Evento detectado correctamente

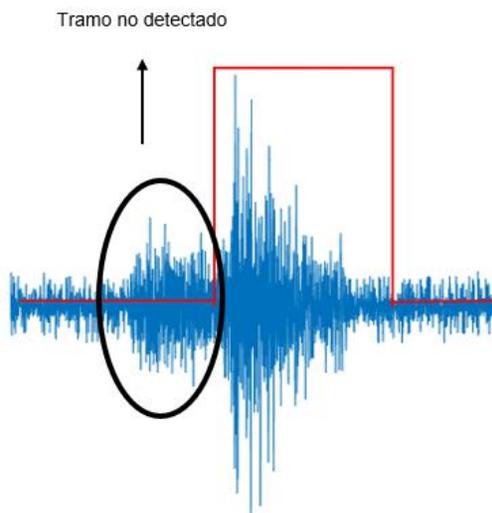


Ahora bien, para que un evento sea clasificado como una detección incorrecta, se considera si la señal detectada está incompleta o no abarca el microsismo por completo, desde

su inicio hasta su finalización con una brecha o una parte de la señal que no fue identificada, como se puede apreciar en la Figura 24.

Figura 24

Evento detectado incorrectamente



Es relevante destacar que, en el contexto de este trabajo y debido a la diversidad de tipos de eventos analizados, se considera una ventana de detección de 15 segundos antes del momento de inicio y 10 segundos después del punto de finalización identificado. Esta variación difiere ligeramente de la recomendación proporcionada por el IGEPN, que establece que la ventana de detección debe comprender 10 segundos antes y 10 segundos después del evento detectado.

Sin embargo, para ciertas señales no se logra cumplir la detección total, es por eso que se identifica si existe señal antes del punto de inicio detectado, con la energía en una ventana de 5 segundos anterior a dicho punto y comparándola con la energía que posee un ruido un mismo tamaño de ventana.

Con las consideraciones mencionadas, se calcula las métricas de rendimiento que tiene el algoritmo VAD, en donde se analizan diferentes casos, para obtener el mejor porcentaje de exactitud que entrega a la salida después del análisis.

Evaluación del desempeño

La evaluación del desempeño del algoritmo VAD se la obtiene mediante el uso de la matriz generada que contiene registros de 120000 muestras o 20 minutos, cada uno contiene diferente número de microsismos, para obtener los parámetros de desempeño se trabajó con un 20% de la base de datos total, es decir, alrededor de 800 eventos de los diferentes tipos que se analizan en este trabajo.

Este parámetro de rendimiento se obtiene mediante el uso del software Matlab ©2022a instalado en una computadora Intel Core I5 11th Gen @2.40GHz con 20 GB de RAM, en donde se busca la detección de un evento microsismico, así como la obtención de los puntos de inicio y fin del evento en cuestión, y por último el tiempo de procesamiento que le lleva al algoritmo VAD desarrollado en obtener una respuesta.

Los parámetros ingresados al algoritmo VAD se muestran en la Tabla 6. Se resaltan con diferente color aquellos que se modificó.

Tabla 6

Parámetros establecidos para el Algoritmo VAD

Variable	Valor	Valor	Definición
	Propuesto	Previo	
Wd	$0.1 \times F_s$	$0.1 \times F_s$	Tamaño de la ventana para filtro óptimo
Ncd	F_s	F_s	Contador para el diagrama de estados
Gap	$3 \times F_s$	$3 \times F_s$	Número que indica el final de microsismo

MAp	3	3	Número mínimo del contado AP
NAP	$0.1 \times F_s$	$0.1 \times F_s$	Número máximo de contado AP
PercentageEv	10	10	Porcentaje de la media de los valores de energía
Wk	$400 \times F_s$	$300 \times F_s$	Ventana de trabajo igual a 40000 muestras
We	$10 \times F_s$	$15 \times F_s$	Ventana de señal de energía igual a 10s
SNRmin	8 dB	12 dB	Relación señal a ruido mínima

Por efectos de pruebas se generó matrices iguales a la que se presenta en el anexo 1, con la ligera modificación de que contienen un solo tipo de evento microsismo, con el fin de hacer validación del algoritmo, captando el tipo de evento en donde se presenta la mayor dificultad en detectar.

Para las siguientes pruebas realizadas se consideró un evento como erróneo cuando no se abarca por completo la longitud de la señal como ya se mencionó anteriormente, de esta manera se obtienen diferentes resultados, los cuales se detallan a continuación

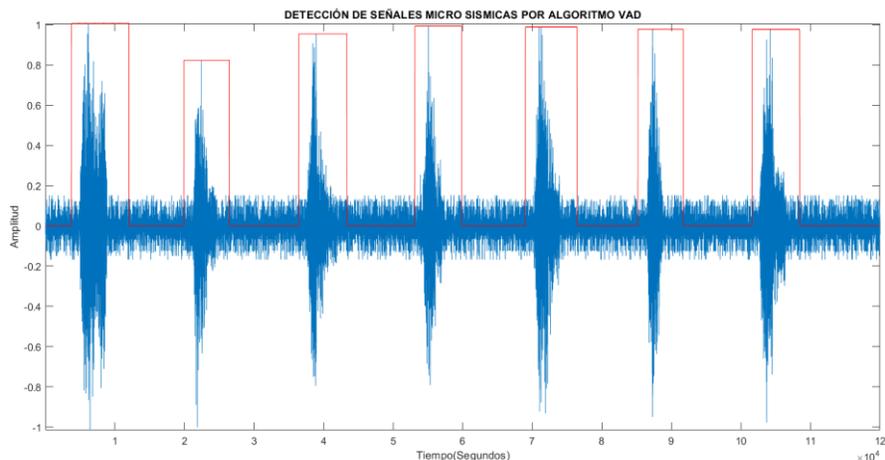
Resultados Matriz Eventos LP

La matriz dispone de vectores que contiene solamente LP combinados aleatoriamente, específicamente en un rango desde 1 a 8 señales, con un total de 405 microsísmicos en esta base de datos. Se valida el algoritmo VAD con un solapamiento al 50%, de tal manera que se obtiene una A del 99.77% y una BER de 0.0023 utilizando las ecuaciones (6) y (7). Con estos resultados obtenidos se puede decir que para LP de cada 1000 eventos puestos a prueba el algoritmo falla en 2.

En la Figura 25 se presenta el resultado de uno de los registros puestos a prueba para verificar la detección.

Figura 25

Detección de LP realizada por el algoritmo VAD



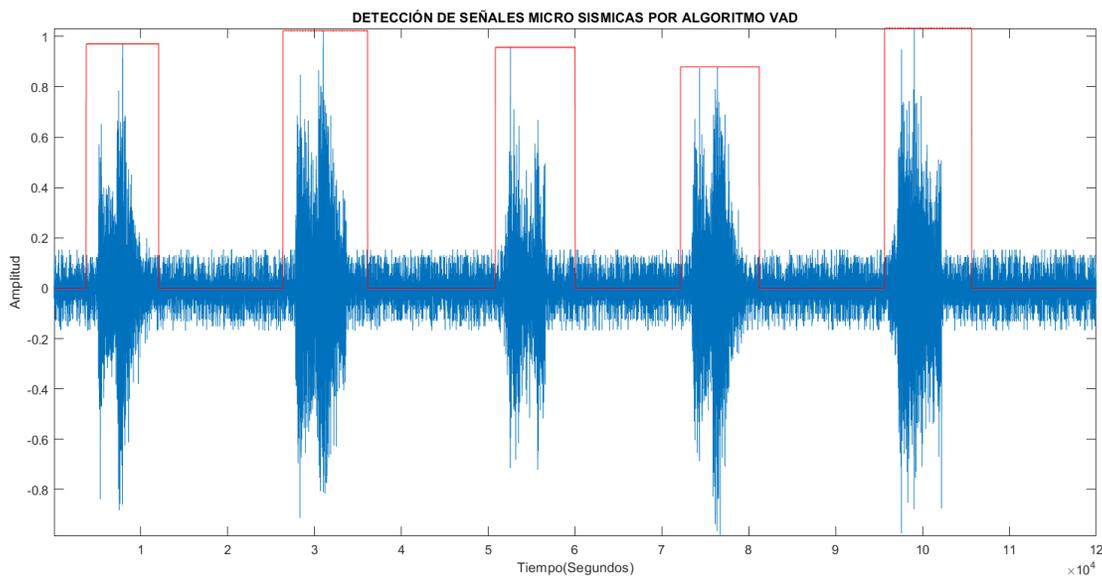
Resultados Matriz Eventos TC

De igual manera se pone a prueba una matriz con 100 registros que contiene eventos identificados solamente como TC combinados aleatoriamente entre 1 a 8 eventos, con un total de 475 microsismos, en la Figura 26 se observa de manera gráfica el resultado obtenido de uno de los registros puestos a prueba, por lo tanto, en este escenario se llega a alcanzar una A de 73.35% y una BER de 0.26.

Los resultados alcanzados muestran claramente que en cuanto a detección de TC es en donde más problemas se encuentra y el algoritmo enfrenta un reto bastante significativo.

Figura 26

Detección de eventos TC realizada por el algoritmo VAD

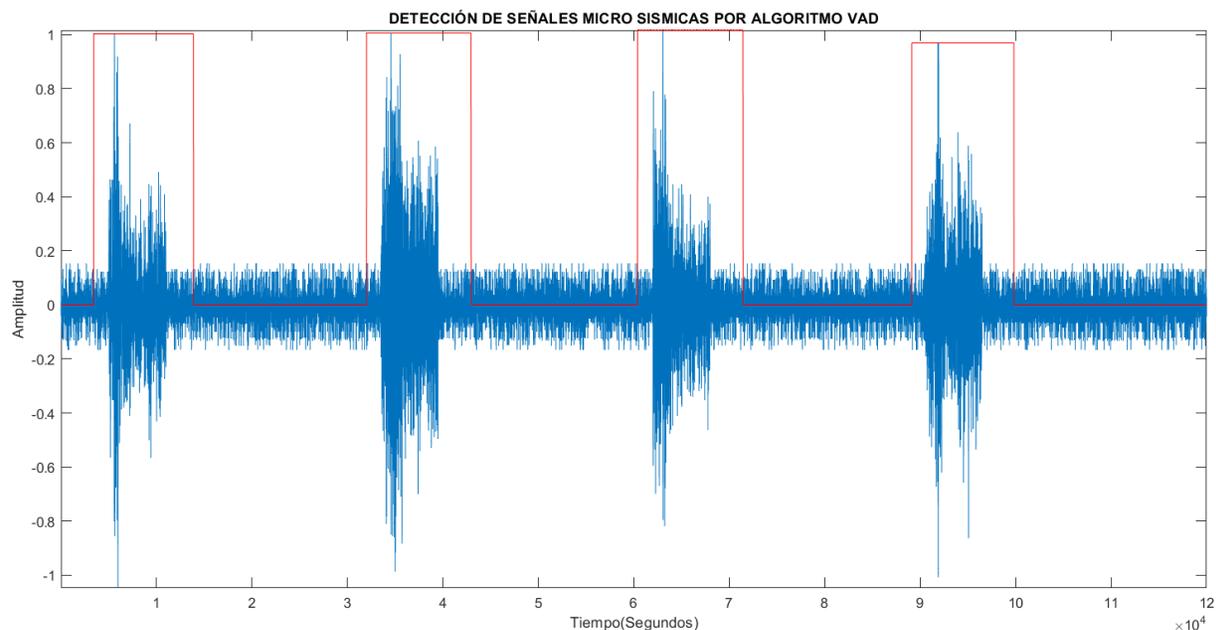


Resultados Matriz Eventos TR

Se genera la matriz con eventos identificados como TR, tal y como se hizo anteriormente, en donde el rango de señales colocadas es de 1 a 8 en cada uno de los registros. Se realiza el proceso de validación con un total de 487 microsismos, por esta razón el A alcanzado es de 97.53%, acompañado de una BER de 0.02. lo que quiere decir que, para este caso de cada 100 microsismos puestos a prueba, el algoritmo falla en 2. En la Figura 27 se presenta la detección de un solo registro para este caso analizado.

Figura 27

Detección de eventos VT realizada por el algoritmo VAD

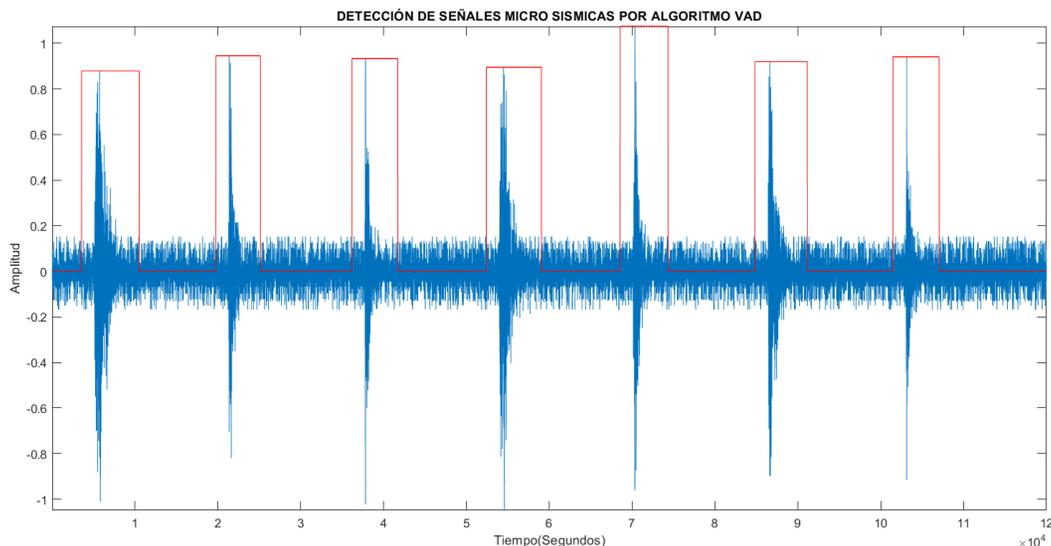


Resultados Matriz Eventos VT

El algoritmo VAD se valida con un total de 469 microsismos mezclados aleatoriamente en los registros de 20 minutos, los cuales se encuentran almacenados en una matriz con un total de 100 registros. De esta manera para el planteamiento de solo VT se alcanza un A de 99.97 % con una BER del 0.0003. Lo que coloca a este tipo de eventos como los que mejor detecta el algoritmo, por cada 10000 microsismos el algoritmo falla en 3. En la Figura 28 se observa la gráfica que se obtiene de la detección para este caso.

Figura 28

Detección de eventos VT realizada por el algoritmo VAD



Resultados test Algoritmo VAD

Para el proceso de test del algoritmo VAD se dispone de 180 registros, los cuales se encuentran generados a partir de la combinación de las diferentes señales LP, TC, TR, VT aleatoriamente, al igual que en los casos anteriores la limitación de señales máximo a unir en un mismo registro es de 8, por lo tanto, se dispone de 800 microsismos que representan al 20% de la base de datos total. Los resultados obtenidos mediante el proceso de test se muestran en la Tabla 7, donde con el valor de BER obtenido se puede indicar que el algoritmo VAD se equivoca en 2 señales de un total de 1000 que se pongan a prueba. En este contexto en la Figura 29 se presenta la detección exitosa para un registro de 8 microsismos.

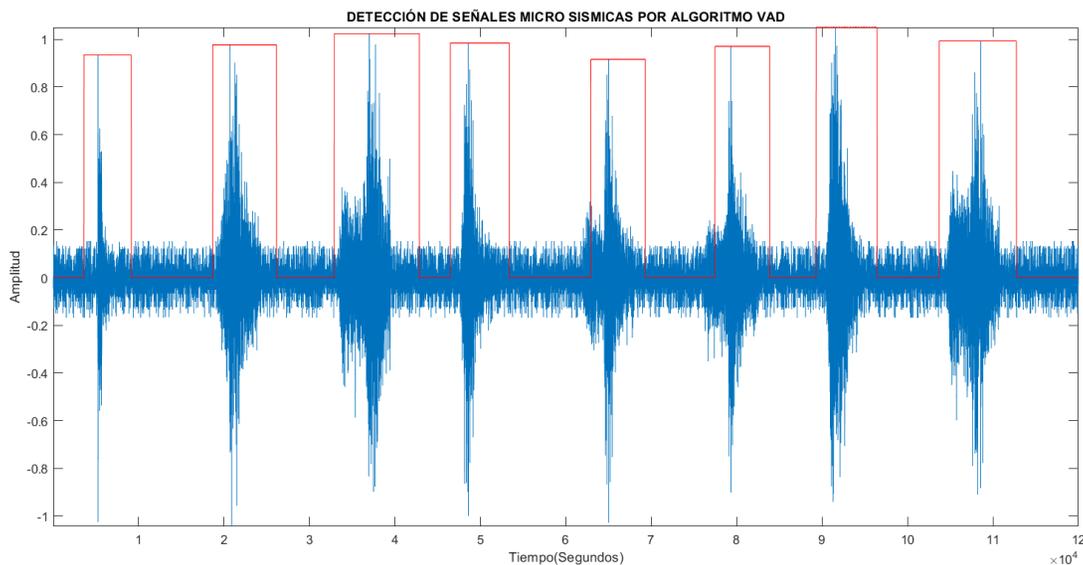
Tabla 7

Métricas de desempeño del Algoritmo VAD

A %	P %	R%	S%	BER
99.66	99.75	99.75	99.79	0.002

Figura 29

Detección de eventos aleatorios realizada por el algoritmo VAD



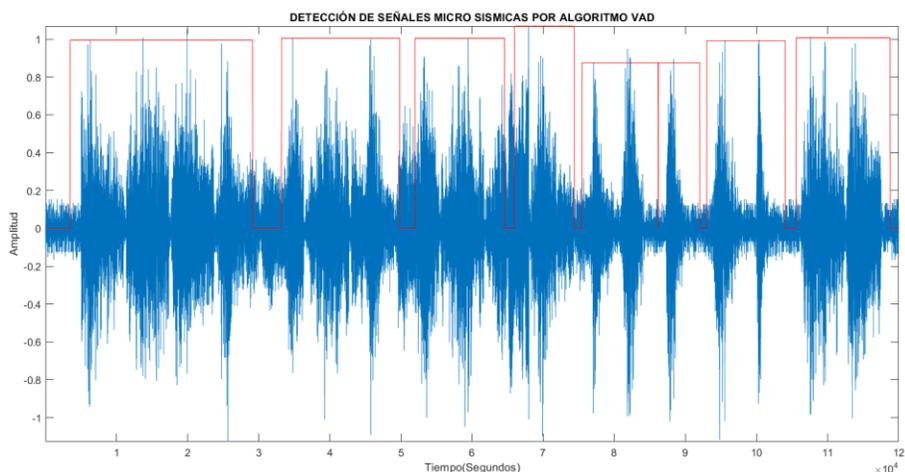
Adicionalmente en detectar un total de 8 microsismos que es el mayor número de eventos que con los que se trabaja en esta investigación, el algoritmo VAD desarrollado tarda un tiempo de 5.929 segundos.

De igual forma, se lleva a cabo una evaluación mediante la prueba de vectores que contienen más de 10 eventos en una misma disposición, como se visualiza en la Figura 30. El propósito aquí es analizar la respuesta del algoritmo en escenarios de mayor complejidad. En la mencionada Figura, se puede observar un vector que agrupa un total de 18 eventos concatenados, con señales que se entrecruzan y superponen. En este contexto, el algoritmo VAD enfrenta desafíos, al detectar eventos de manera incorrecta debido a la dificultad en discriminar un evento de otro. Este comportamiento es atribuible a la limitación temporal de los 20 minutos, insuficientes para el número de eventos entrelazados.

Es fundamental resaltar que, pese a estos desafíos, el algoritmo cumple con la función principal, que es la de detección, donde se logra identificar los puntos en los cuales aparecen o existen eventos microsísmicos dentro de la señal en su totalidad.

Figura 30

Detección con 18 eventos aleatorios en un mismo eje temporal



Por lo tanto, de los 18 eventos que se ponen a prueba el algoritmo logra detectar 8, los cuales efectivamente son microsismos, pero dado que la separación que hay entre estos es muy pequeña o casi nula es imposible identificados individualmente.

Interfaz grafica

Finalmente, se realizó una interfaz gráfica la cual tiene la función de detectar y clasificar el tipo de evento microsísmico, a través de un diseño visual que sea amigable para el usuario, sencillo de utilizar y que contenga lo más indispensable, esta interfaz tiene está diseñada trabajar tanto con el volcán Cotopaxi y con el volcán Llaima. En la Figura 31 se visualiza el diseño de la portada o presentación.

Figura 31

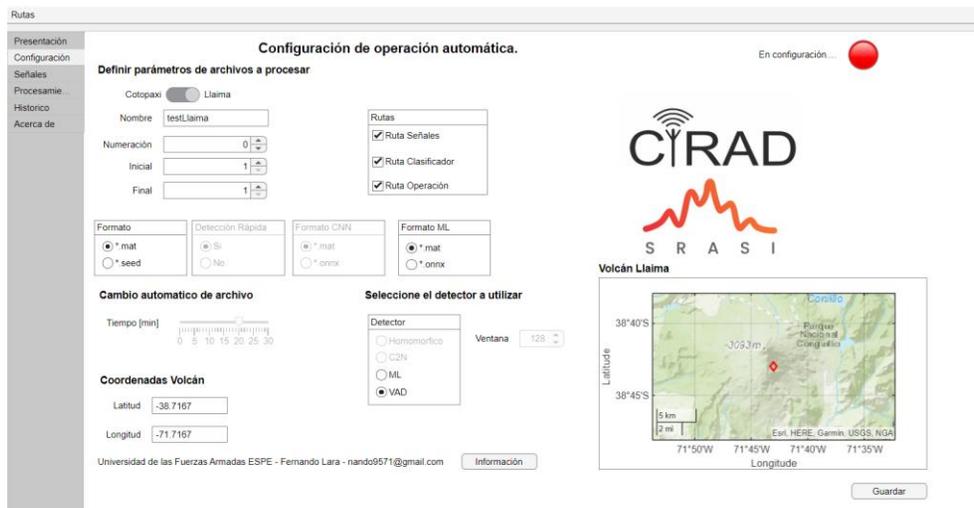
Interfaz Grafica



En la Figura 32 se presenta la ventana donde se puede realizar las configuraciones para que la interfaz cumpla con su función, los parámetros que se pueden elegir o modificar son: el volcán al cual se le hace el análisis, el tipo de detector que se desea ocupar, en este caso tenemos el VAD desarrollado en este trabajo y otro mediante *Machile Learning*, también se ingresan las rutas de en donde se encuentran los archivos y el formato.

Figura 32

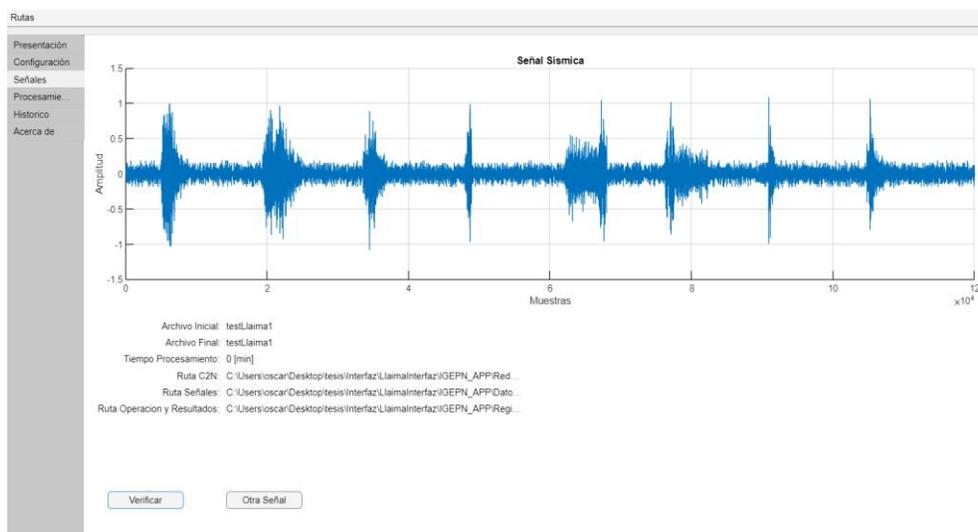
Ventana de configuración de la interfaz gráfica



En la pestaña que se muestra en la Figura 33 que viene a continuación, se observa la señal o el registro de 20 minutos donde se encuentran mezclados varios microsismos, los cuales serán objeto de estudio para verificar el correcto funcionamiento del detector VAD implementado en la interfaz gráfica,

Figura 33

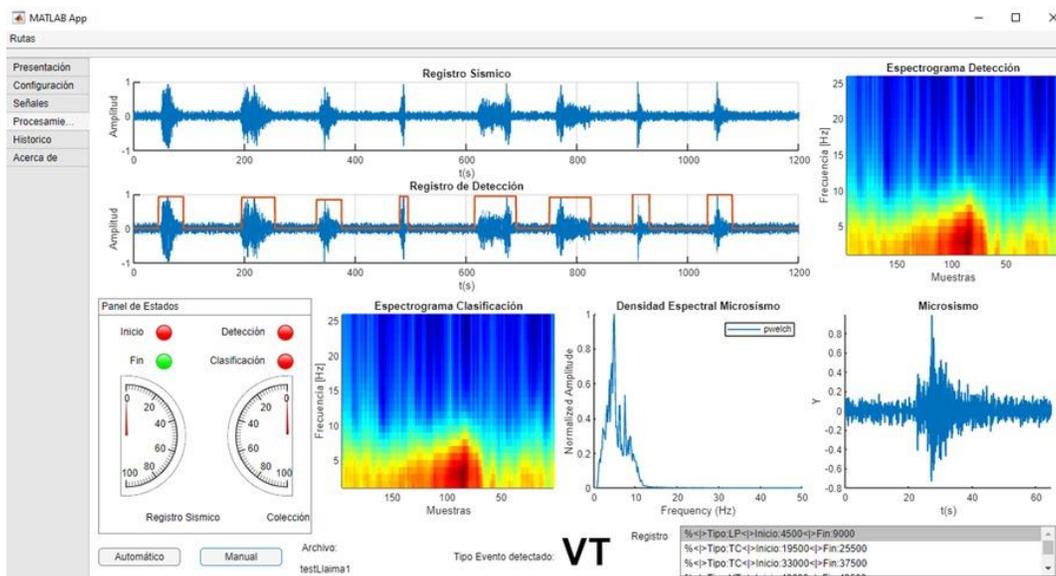
Ventana para visualización del registro de 20 minutos



En la Figura 34 se observa la ventana en donde se realiza todo el proceso de detección junto con la clasificación de los microsismos que se pusieron a prueba, en esta sección se observa los eventos detectados y a que tipo pertenece, visualización del espectrograma y el microsismo separado del registro total.

Figura 34

Proceso de detección con el algoritmo VAD



Por último, se presenta la tabla de la Figura 35 que contiene la información más relevante que se obtuvo en el proceso de la detección, entre estas se encuentra, los puntos de inicio y fin del microsismo, frecuencia, año y mes.

Figura 35

Tabla de los microsismos encontrados en el proceso de detección

Network	Station	SampleRate	Component	Date	Type	Duration(s)	StartPoint	EndPoint
Chile	LAV	100	SHZ	13-Aug-2023	LP	65	4500	9000
Chile	LAV	100	SHZ	13-Aug-2023	TC	80	19500	25500
Chile	LAV	100	SHZ	13-Aug-2023	TC	65	33000	37500
Chile	LAV	100	SHZ	13-Aug-2023	VT	35	48000	49500
Chile	LAV	100	SHZ	13-Aug-2023	LP	95	61500	69000
Chile	LAV	100	SHZ	13-Aug-2023	TR	95	75000	82500
Chile	LAV	100	SHZ	13-Aug-2023	LP	50	90000	93000
Chile	LAV	100	SHZ	13-Aug-2023	VT	65	103500	108000

Discusión

En este trabajo se desarrolló un algoritmo que sirve para la detección de señales microsísmicas con el uso de la técnica VAD, para el cual se utilizó una base de datos provenientes del OVDAS específicamente del volcán Llaima, la base de datos difiere en el tipo de eventos asociados a un microsismo que se analizan que en este caso son cuatro, con solo en dos eventos iguales a los analizados en el trabajo de (Rosero Jácome, 2020) que son LP y VT. Para lograr el éxito del algoritmo fue necesario realizar un preprocesamiento el cual como primera etapa tiene el filtrado de las señales tal y como lleva a cabo en (Lara et al., 2020). Con el trabajo realizado y el algoritmo VAD desarrollado se demostró que es necesario realizar una normalización de los datos proporcionados en un rango de 1 a -1, como también añadir ruido a ambos lados de la señal, lo cual es de utilidad para probar la efectividad del detector.

En base a la etapa de experimentación se logró obtener parámetros óptimos que hacen que el algoritmo tenga la mejor medida de rendimiento, específicamente exactitud,

medida que se obtiene a partir de realizar varios experimentos y determinar el número de eventos detectados correctamente, respecto al número total de eventos que se analizó con el detector para esto se consideró como evento detectado de manera incorrecta siempre y cuando en los 5 segundos anterior al punto de inicio encontrado, aun exista presencia de un evento microsismico el cual no fue detectado. En la Tabla 11 se muestra los parámetros que se determinó después de la experimentación y con los cuales se obtuvo el mejor rendimiento.

Para obtener los valores que hagan que la exactitud del algoritmo sea la mejor, se realizó una experimentación con eventos separados, es decir se realizó cuatro bases de datos en donde se puso a prueba solo señales pertenecientes a un tipo de evento, con esto se comprendía que las medidas podían mejorar con un evento pero afectar a otro, por esta razón, con los valores que se determinan de esta experimentación y con una nueva base de datos que contenga todos los eventos mezclados aleatoriamente se determinó los parámetros con los que se logra el menos error en la detección.

Tabla 8

Parámetros óptimos para mejorar el rendimiento

Parámetros	Valor anterior	Valor determinado
Tamaño de la ventana	15seg	10seg
Señal a ruido mínima	12dB	8dB
Longitud del segmento	30000 muestras	40000 muestras
Solapamiento	50%	50%

Además, para el análisis y la validación del rendimiento, se estableció una base de datos que contiene eventos que superan el límite de señales en un vector de 20 minutos, establecido en 10 señales. En esta configuración, los eventos se superponen, una situación

donde los parámetros variados no permiten la identificación clara de los puntos de inicio y finalización de cada uno de estos eventos. La proximidad de los eventos dificulta la tarea, ya que el algoritmo VAD interpreta erróneamente una duración extendida para los eventos, con lo que se llega a identificar todos los microsismos como un único continuo.

El trabajo llevado a cabo guarda una conexión directa con la investigación realizada por (Rosero Jácome, 2020). Como consecuencia, los resultados obtenidos se someten a una comparación con las métricas de evaluación descritas en dicha investigación. En primera instancia, se observa una variación en las bases de datos, donde solo se superponen en el análisis dos tipos de eventos: LP y VT. Estos datos provienen específicamente del volcán Cotopaxi y han sido proporcionados por el IGEPN.

En lo que respecta a la técnica VAD desarrollada, convergen ciertos aspectos con las consideraciones de (Rosero Jácome, 2020), tales como el filtrado, la segmentación y la determinación del solapamiento. No obstante, divergen en la normalización y el enfoque de procesamiento aplicado a la salida del detector, especialmente en el contexto del análisis de señales procedentes del volcán Llaima.

En el estudio de (Rosero Jácome, 2020), se logra un nivel de exactitud del 98.4496%, obtenido a partir del análisis de 216 señales microsísmicas y 1190 señales sísmicas discretas. En contraste, el algoritmo VAD desarrollado en este proyecto logra un 99.66% de exactitud, un valor superior. Es esencial subrayar que este mayor porcentaje de exactitud se refiere a la detección. En este contexto, cabe destacar que, para fines de análisis en este informe, se clasifican como "no detectados" o "fallidos" aquellos microsismos que presentan segmentos de la señal captados de manera incompleta por el algoritmo VAD. Esta evaluación al trabajar específicamente TC hace que la exactitud se reduzca.

Capítulo IV

Conclusiones

Mediante la revisión de antecedentes y trabajos previos, se ha conseguido captar las nociones esenciales que rigen el desempeño de un algoritmo VAD. Asimismo, se han identificado las deficiencias primordiales y los parámetros susceptibles de mejora. La comprensión de los tipos de señales o eventos empleados para la validación ha sido una pieza clave en este proceso. Esta comprensión abre la puerta a la exploración de métodos innovadores, lo que permite afrontar el desafío desde perspectivas distintas. Al evitar la repetición de enfoques ya utilizados, surge la oportunidad de someter a prueba técnicas novedosas en la experimentación, apuntando a elevar la precisión y enriquecer el campo de la investigación.

La ejecución exitosa del algoritmo VAD desarrollado en este estudio corrobora su capacidad para identificar señales microsísmicas, cumpliendo su propósito primordial. Este logro se consigue a través de la implementación de una base de datos más amplia y diversa en términos de eventos, en contraste con la metodología de investigación previa (Rosero Jácome, 2020). El resultado positivo obtenido valida el enfoque de estas técnicas para la detección de eventos microsísmicos, a pesar de la variación en los rangos de frecuencia presentes en la actividad de la vos.

Mediante la experimentación se modificó varios parámetros, entre ellos la longitud de los segmentos para el ventaneo, el valor de SNR mínimo para la detección y también el tamaño de la ventana que para este trabajo se consideró de 10 seg. De la de igual se mantuvo otros parámetros como el solapamiento del 50% al igual que en el trabajo (Rosero Jácome, 2020),

donde se logra obtener la mayor cantidad de eventos microsismicos detectados y el mejor porcentaje de rendimiento.

El algoritmo VAD desarrollado y los resultados obtenidos respaldan un nivel de exactitud del 99.66% con un BER del 0.002. Esta destacada eficacia proviene de la habilidad del algoritmo para acertar o detectar la gran mayoría de los eventos sometidos a prueba, con escasos o prácticamente nulos fallos. Sin embargo, al considerar la evaluación con eventos por separado, en donde con TC se obtiene el rendimiento más bajo con una exactitud del 73.35% con un BER del 0.26, por lo que no cumple con un nivel alto de confiabilidad.

Con los porcentajes obtenidos en este estudio se tiene espera brindar una contribución significativa al continuo trabajo del IGEPN en la detección y prevención de eventos microsísmicos. Este aporte se enfoca en la construcción de un sistema confiable que permita generar reportes e informes para la Secretaría General de Riesgos. Entidad que desempeña la función de emitir alertas tempranas, las cuales pretender ser un papel crucial en la protección de los ciudadanos, sus bienes materiales e incluso sus vidas.

Trabajos Futuros

En el transcurso de este trabajo, se ha puesto de manifiesto una serie de etapas que involucran la implementación de diversos métodos, con la necesidad inherente de ajustar parámetros para alcanzar valores óptimos. En este contexto, cobra especial relevancia la utilización de VAD, una técnica fundamental en este dominio. A pesar de que en la actualidad las nuevas corrientes, como el *Machine Learning* y el *Deep Learning*, han ganado prominencia, es esencial reconocer que el VAD, si bien podría considerarse "antiguo", no ha perdido en absoluto su eficacia en la detección. De hecho, su papel como pionero en la identificación de señales significativas sigue siendo crucial y forma un pilar sólido en el proceso de mejora continua y optimización de sistemas más modernos.

Se propone trabajar modificando el vector de ruido generado N_s , es decir generándolo de otra manera y teniendo en cuenta otras consideraciones como la amplitud, variar la longitud de este y realizar experimentos, lo cual hará que tome segmentos más grandes y mediante esto elegir los nuevos valores SNRmin Umbrales, donde se encuentre mejores resultados que los obtenidos en esta investigación.

Otra propuesta del trabajo futuro se centra en la expansión de la base de datos, enfocándose en eventos más numerosos y específicamente vinculados al volcán Cotopaxi. El énfasis se depositará en los eventos TR y TC, que se han mostrado como desafíos dentro del algoritmo actual. Además, se contempla el análisis de un conjunto de señales aún más amplio, para superar las restricciones actuales y sumergiéndose en un rango más profundo de experimentación. Este enfoque no solo profundizará nuestra comprensión de los matices del proceso, sino que también promoverá el desarrollo de soluciones más efectivas y refinadas en la detección de microsismos en contextos volcánicos.

Referencias

- Andeshandbook. (n.d.). *Volcán Llaima - Andeshandbook*. Retrieved August 14, 2023, from <https://www.andeshandbook.org/montanismo/cerro/146/Llaima/galeria>
- Can, P., Fernandes de Mello, R., Curilem, M., Huenupan, F., & Araujo Rios, R. (2020). *Llaima volcano dataset: In-depth comparison of deep artificial neural network architectures on seismic events classification*. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2020.105627>
- Canny, J. (1986). A Computational Approach to Edge Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-8(6)*, 679–698. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1986.4767851>
- Geyer, A. (2020). *Así es el Taal, uno de los volcanes más curiosos y amenazadores del cinturón de fuego*. <https://digital.csic.es/handle/10261/224492>
- Gökhun Tanyer, S. (2000). Voice activity detection in nonstationary noise. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 8(4)*, 478–482. <https://doi.org/10.1109/89.848229>
- Gubbins, D. (2004). The Seismic Wavefield: Introduction and Theoretical Development, Vol. I; B.L.N. Kennett (Ed.); Cambridge University Press, 2001, hardback 0 521, 00663 5 paperback, ISBN 0 521 80945 2. *Physics of the Earth and Planetary Interiors, 146(3–4)*, 565–566. <https://doi.org/10.1016/J.PEPI.2004.06.002>
- IGEPN. (n.d.-a). *Glosario - Instituto Geofísico - EPN*. Retrieved August 1, 2023, from <https://igepn.edu.ec/glosario>
- IGEPN. (n.d.-b). *Presentación - Instituto Geofísico - EPN*. Retrieved July 31, 2023, from <https://www.igepn.edu.ec/nosotros>

- Jimenez, C., Shrivastav, R., Rothman, H., & Del pino, P. (2005). *Determinación de la relación señal a ruido de la voz utilizando la transformada de wavelet*. 12, 7–12.
- Lara, R., Rodriguez, M., & Larco, J. (2020). A real-time microearthquakes-detector based on voice activity detection and endpoint detection: An approach to Cotopaxi Volcano. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 400, 106867.
<https://doi.org/10.1016/J.JVOLGEORES.2020.106867>
- Lara-Cueva, R. A., Moreno, A. S., Larco, J. C., & Benítez, D. S. (2016). Real-Time Seismic Event Detection Using Voice Activity Detection Techniques. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(12), 5533–5542.
<https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2605061>
- Navarrete Pia. (2017). *VOLCÁN LLAIMA: ANTECEDENTES, AMENAZA VOLCÁNICA Y EVALUACIÓN DE LA GESTIÓN DEL RIESGO*.
- Rosero Jácome, K. G. (2020). *Adaptación e implementación de algoritmos voice activity detection para la detección de eventos microsísmicos del volcán Cotopaxi*.
<http://repositorio.espe.edu.ec/jspui/handle/21000/21640>
- Sarango, A. E. A., Serrano, I. S. P., & Martínez, S. G. (2021). Evaluación y comparación de algoritmos para la detección automática de eventos sísmicos. *Revista Tecnológica - ESPOL*, 33(2), 58–74. <https://doi.org/10.37815/RTE.V33N2.830>
- SERNAGEOMIN. (2023). *Volcán Llaima - Red Nacional de Vigilancia Volcánica*.
<https://rnvv.sernageomin.cl/volcan-llaima/>
- Toledo, P. A. (2014). *Algoritmo de detección de ondas P invariante de escala: del sismo del 11 de marzo de 2010*.

- Chelloug, C. E., & Farrouki, A. (2019). Robust Voice Activity Detection Against Non Homogeneous Noisy Environments. *2018 International Conference on Signal, Image, Vision and Their Applications, SIVA 2018*. <https://doi.org/10.1109/SIVA.2018.8661045>
- Gökhun Tanyer, S. (2000). Voice activity detection in nonstationary noise. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, *8*(4), 478–482. <https://doi.org/10.1109/89.848229>
- He, J., Li, H., Tuo, X., Wen, X., Rong, W., & He, X. (2022). Strong Noise-Tolerance Deep Learning Network for Automatic Microseismic Events Classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, *60*. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3194351>
- Hughes, T., & Mierle, K. (2013). Recurrent neural networks for voice activity detection. *ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings*, 7378–7382. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2013.6639096>