



PERÚ

Ministerio
del Ambiente

Instituto
Geofísico del Perú - IGP



Explosión del volcán Sabancaya del 19 de agosto de 2017 (Foto:IGP)

INFORME VULCANOLÓGICO

Reconocimiento automático de señales sísmicas de origen volcánico para la alerta temprana de erupciones volcánicas del sur del Perú

Fecha: abril de 2020

2020

Instituto Geofísico del Perú

Presidente Ejecutivo: Hernando Tavera

Director Científico: Danny Scipión

Informe vulcanológico

IGP/CENVUL-MIS/IV 2020-0001

Reconocimiento automático de señales sísmicas de origen volcánico para la alerta temprana de erupciones volcánicas del sur del Perú

Autores:

Riky Centeno Quico

Marco Rivera Porras

Este informe ha sido producido por el Instituto Geofísico del Perú

Calle Badajoz n.º 169, Mayorazgo, Ate

Teléfono: 51-1-3172300

RESUMEN

Este estudio propone un sistema de detección y clasificación de eventos sismovolcánicos de manera automática y en tiempo real para 12 estaciones sísmicas instaladas en los volcanes activos y potencialmente activos del sur peruano: Sara Sara, Cerro Auquihuato, Coropuna, Sabancaya, Misti, Chachani, Ubinas, Huaynaputina, Ticsani, Tutupaca, Yucamane y Casiri. La detección de eventos sismovolcánicos está basada en un algoritmo STA/LTA y en la potencia específica instantánea (p) que realza las características de la señal frente al ruido de fondo. De esta manera, se obtuvieron mejoras de la relación señal-ruido (SNR), lo que permitió estimar automáticamente el inicio y final eventos sísmicos respecto al etiquetado manual de los mismos. Por otro lado, la clasificación utiliza un modelo predictivo basado en Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) construido a partir de la selección de 26 características extraídas del análisis de 11 443 eventos sismovolcánicos, tales como Volcano-tectónico (VT), Largo Periodo (LP), Tremor (TRE), Híbrido (HIB), Tornillo (TOR), etc., registrados por los 12 volcanes antes mencionados. Los resultados demuestran que hay una buena concordancia entre el resultado del modelo con el valor real; es decir, los 12 modelos planteados clasifican correctamente los sismos con un 90 % de éxito en promedio. Esta técnica mejorará la estimación del pronóstico de erupciones volcánicas, con especial enfoque en algún tipo o tipos de eventos sísmicos precursores a una erupción volcánica.

ÍNDICE

RESUMEN.....	2
CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN	6
1.1. ANTECEDENTES	6
1.2. JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA.....	7
1.3. ALCANCES DEL PROYECTO	8
1.4. OBJETIVOS.....	9
1.4.1. General.....	9
1.4.2. Específicos.....	9
CAPÍTULO II: SÍNTESIS SOBRE LA SISMICIDAD ASOCIADA A LOS PRINCIPALES VOLCANES DEL SUR DEL PERÚ.....	10
2.1. LA SISMOLOGÍA VOLCÁNICA EN EL SUR DEL PERÚ	10
2.2. CRITERIOS DE CLASIFICACIÓN DE SEÑALES SISMOVOLCÁNICAS UTILIZADOS POR EL CENVUL..	14
2.3. BREVE DESCRIPCIÓN SOBRE LA SISMICIDAD DE LOS VOLCANES MONITOREADOS POR EL CENVUL	18
2.3.1. Volcán Misti	18
2.3.2. Volcán Sabancaya.....	19
2.3.3. Volcán Ubinas	20
2.3.4. Volcán Ticsani	22
2.3.5. Volcán Coropuna.....	24
2.3.6. Volcán Chachani.....	25
2.3.7. Volcán Tutupaca	26
2.3.8. Volcán Yucamane.....	27
2.3.9. Volcán Sara Sara	29
2.3.10. Volcán Huaynaputina.....	30
2.3.11. Volcán Casiri.....	31
2.3.12. Volcán Cerro Auquihuato.....	32
CAPÍTULO III: FUNDAMENTOS TEÓRICOS.....	34
3.1. DETECCIÓN AUTOMÁTICA DE EVENTOS SÍSMICOS	34
3.2. POTENCIA ESPECÍFICA INSTANTÁNEA	36
3.3. ÍNDICE DE FRECUENCIA (FI)	38
3.4. EXTRACCIÓN Y SELECCIÓN DE CARACTERÍSTICAS.....	39

3.5.	ESQUEMA DE CLASIFICACIÓN: APRENDIZAJE AUTOMÁTICO	43
3.6.	MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL (SVM).....	44
3.7.	EVALUACIÓN DEL MODELO	45
CAPÍTULO IV: METODOLOGÍA		48
4.1.	CONSTRUCCIÓN DE LA BASE DE DATOS.....	48
4.2.	PREPROCESAMIENTO	49
4.3.	SISTEMA DE DETECCIÓN DE EVENTOS SISMOVOLCÁNICOS	50
4.4.	EXTRACCIÓN Y SELECCIÓN DE CARACTERÍSTICAS.....	52
4.5.	CONSTRUCCIÓN DEL MODELO	53
CAPÍTULO V: RESULTADOS Y ANÁLISIS.....		54
5.1.	VALIDACIÓN DEL MODELO MISTI	54
5.2.	VALIDACIÓN DEL MODELO UBINAS.....	54
5.3.	VALIDACIÓN DEL MODELO TICSANI.....	55
5.4.	VALIDACIÓN DEL MODELO SABANCAYA.....	56
5.5.	VALIDACIÓN DEL MODELO CHACHANI	57
5.6.	VALIDACIÓN DEL MODELO COROPUNA	58
5.7.	VALIDACIÓN DEL MODELO TUTUPACA.....	59
5.8.	VALIDACIÓN DEL MODELO YUCAMANE	60
5.9.	VALIDACIÓN DEL MODELO SARA SARA	61
5.10.	VALIDACIÓN DEL MODELO HUAYNAPUTINA.....	62
5.11.	VALIDACIÓN DEL MODELO CASIRI	63
5.12.	VALIDACIÓN DEL MODELO CERRO AUQUIHUATO.....	64
5.13.	APLICACIÓN DE LOS ALGORITMOS CON DATOS NUEVOS Y EN TIEMPO REAL	66
CONCLUSIONES		70
BIBLIOGRAFÍA		71

CAPÍTULO I: INTRODUCCIÓN

1.1. ANTECEDENTES

Este proyecto de investigación se realizó en atención al memorando n.º 026-2019-IGP/PE, respecto a las prioridades institucionales en temas de investigación vulcanológica correspondiente al año 2019, en el marco del programa presupuestal “Reducción de la Vulnerabilidad y Atención de Emergencias por Desastres” (PP-068). El propósito de este proyecto fue de optimizar el seguimiento de la actividad volcánica que realiza el Instituto Geofísico del Perú (IGP) a través del Centro Vulcanológico Nacional (CENVUL), mediante la elaboración de algoritmos para el reconocimiento automático de sismos de origen volcánico, tales como eventos de tipo Volcano-Tectónico (VT), Largo Periodo (LP), Tremor, Híbrido, Tornillo, etc., para la emisión temprana de alertas ante la ocurrencia de cualquier tipo de erupción que pueda ocurrir en el sur del país.

El CENVUL es un servicio oficial del Estado peruano administrado por el Instituto Geofísico del Perú (GP), el cual registra, analiza e interpreta los datos sismovolcánicos, geodésicos, geoquímicos y de cámaras de video que provienen en tiempo real de las estaciones de monitoreo instaladas en 12 volcanes activos y potencialmente activos del sur peruano. La información obtenida es procesada y transmitida a las autoridades y población involucrada de manera eficiente y oportuna. En este contexto, la metodología planteada está basada en dos actividades prioritarias respecto al análisis de señales sismovolcánicas: la detección y la clasificación semántica de los mismos. Ambas actividades conformarán el sistema de reconocimiento automático de señales sismovolcánicas del IGP para 12 volcanes activos y potencialmente activos ubicados en cuatro regiones del país: Ayacucho (Cerro Auqui huato y Sara Sara), Arequipa (Coropuna, Sabancaya, Chachani y Misti), Moquegua (Huaynaputina, Ubinas y Ticsani) y Tacna (Tutupaca, Yucamane y Casiri).

Entre los algoritmos de detección de sismos destaca el método STA/LTA (*Short Time Average over Long Time Average*), el cual consiste en comparar muestra a muestra las variaciones energéticas de una señal en un período de tiempo corto (STA) respecto a un período de tiempo largo (LTA). Si la relación entre ambas supera un valor umbral, entonces se declara el inicio y final de un evento (Allen, 1978; Lee & Stewart, 1981). Asimismo, se han considerado

sistemas de detección basados en la curtosis de señal (Bhatti et al., 2016), así como otras empleando técnicas de filtrado óptimo (Sick et al., 2015).

Respecto a la clasificación automática, distintos investigadores han abordado el problema utilizando diferentes esquemas del Aprendizaje Automatizado (Machine Learning), tales como Árboles de Decisión (Lara-Cueva et al., 2017), Bosques Aleatorios (Hibert et al., 2017; Maggi et al., 2017), Máquinas de Soporte Vectorial (SVM; Apolloni et al., 2009), Redes Neuronales (Apolloni et al., 2009; Langer et al., 2006), Modelos ocultos de Márkov (Benítez et al., 2007; Cortés et al., 2009; Gutiérrez et al., 2009; Hammer et al., 2012; Ibáñez et al., 2009; Ohrnberger, 2001) y recientemente Redes Neuronales Profundas o *Deep Neural Networks* (Titos et al., 2018). Un análisis del estado del arte (Malfante et al., 2018a), señala que los resultados obtenidos con cualquiera de estos enfoques son aceptables y se pueden mejorar, ya que la mayoría de estudios considera un número de señales, clases e intervalos de tiempo de observación limitado.

El IGP inició trabajos al respecto en el año 2015 mediante el uso de Máquinas de Soporte Vectorial o SVM (*Support Vector Machine*) para el reconocimiento automático de sismos del volcán Misti (Centeno & Macedo, 2016). Recientemente, Malfante et al., (2018b), con datos sísmicos del volcán Ubinas, propusieron una mejora en el reconocimiento automático de eventos. Para ello, utilizaron 102 características por evento, en el dominio del tiempo, la frecuencia y el cepstral con dos esquemas de clasificación distintos: Bosques Aleatorios (*Random Forest*) y SVM.

1.2. JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA

La vigilancia volcánica es crucial debido a que suministra información valiosa a la hora de pronosticar la ocurrencia de erupciones volcánicas e, incluso, anticiparse a posibles escenarios eruptivos extremos, lo cual es fundamental a la hora de adoptar mecanismos de prevención eficientes en la reducción del riesgo volcánico. Por ejemplo, la explosión ocurrida el 12 de septiembre de este año en el volcán Ubinas fue precedida por enjambres de sismos de tipo Largo Periodo (LP) e Híbrido (sismos asociados al movimiento de fluidos volcánicos). Esta actividad permitió pronosticar explosiones y alertar a las autoridades y población sobre su ocurrencia con días de antelación.

Actualmente, el CENVUL recepciona datos de 52 estaciones sísmicas en tiempo real, de las cuales 12 son tomadas en cuenta como insumo para el análisis e interpretación de los niveles de actividad volcánica en territorio nacional, todo ello a partir de la generación de histogramas obtenidos de la clasificación manual de sismos volcánicos. En tal sentido, considerando la gran cantidad de datos sísmicos almacenados, sobre todo en época de crisis volcánica, se hace necesaria la generación de técnicas de detección y clasificación automática para el monitoreo volcánico, ya que es imperativo tomar decisiones rápidas y efectivas para informar de manera oportuna a las autoridades y población amenazada por la actividad volcánica.

Un procedimiento de clasificación automática robusto permite a los técnicos de turno liberar parte del tiempo empleado en tareas de clasificación sin comprometer la precisión de los resultados. De esta manera, ese tiempo podría ser utilizado en un procesamiento orientado a la interpretación del fenómeno, comunicación con autoridades, entre otras. Otra ventaja importante es que discrimina de manera objetiva los distintos tipos de eventos sísmicos, ya que a menudo un mismo evento puede ser clasificado de manera distinta por observadores distintos.

Por lo tanto, un reconocimiento automático garantiza la homogeneidad de un catálogo sísmico. Esto último es de vital importancia pues constituye la línea base que se utiliza para comparar y hacer seguimiento a la actividad volcánica previa a una erupción. De esta manera, se garantiza la seguridad de las poblaciones ubicadas en las inmediaciones de un volcán activo.

1.3. ALCANCES DEL PROYECTO

Desde la puesta en marcha del proyecto se efectuó una minuciosa revisión y recopilación de los catálogos y datos sísmicos existentes de los 12 volcanes activos y potencialmente activos del sur peruano (Ubinas, Sabancaya, Misti, Ticsani, Coropuna, Chachani, Tutupaca, Yucamane, Huaynaputina, Sara Sara, Casiri y Cerro Auquihuato); asimismo, se establecieron los mecanismos necesarios para la implementación de un sistema de detección y reconocimiento automático de señales sismovolcánicas, los cuales encierran temas como base de datos, preprocesamiento digital de señales, extracción y selección de características,

métodos para la detección de eventos sísmicos y, finalmente, una evaluación y selección del modelo de aprendizaje automático (*machine learning*) para la clasificación y etiquetado final de los eventos sísmicos.

1.4. OBJETIVOS

1.4.1. General

- Desarrollar un sistema computacional que detecte y clasifique de manera automática, rápida y oportuna los datos sismovolcánicos provenientes de los 12 volcanes activos y potencialmente activos del sur peruano (Sara Sara, Cerro Auquihuato, Coropuna, Sabancaya, Chachani, Misti, Ubina, Huaynaputina, Ticsani, Tutupaca, Yucamane, Casiri), el cual pueda ser utilizado por el CENVUL para la emisión de los boletines, reportes y alertas sobre la actividad volcánica de manera eficiente y oportuna para la toma de decisiones por parte de las autoridades.

1.4.2. Específicos

- Construir una base robusta y fiable de datos sismovolcánicos de 12 volcanes, con base en una selección de eventos sísmicos representativos por volcán.
- Extraer y seleccionar parámetros característicos de las señales sismovolcánicas (del análisis en el dominio del tiempo y la frecuencia) que mejor representen a dichas señales estudiadas.
- Validar y seleccionar un modelo o esquema de clasificación óptimo que sea capaz de reconocer automáticamente los eventos sismovolcánicos en cada uno de los volcanes vigilados por el CENVUL.
- Implementar una plataforma computacional a nivel de hardware y software orientados a la detección y clasificación automática de señales sísmicas asociadas a actividad volcánica en tiempo real, así como a la generación automática de un catálogo geofísico para los volcanes del sur del Perú.

CAPÍTULO II: SÍNTESIS SOBRE LA SISMICIDAD ASOCIADA A LOS PRINCIPALES VOLCANES DEL SUR DEL PERÚ

La sismicidad es un reflejo de los diferentes procesos dinámicos que involucra liberación de energía del interior de la Tierra. En zonas volcánicas, estos procesos obedecen fundamentalmente a la dinámica del magma en su ascenso hacia la superficie, por ejemplo, explosiones, agrietamiento de rocas, desgasificación, intrusión de magma, etc. Estos fenómenos o mecanismos fuente producen cambios de presión que se propagan a través de distintos medios rocosos en forma de ondas elásticas que finalmente son registrados por sismómetros en superficie. En ocasiones, dichos cambios son transitorios, pero lo suficientemente energéticos como para fracturar una roca y producir sismos muy parecidos a los sismos tectónicos. En otras, perduran en el tiempo y originan eventos sísmicos de mayor duración.

Los sismómetros detectan cualquier movimiento del suelo; asimismo, dibujan sobre los sismogramas diferentes formas de onda denominadas firmas o registros sísmicos. Cada firma o señal es diferente de otra; sin embargo, existen grupos de señales que presentan características comunes entre sí y que podrían compartir similares condiciones de fuente generadora. De esta manera, un análisis y clasificación de sismos que correspondan a la fuente que los produjo son claves para lograr una adecuada interpretación del fenómeno volcánico.

2.1. LA SISMOLOGÍA VOLCÁNICA EN EL SUR DEL PERÚ

En el sur del Perú existe una alta concentración de volcanes debido al proceso subducción de la placa de Nazca debajo de la Sudamericana, lo que favorece la generación de magma y, por ende, la presencia de un arco volcánico de naturaleza calcoalcalina en el sur peruano constituido por 16 volcanes de edad Pleistocena-Holocena (Fig. 01). Según registros históricos, seis de ellos (Huaynaputina, Ubinas, Misti, Sabancaya, Tutupaca, Ticsani e incluso algunos volcanes monogenéticos de Andahua) han erupcionado en los últimos 500 años (desde el año 1550 d. C.). En los últimos 30 años, se ha producido la reactivación de dos volcanes: el Sabancaya (1990-1998, 2016-actualidad) y el volcán Ubinas (2006-2009, 2013-2017, 2019-actualidad).

La investigación vulcanológica en el Perú la inicia el IGP desde la década de 1990. Esta se enfoca, primero, en conocer la historia geológica de los principales volcanes del sur peruano como Ubinas, Misti y Huaynaputina (Thouret et al., 1997; Thouret et al., 2001; Rivera et al., 1998), para luego centrarse en tareas de vigilancia volcánica. En abril de 1990, el IGP instala por primera vez una red de cinco estaciones sísmicas temporales sobre el volcán Sabancaya. Sobre esos datos, se inician los primeros trabajos empleando la sismología volcánica en temas específicos como el «reconocimiento e interpretación de sismos asociados a la actividad volcánica» (Gonzales, 1996; Antayhua, 2002). Luego, en 1998, se despliega una red similar a la anterior en los volcanes Misti y Ubinas, con el fin de caracterizar la sismicidad de dichos volcanes previo a una erupción (Llerena, 2004; Taipe, 2008).

Volcanes del Perú

En el país existen 16 volcanes activos y potencialmente activos (De Silva & Francis, 1991; Simkim & Siebert, 1994; Smithsonian Institution, Global Volcanism Program) y todos ellos están distribuidos al sur del Perú, entre las regiones de Ayacucho y Tacna. Estos son (de norte a sur):

1. Auqui huato
2. Sara Sara
3. Coropuna
4. Andahua
5. Huambo
6. Sabancaya
7. Chachani
8. Misti
9. Ubinas
10. Huaynaputina
11. Ticsani
12. Tutupaca
13. Yucamane
14. Casiri
15. Purupuruni
16. Quimsachata

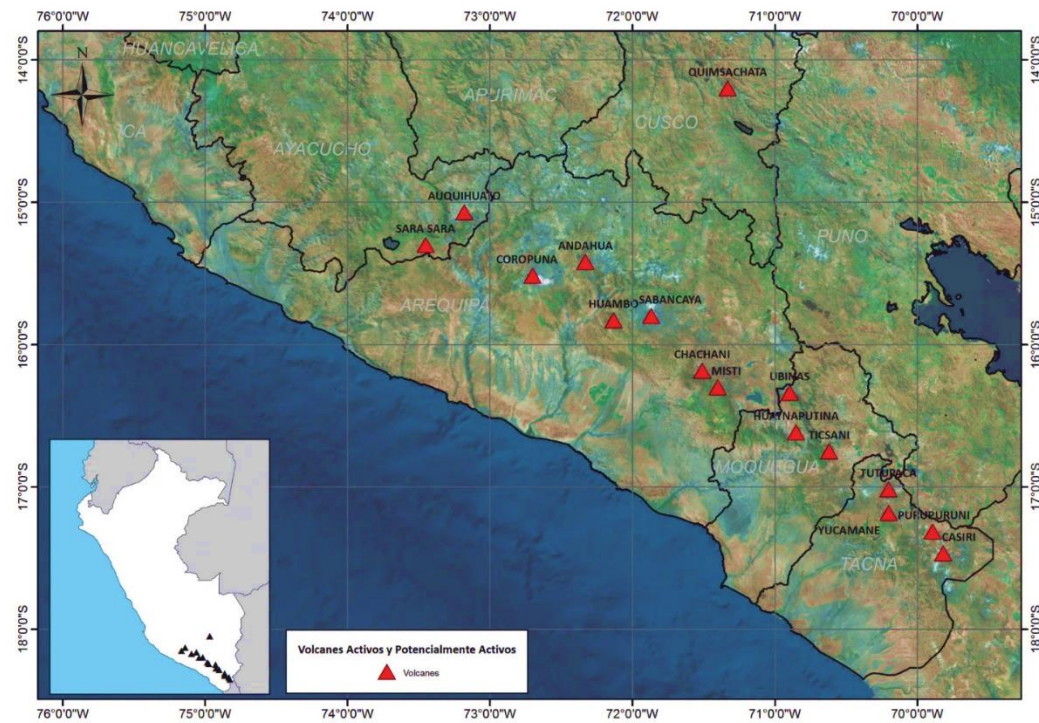
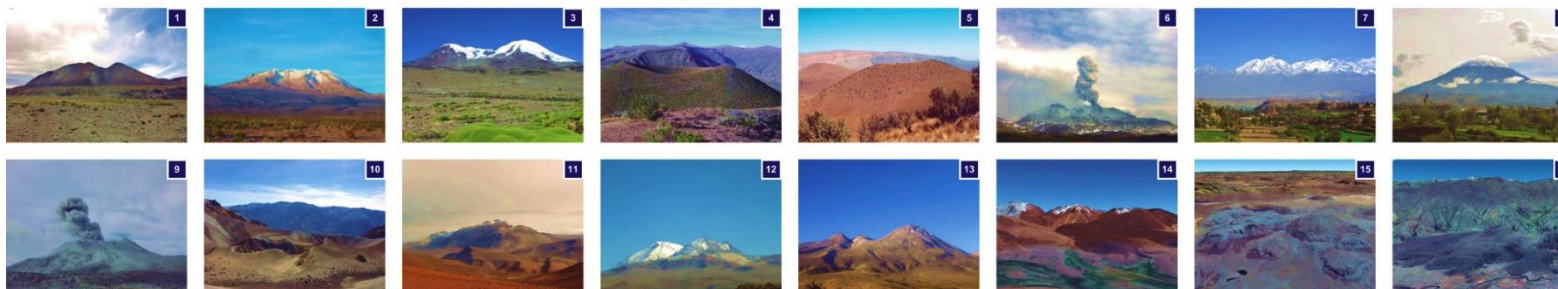


Figura 1.- Ubicación del Arco Volcánico de los Andes Peruanos: 16 volcanes entre activos y potencialmente activos.



La vigilancia sísmica permanente y en tiempo real implementada por el IGP se inició en el volcán Misti desde el año 2005 (Centeno, 2012); en Ubinas, el 2006 (Machacca, 2012); en Sabancaya, el 2013 (Torres, 2014); en Ticsani, el 2015; en los volcanes Coropuna, Chachani, Tutupaca y Sara Sara, el 2018 y, en el 2019, se implementó lo mismo en los volcanes Casiri, Huaynaputina, Cerro Auquihuato y Yucamane (Figura 2).

Entre 1990 y 2004, para la clasificación de eventos sismovolcánicos, el IGP se basó en las clasificaciones de Latter (1979), Minakami, (1960, 1974), Malone, (1983), Newhall, (1984), Lahr et al., (1994), y Chouet (1981, 1988, 1992 1996). Luego, con los avances tecnológicos, métodos numéricos novedosos, la integración de computadoras al análisis y la adquisición remota de datos sísmicos (registros digitales), se utilizaron espectros y espectrogramas basados en la transformada discreta de Fourier, los que sirvieron de mucho para analizar al detalle las características espectrales de los sismos y su relación con la fuente que los genera. Las clasificaciones más recientes utilizadas y aceptadas en sismología volcánica moderna fueron hechas a partir de los trabajos de Ibañez (1997, 2000), Wasserman (2012), Zobin (2012) y White & McCausland (2013).

Es así que, haciendo un análisis comparativo de los trabajos antes mencionados y considerando aspectos de la señal como la forma de onda, contenido espectral, lectura de fases sísmicas y mecanismo fuente, se realiza el procesamiento y clasificación de las señales sísmicas. Estos cuatro criterios fundamentales son utilizados por el CENVUL para la elaboración de los catálogos sismovolcánicos. A continuación, se presenta una breve descripción de los tipos de sismicidad predominante en los 12 volcanes actualmente monitoreados.

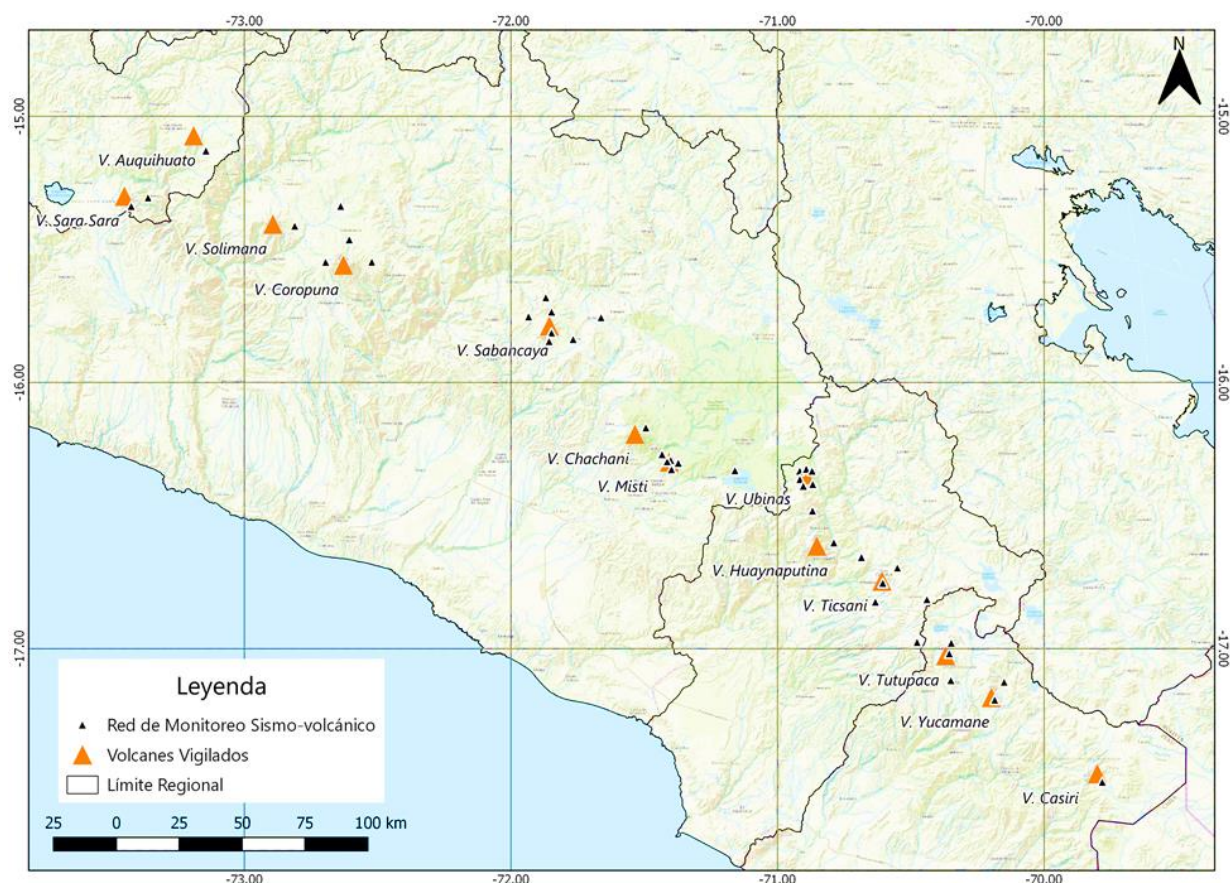


Figura 2.- Mapa de la red sísmica desplegada por el CENVUL para el monitoreo de los volcanes activos del sur del Perú.

2.2. CRITERIOS DE CLASIFICACIÓN DE SEÑALES SISMOVOLCÁNICAS UTILIZADOS POR EL CENVUL

Etiqueta	Descripción
VT	SISMOS DE TIPO VOLCANO-TECTÓNICO: su forma de onda, por lo general, es de gran amplitud con decaimiento exponencial y la mayoría tienen duraciones cortas, en promedio 12 y 35 segundos. Tienen un arribo de tipo impulsivo, donde es sencillo distinguir las fases P y con algo de dificultad las fases S. La diferencia entre ambas no suele superar los 2 s. En el dominio de la frecuencia, tienen una energía espectral amplia entre 1 a 18 Hz (Fig.03). Estos sismos se generan por la ruptura de rocas debido a cualquier proceso volcánico. Son difíciles de detectar en presencia de otros eventos o ruido de fondo intenso y, por lo general, se registran en cualquier fase, pre y posteruptiva. Son los

	eventos de mayor recurrencia en los doce volcanes monitoreados por el CENVUL.
LP	SISMOS DE TIPO LARGO PERIODO: la característica principal de un evento LP se concentra en su energía a bajas frecuencias, generalmente por debajo de 3 Hz y su duración no suele superar los 60 segundos. El origen de este tipo de eventos está asociado al movimiento y resonancia de fluidos volcánicos como consecuencia de una presurización al interior de fracturas o cavidades saturadas por fluido. Sin embargo, nuevos estudios han determinado que deben su origen a la fragmentación del magma en las paredes del conducto (Khan et al., 2019). Este tipo de sismicidad es muy común en volcanes en pleno proceso eruptivo, tales como el Ubinas y Sabancaya (Figuras 3 y 4).
HIB	SISMOS DE TIPO HÍBRIDO: una manera de diferenciar correctamente un HIB de un VT y LP es la polaridad de su primer arribo. Los HIB muestran diferentes polaridades durante su llegada a diferentes estaciones, mientras que los LP tienen igual polaridad en las diferentes estaciones de registro. Estudios recientes concluyeron que los eventos HIB son bastante superficiales y están asociados al crecimiento de domos. Su definición involucra una combinación de procesos relacionados al movimiento de fluidos y al agrietamiento de material cortical, por lo cual se ha sugerido que se trata de la combinación de eventos VT y LP (Khan et al., 2019). Estos sismos han sido observados recurrentemente en volcanes como el Ubinas y Sabancaya (Figura 4).
TOR	SISMOS DE TIPO TORNILLO: su forma muestra un inicio impulsivo tras el cual se observa que uno o varios armónicos alargan su coda por tiempos relativamente largos (>30 segundos). La manera en que decae la amplitud del sismograma a lo largo del tiempo es lenta. Su espectro muestra uno o algunos picos o sobre tonos en las frecuencias de los armónicos que aportan energía al sismo. Son sismos asociados a la resonancia de fluidos volcánicos en grietas o cavidades. Es muy común observar este tipo de eventos en los volcanes Ubinas, Misti y Sabancaya (Figura 3 y 5).

EXP	EXPLOSIONES: ocurren en volcanes cuando se encuentra en marcha un proceso eruptivo. Generalmente, aparecen superpuestas a una señal de Tremor y son identificables por el aumento brusco de amplitud de la señal y un incremento en las frecuencias de la misma. En volcanes donde la actividad explosiva es continua, las explosiones son el producto de procesos de desgasificación del magma. Se tiene registro de estas en los volcanes Ubinas y Sabancaya (Figura 3 y 5).
TRE	TREMOR ESPASMÓDICO: son señales continuas relacionadas al tránsito y dinámica de los fluidos dentro del edificio volcánico. Tienen duraciones más largas que comprenden de varios minutos a horas. En el dominio de la frecuencia, tienen un comportamiento estable y se centran en bandas de frecuencia estrechas (1–5 Hz). El contenido espectral del Tremor Espasmódico es muy similar a los eventos LP, lo que se explica por los mecanismos fuente propuestos anteriormente. Es común registrarlos en volcanes como Ubinas, Sabancaya, Misti y Ticsani (Figura 4 y 6).
TRA	TREMOR ARMÓNICO: su firma muestra modulaciones de amplitud constante o en forma de pulsos. En el dominio de la frecuencia, tienen un comportamiento espectral muy similar a los eventos Tornillo (TOR), pero variable en periodos de tiempo muy corto. Junto con las explosiones, es una señal sísmica típica en volcanes en pleno proceso eruptivo que refleja cambios en su estado interno. En volcanes peruanos están asociados al ascenso de magma, por lo que representan uno de los precursores significativos de predicción de erupciones volcánicas y que definen estados de alerta volcánica. Estos eventos fueron observados durante las crisis eruptivas de los volcanes Ubinas y Sabancaya (Figura 4 y 5).
VLP	EVENTOS SÍSMICOS DE MUY LARGO PERIODO: habitualmente, ocurren junto con las explosiones o microtremores. Su característica más destacada es su frecuencia principal que está por debajo de los 0.3 Hz. En volcanes andesíticos (como el caso de los volcanes peruanos), su mecanismo fuente está asociado a cambios en la geometría del conducto o a la presencia de reservorios de magma

	poco profundos. Se tienen muy pocos ejemplos de estos eventos; esporádicamente, ocurren en los volcanes Ticsani, Ubinas, Sabancaya y Misti (Figura 6).
VTD	SISMOS VOLCANO-TECTÓNICOS DISTALES: son sismos de alta frecuencia (>5 Hz) que, a diferencia de los sismos VT anteriormente descritos, se deben a la actividad de fallas localizadas frecuentemente a más de 10 km de distancia de los volcanes. Ocurren en forma de enjambre sísmico. Esta actividad es generada como consecuencia de una intrusión de magma hacia a la superficie, lo cual incrementa la presión hidrostática en torno a la cámara magmática (White & McCausland, 2016) (Figura 5 y 7).
LAH	LAHAR: su principal característica es su alta frecuencia comparada con los sismos anteriores. Su energía espectral está concentrada entre los 10 y 100 Hz. Son señales sísmicas superficiales asociadas al tránsito de flujos de lodo que contienen materiales volcánicos (ceniza, rocas, piedras pómez, arena, etc.) con agua proveniente de una fusión parcial del casquete glaciar, así como también ruptura de un lago ubicado en un cráter o producto de lluvias torrenciales en alguno de los flancos del volcán.
ICQ-ICV	SISMOS DE ORIGEN GLACIAR: por lo general, son sismos muy cortos (<3 s) y de alta frecuencia (> 12 Hz) (Górski, 2014). Es posible encontrar señales que no están relacionadas directamente con la actividad volcánica, como por ejemplo fracturas en el hielo (ICQ- <i>Ice Quake</i>) y deslizamiento de masas de hielo (ICV- <i>Ice Vibration</i>). Su registro es muy común en el volcán Coropuna (Figura 7).
OTR	OTROS: esta etiqueta no está incluida en los catálogos sismovolcánicos, pero sí está incluida en la base de datos general del CENVUL. Aquí están incluidos los sismos de tipo Tectónico (TEC), Ruido (RUI) y algunas señales que no tienen explicación física y se les etiqueta como UNK (desconocido).

2.3. BREVE DESCRIPCIÓN SOBRE LA SISMICIDAD DE LOS VOLCANES MONITOREADOS POR EL CENVUL

2.3.1. Volcán Misti

El volcán Misti es uno de los ocho volcanes activos del sur peruano, cuyo cráter está localizado a 17 km del centro de la ciudad de Arequipa. Es un estratovolcán que se emplazó hace menos de 800 mil años (Thouret et al., 2001). Durante los últimos 50 mil años, el volcán ha emplazado cerca de 10 depósitos de flujos piroclásticos y 20 depósitos de caídas de pómez y ceniza. La última erupción de gran magnitud de tipo pliniana ocurrió hace 2000 años y tuvo un Índice de Explosividad Volcánica (IEV) de 5. Durante la era cristiana, el Misti ha presentado por lo menos tres erupciones: en 1784 d. C., 1787 d. C. y a mediados del siglo XV; esta última tuvo un IEV 2 en una escala que va del 0 al 8.

De acuerdo al catálogo de sismos del volcán Misti elaborado por el IGP, existen tres tipos de tipos eventos principales: Volcano-Tectónico (VT), Largo Periodo (LP), Tremor (TRE); esporádicamente, se registran eventos de tipo Tornillo (TOR) (Centeno R., 2012, Figura 3).

El 75 % de la actividad volcánica está conformada por eventos de tipo Volcano-Tectónico (VT), en cuya forma de onda se resalta el carácter impulsivo de sus fases iniciales P y S, además de una duración relativamente corta de entre 12 y 35 segundos debido a sus bajas magnitudes. Espectralmente, su energía está concentrada en una amplia banda de frecuencias que puede llegar a superar los 20 Hz (Figura 3). Suelen ocurrir en forma de enjambres sísmicos, con hipocentros localizados entre 1 km y 6 km por debajo del cráter. Luego, destacan los sismos de tipo Largo Periodo, que dentro de sus principales características resalta su baja frecuencia con una energía espectral concentrada entre 1 Hz a 4 Hz con una duración promedio de 27 s. Por último, los tremores tienen una energía espectral parecida a los eventos de tipo Largo Periodo, pero con una duración mayor a los 65 segundos.

La clasificación de sismos del volcán Misti se realiza tomando como referencia a la estación Misti4 (DMIS). Para este proyecto se utilizaron datos reprocesados del IGP correspondientes al periodo enero a octubre de 2015, contabilizándose un total de 886 sismos.

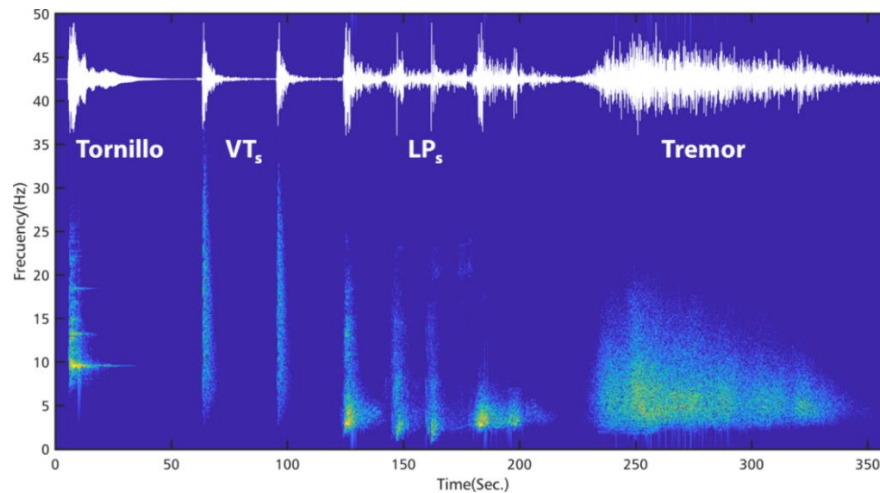


Figura 3.- Tipos de eventos sismovolcánicos predominantes en el volcán Misti: Volcano-Tectónico (VT), Largo Periodo (LP), Tremor y Tornillo registrados en la estación DMIS. En la parte superior se aprecian las señales sísmicas; en la parte inferior, sus espectrogramas.

2.3.2. Volcán Sabancaya

El volcán Sabancaya se encuentra localizado a 18 km al sur del valle del Colca y a 75 km al noroeste de la ciudad de Arequipa (15°49.3'S, 71°52.7'O; 5960 m s.n.m.). El Sabancaya se emplazó hace menos de 10 mil años y su formación estuvo dominada por el emplazamiento de flujos y domos de lava (Gerbe & Thouret, 2004; Samaniego et al., 2016). En época histórica (últimos 500 años), el Sabancaya produjo dos importantes procesos eruptivos: el primero reportado por las crónicas españolas en el siglo XVIII y el segundo ocurrido entre 1990-1998, el cual generó explosiones volcánicas con emisión de cenizas y fragmentos balísticos de composición andesítica y dacítica (Gerbe & Thouret, 2004); este último alcanzó un IEV de 2-3.

El IGP vigila permanentemente este volcán desde febrero de 2013. Desde el inicio de su actividad eruptiva ocurrida en noviembre de 2016 a la fecha, ha registrado diversas señales sísmicas ligadas a explosiones volcánicas (EXP), Volcano-

Tectónico (VT), Largo Periodo (LPs), Híbrido (HIB), Tornillo (TOR), Tremor (TRE), Tremores Armónicos (TRA) y Volcano-Tectónico Distantes (VTD) (Figura 4).

Cabe señalar que la sismicidad predominante corresponde a los sismos de tipo Volcano-Tectónicos (VT). Estos eventos presentan entre sus características principales claros arribos de las ondas P y S, con una duración promedio de 45 segundos. Por lo general, se localizan a menos de 7 km del cráter. Espectralmente, su energía se concentra entre los 2 Hz y 25 Hz, con picos espectrales dominantes de 5, 7, 9 y 12 Hz. Luego, destacan los eventos Volcano-Tectónico Distantes, los cuales ocurren a mayor distancia del edificio volcánico (entre 7–12 km del cráter). Su energía se concentra entre 1 Hz y 20 Hz con picos predominantes en 2 Hz y 4 Hz. Tienen una duración promedio de 65 segundos (Torres, 2014).

Para la construcción del modelo, se emplearon datos de la estación Sabancaya (SAB), periodo 2019, con un total 1969 sismos reprocesados por el IGP.

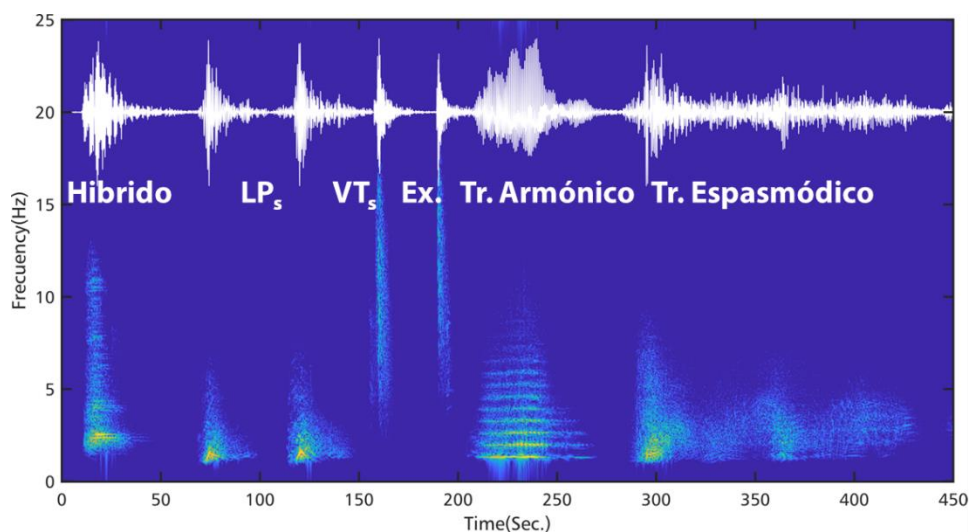


Figura 4.- Tipos de eventos sismovolcánicos registrados diariamente en el volcán Sabancaya: Híbrido, Largo periodo (LP), Volcano-Tectónico (VT), Explosión, Tremor Armónico y Tremor Espasmódico, todos registrados en la estación SAB. En la parte superior se aprecian las señales sísmicas; en la parte inferior, sus espectrogramas.

2.3.3. Volcán Ubinas

El volcán Ubinas se encuentra localizado a 90 km al norte de la ciudad de Moquegua y a 65 km al este de la ciudad de Arequipa (16°22' S, 70°54' O; 5672

m s.n.m.). El volcán Ubinas tiene una forma cónica, posee una altura de 1400 m y cubre un área de 65 km², con un volumen de 54 km³ (Rivera et al., 2011). El Ubinas es considerado el volcán más activo del Perú debido a que solo en el presente siglo ha desarrollado tres nuevos procesos eruptivos en los años 2006-2009, 2013-2017 y 2019, los cuales han alcanzado un IEV igual a 2. Estas últimas manifestaciones eruptivas se adicionan a las 23 erupciones con un IEV (1-3) registradas desde el año 1550 (Thouret et al., 2005; Rivera, 1998). En promedio, el volcán Ubinas desarrolla entre 2 a 7 erupciones por siglo.

Desde mayo de 2006, en el volcán Ubinas se ha registrado una amplia gama de señales sismovolcánicas. De acuerdo al catálogo sísmico elaborado sobre este volcán, se presentan siete tipos de eventos volcánicos principales: Largo Periodo (LP), Volcano-Tectónico (VT), Híbrido (HIB), Tremor (TRE), Tremor Armónico (TRA), Tornillos (TOR), Explosiones (EXP), Volcano-Tectónico Distales (VTD) y, en época de lluvias, eventos de tipo Lahar (LAH) (Machacca, 2012) (Figura 5).

La mayor parte de la sismicidad del volcán Ubinas corresponde a eventos de tipo Volcano-Tectónico, los cuales presentan claras llegadas de las ondas P y S con una duración máxima de 50 segundos en promedio. La energía espectral de estos eventos se concentra entre los 4 Hz y 33 Hz y muestra picos dominantes en 7, 13, 15 y 18 Hz. Luego, destaca la ocurrencia de eventos de tipo Largo Periodo, cuya señal está dominada por una componente armónica de baja frecuencia inferior a 4 Hz. Su contenido espectral está restringido en una banda estrecha de entre 1 Hz-3 Hz, que puede ser estable e independiente al tamaño del evento. Estos eventos tienden a tener una larga duración de la coda con relación a su amplitud. Además, se registra un buen número de sismos de tipo Híbrido (HIB), los cuales fueron muy bien caracterizados en la erupción ocurrida entre los años 2013-2017 y fueron asociados a un crecimiento de domo de lava. La principal característica de estos eventos es su componente en baja frecuencia en el primer segundo de la señal menor a 1 Hz.

Para el proyecto, se utilizaron datos de la estación Ubinas 1 (UB1), periodo de análisis 2013-2019, donde se seleccionaron 5489 señales sísmicas.

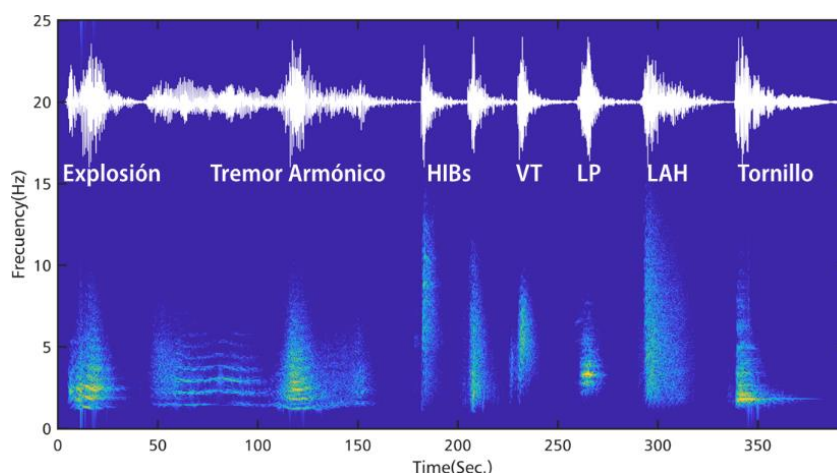


Figura 5.- Tipos de eventos sismovolcánicos predominantes en el volcán Ubinas: Explosiones, Tremor Armónico, Híbrido, Volcano-Tectónico (VT), Largo Periodo (LP), Lahar y Tornillo, todos registrados en la estación UB1 localizada a 2.6 km al NO del cráter del volcán. En la parte superior se aprecian las señales sísmicas; en la parte inferior, sus espectrogramas.

2.3.4. Volcán Ticsani

El volcán Ticsani ($70^{\circ}36'O$, $16^{\circ}44'S$, 5408 m s.n.m.) es uno de los ocho volcanes activos del sur peruano. Está ubicado a 60 km al noreste de la ciudad de Moquegua, entre los distritos San Cristóbal, Cuchumbaya y Carumas, provincia de Mariscal Nieto y región Moquegua. Este volcán corresponde a un complejo de domos emplazados probablemente durante el Holoceno dentro de un volcán "viejo" colapsado y erosionado. La erupción más reciente del volcán Ticsani ocurrió hace menos de 400 años, con un Índice de Explosividad Volcánica (IEV) entre 2-3 (Siebert et al., 2010). Según los estudios realizados por el IGP (Mariño, 2002; Mariño & Thouret, 2003), esta última erupción presentó actividad de tipo freatomagmática que precedió la formación del domo denominado "domo D3" y pudo haber presentado columnas eruptivas de hasta 10 km de altura.

Una particularidad de este volcán es que, esporádicamente, se tiene el registro de una importante actividad sísmica, como las observadas en los años 1999, 2005 y 2017. El origen de estos sismos fue atribuido a la actividad de fallas locales de diversas longitudes que se distribuyen contiguas al volcán.

Desde el 2015 el IGP vigila permanentemente este volcán. La estación Ticsani 1 (TCN1) es la estación de referencia. Las señales registradas por esta estación fueron utilizadas para la clasificación de eventos sísmicos registrados en el volcán

Ticsani. Del análisis sísmico diario que realizan los especialistas del IGP se determinó que la sismicidad típica característica de este volcán corresponde a sismos de tipo Volcano-Tectónico (VT), Volcano-Tectónico Distales (VTD), Tremor (TRE), sismos de muy baja frecuencia (VLP) y sismos de tipo Largo Periodo (LP).

La sismicidad predominante en este volcán es de tipo Volcano-Tectónico (VT), la cual es generada en las proximidades del volcán a distancias menores a 5 km del cráter. En segundo lugar, están los eventos de tipo Volcano-Tectónico Distales (VTD), los cuales están situados a distancias mayores a 5 km. Los sismos de tipo Volcano-Tectónico o de fractura en el Ticsani presentan fases de llegada de onda P y S muy claras, de tipo impulsivo. Estos eventos tienen una duración promedio de 25 segundos y su energía espectral se concentra entre 2 Hz y 16 Hz. En tercer lugar, destacan los eventos tipo Tremor Espasmódico, los cuales presentan un rango de duración que va desde los 40 a 150 segundos. Las frecuencias dominantes alcanzan picos promedio de 6 Hz y son poco energéticos. Por último, destacan los eventos de muy baja frecuencia (VLP), con frecuencias dominantes muy bajas, próximas a 0.3 Hz (Figura 6). Al mismo tiempo, presentan frecuencias que pueden alcanzar hasta los 8 Hz. Los eventos de tipo Híbrido del volcán Ticsani tienen inicios emergentes y, en general, siempre son registrados por las cuatro estaciones sísmicas de la red Ticsani.

Los datos empleados para la construcción del modelo Ticsani corresponden a los registrados por la estación TCN1, del periodo 2015-2018. En total, se seleccionaron 776 sismos.

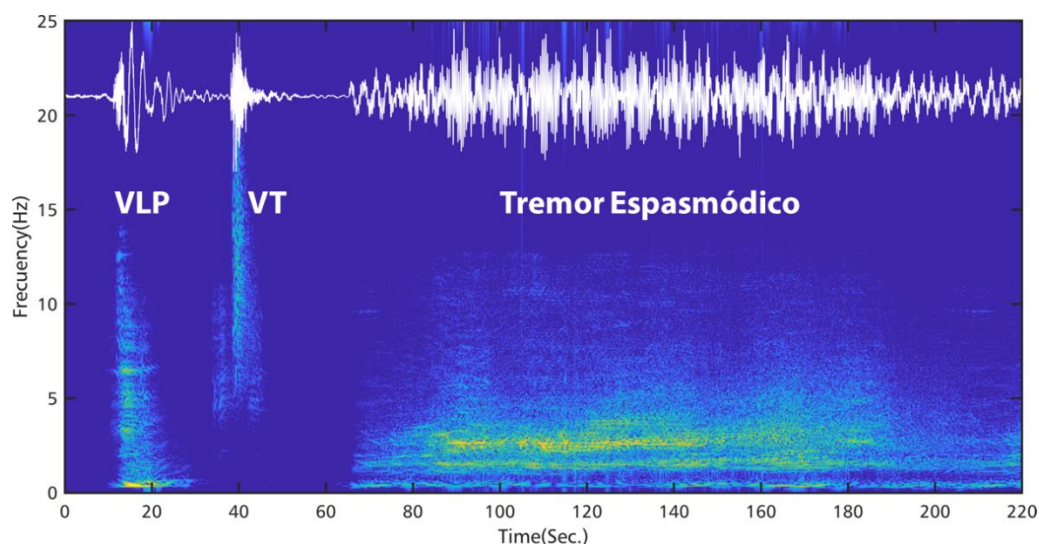


Figura 6.- Tipos de eventos sismovolcánicos predominantes en el volcán Ticsani: eventos de muy baja frecuencia (VLP), Volcano-Tectónico (VT) y Tremor Espasmódico, todos registrados por la estación TCN1. En la parte superior se aprecian las señales sísmicas; en la parte inferior, sus espectrogramas.

2.3.5. Volcán Coropuna

El volcán nevado Coropuna ($15^{\circ}31' \text{ S}$, $72^{\circ}39' \text{ O}$, 6377 m s.n.m.) se encuentra a $\sim 152 \text{ km}$ al noroeste de la ciudad de Arequipa, cerca al extremo septentrional de la Zonal Volcánica Central de los Andes (ZVC). Es el volcán más alto del Perú que posee la cobertura glaciaria más grande en el sur del país y, probablemente, en toda la región tropical del mundo. Tiene un área de $\sim 350 \text{ km}^2$ y $\sim 270 \text{ km}^3$ de volumen. Una lava datada por Bromley et al., (2019) del flanco sureste del Coropuna arroja una edad de 1545 ± 90 años, por lo cual el Coropuna es considerado como un volcán activo. No existe información respecto a su actividad histórica.

Entre los años 2001 y 2002, la red sísmica nacional del IGP registró sismicidad a menos de 30 km del volcán con magnitudes inferiores a $M5.0$. Durante el periodo 2008-2010, una estación sísmica localizada a menos de 8 km del volcán registró algunos sismos típicos de ambientes volcánicos. Actualmente, el IGP tiene instalada una red sísmica permanente de 5 estaciones, la cual viene operando desde inicios de 2018. Según los análisis de la estación Coropuna 1 (COR1), el 85 % de sismos corresponde a eventos de tipo Volcano-Tectónico (VT) y el 15% restante a sismos de tipo Tremor y otros tipos de sismos asociados a la dinámica del glaciario.

Los sismos de tipo Volcano-Tectónico (VT) se caracterizaron por poseer arribos de tipo impulsivo de fases P. Su energía espectral se concentra en una amplia banda espectral de hasta 20 Hz. Además, se registraron algunos tremores (TRE) con una duración mayor a 60 segundos y, por último, sismos asociados a la dinámica del glaciar (ICQ, IC2 e ICV). Dentro de este grupo, se han identificado diversos tipos de señales sísmicas con frecuencias que varían entre 3 Hz a 20 Hz, con duraciones muy cortas, menores a 3 segundos (Figura 7).

Para la construcción del modelo del volcán Coropuna, se emplearon 721 sismos representativos correspondientes al periodo mayo-diciembre de 2018.

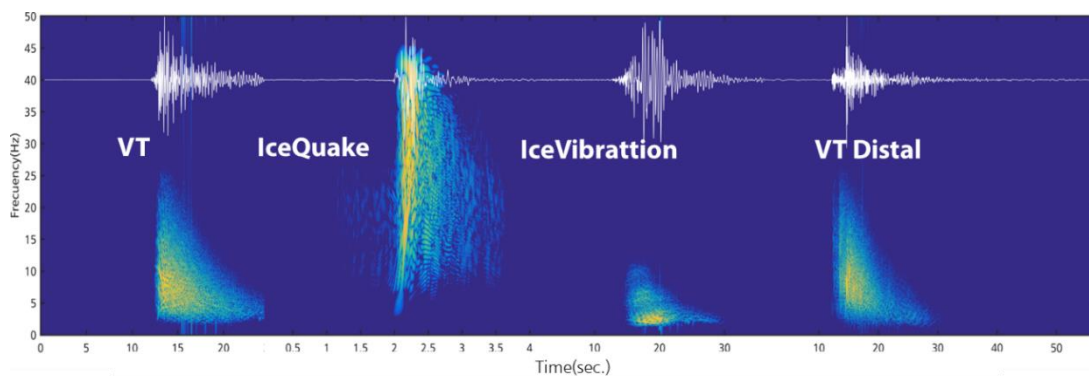


Figura 7.- Tipos de eventos sismovolcánicos predominantes en el volcán Coropuna: eventos Volcano-Tectónico (VT), sismos de origen glaciar (IceQuakes y IceVibration) y Volcano-Tectónico Distales (VTD), todos registrados por la estación COR1. En la parte superior se aprecian las señales sísmicas; en la parte, inferior, sus espectrogramas.

2.3.6. Volcán Chachani

El volcán Chachani se encuentra ubicado a 22 km al noroeste del centro histórico de la ciudad de Arequipa. El Chachani es un volcán potencialmente activo debido a que presentó actividad eruptiva anterior al Holoceno. El Chachani fue construido sobre secuencias ignimbríticas denominadas "Río Chili", "La Joya", "Aeropuerto de Arequipa" y "Tufo Yura", las cuales se emplazaron entre el Mioceno y el Pleistoceno (13.19-1.02 M.a) (Paquereau-Lebti et al., 2006).

Entre mayo y noviembre de 2019, el IGP realizó un análisis de la estación Chachani (CHCH). Los resultados muestran que, en general, la actividad sísmica predominante en el volcán estuvo asociada a eventos de tipo Volcano-Tectónico (VT) de muy baja energía, con un promedio de 6 eventos por día. Estos tienen la

forma de onda clásica de los eventos VT, con una duración promedio de 25 s. Espectralmente, su energía espectral se concentra entre los 2 Hz y 15 Hz (Figura 8).

Para la construcción del modelo del volcán Chachani, se emplearon 85 sismos de tipo Volcano-Tectónico representativos.

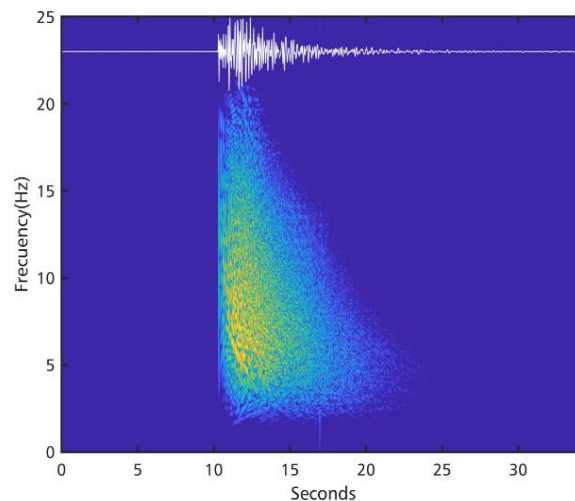


Figura 8.-Evento de tipo VT del 18/06/2019 a las 15:33 UTC, componente Z, registrado por la estación CHCH.

2.3.7.Volcán Tutupaca

El volcán Tutupaca se encuentra ubicado ~60 km al este de la ciudad de Moquegua y a 105 km al norte de la ciudad de Tacna. El volcán Tutupaca está conformado por tres edificios volcánicos: el "Tutupaca Basal", el más antiguo del complejo, que se formó durante el Pleistoceno inferior a superior y está constituido por secuencias de flujos de lava de más de 500 m de espesor, domos y un depósito de flujo de pómez y ceniza denominado "Callazas"; el "Tutupaca Oeste", que se formó durante el Pleistoceno Tardío e inicios del Holoceno y está constituido por domos yuxtapuestos en su base que fueron cubiertos por secuencias lávicas; el "Tutupaca Reciente", el más joven del complejo, posiblemente del Holoceno, que está constituido por un complejo de domos de lava en donde se distinguen dos anfiteatros de colapso. Este volcán tuvo su último ciclo eruptivo entre 1787 a 1802 d. C. (Manrique et al., 2020).

El IGP comenzó a emitir boletines vulcanológicos respecto a la actividad del Tutupaca en mayo de 2019, con la estación sísmica Tutupaca 1 (TUT1) como referencia, localizada a ~2 km al norte del cráter principal. Según los resultados obtenidos durante el 2019, el Tutupaca presentó actividad sísmica de tipo Volcano-Tectónico (VT). La ocurrencia de esta sismicidad se da en forma de pequeños enjambres sísmicos. Trabajos de localización espacial de los sismos muestran que los eventos se concentraron próximos al macizo, en su sector este, con magnitudes inferiores a M3.0. Estos sismos tienen los rasgos de un evento de tipo Volcano-Tectónico clásico con una duración promedio de 15 segundos. Espectralmente, su energía se concentra en una banda espectral amplia de 1 Hz a 20 Hz (Figura 9). Para la construcción del modelo del volcán Tutupaca, se utilizaron 577 sismos representativos.

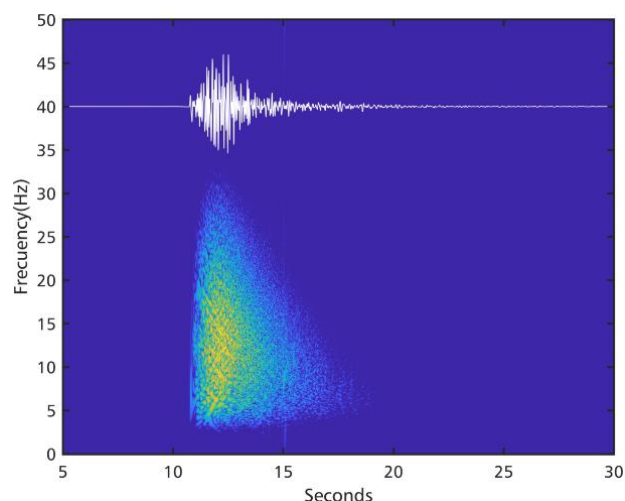


Figura 9.- Evento de tipo VT del 16/04/2019 a las 10:19 UTC (Tiempo Coordinado Universal), componente Z, registrado por la estación TUT1.

2.3.8. Volcán Yucamane

El volcán Yucamane se encuentra localizado en la zona alto andina de la región Tacna. Está conformado por dos edificios volcánicos: Calientes (4980 m s.n.m.) y Yucamane (5495 m s.n.m.). Según Rivera et al., (2014), el estratovolcán Calientes fue construido en cinco etapas: "Calientes I", durante la cual se produce el emplazamiento de flujos de lavas andesíticas que yacen en la base del volcán; "Calientes II", durante la cual se emplaza una secuencia de flujos de pómez y ceniza "Basal" que aflora al sur del complejo, generada por un evento explosivo

paroxismal (colapso de caldera); "Calientes III", está constituido por flujos de lavas andesíticas y dacíticas que forman el cono inferior de dicho volcán; "Calientes IV", comprende la formación del cono superior del volcán y consiste en una intercalación de lavas andesíticas y dacíticas; "Calientes V", comprende el emplazamiento de un complejo de domos dacíticos. Antes o durante la etapa "Calientes IV", se emplazó el volcán Yucamane, el cual se ha construido en tres periodos: "Yucamane I", conformado por una secuencia de flujos de lavas andesíticas de aproximadamente 300 m de espesor que yace en la base del volcán. En un segundo periodo, denominado "Yucamane II", se produjo el reiterado crecimiento de domos que luego colapsaron y generaron flujos piroclásticos de bloques y cenizas andesíticas y dacíticas que se depositaron en las quebradas de los flancos sur, suroeste y sureste del Yucamane. El "Yucamane III", que se inició con la formación del cono de la cumbre ligada a una actividad efusiva con emisión de flujos de lava andesítica y dacítica. Durante el Holoceno, el Yucamane presentó una actividad explosiva variada, de tipo vulcaniana y subpliniana, que ha emplazado flujos y caídas piroclásticas. Su última erupción fue de tipo subpliniana y ocurrió ~3085 años AP (antes del presente).

Los análisis de los registros de la estación sísmica Yucamane 1 (YCA1), del periodo mayo-noviembre de 2019, demostró que el volcán Yucamane tiene un nivel de actividad bajo, representado por la ocurrencia de sismos de tipo Volcano-Tectónico (VT) y Volcano-Tectónico Distal (VTD). Algunas de estas señales sísmicas fueron localizadas en un radio de hasta 25 km desde el cráter del volcánico, las que tuvieron magnitudes por debajo de M3.0. Los eventos de tipo Volcano-Tectónico tienen un inicio impulsivo y una duración promedio de 18 segundos. Espectralmente, su energía se concentra en una banda espectral amplia de entre 1 Hz a 35 Hz (Figura 10). Para la construcción del modelo del volcán Yucamane, se utilizaron 249 sismos representativos.

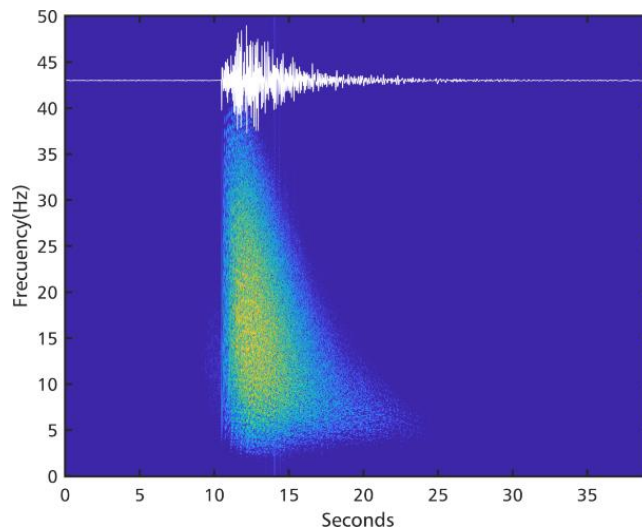


Figura 10.- Evento de tipo VT del 20/10/2019 a las 10:45 UTC, componente Z, registrado por la estación YCA1

2.3.9. Volcán Sara Sara

El Sara Sara ($15^{\circ}18' \text{ S}$; $73^{\circ}27' \text{ O}$; 5522 m s.n.m.) es un volcán potencialmente activo localizado a 12 km al sureste del distrito de Pausa, provincia de Páucar del Sara Sara (Ayacucho). Este volcán se edificó sobre lavas del Grupo Barroso. Según Rivera et al., (2018), la evolución de este volcán se divide en cuatro etapas: "Sara Sara I", que se inicia con una actividad efusiva que emplazó flujos de lava dacíticos en el sector de cerro Sullcaymarca. "Sara Sara II", etapa en la cual presentó erupciones explosivas principalmente plinianas que depositaron voluminosos depósitos de flujos piroclásticos de pómez y cenizas que afloran al oeste y sureste del volcán. "Sara Sara III", aquí aflora una secuencia de al menos cinco depósitos de flujos de bloques y cenizas dacíticos y riolíticos, principalmente al pie del flanco oeste del volcán. En una última etapa, "Sara Sara IV", se construye el cono actual del volcán; ligada principalmente a la emisión de flujos de lava dacíticos los cuales recorrieron una distancia aproximada de 15 km.

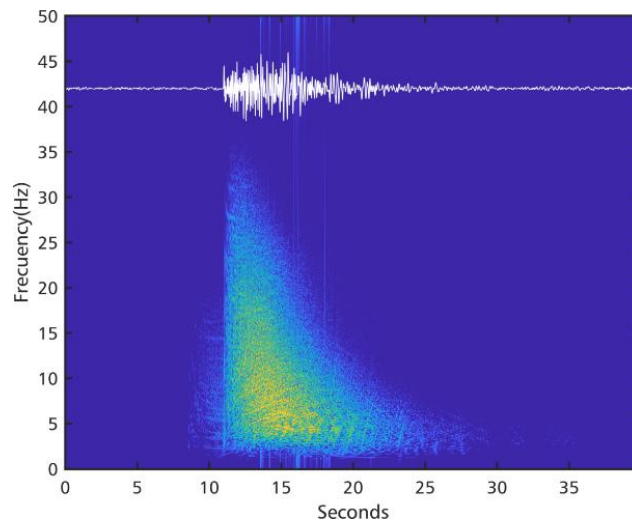


Figura 11.-Evento tipo VT del 05/09/2019 a las 16:08 UTC, componente Z, registrado por la estación SRA1.

De acuerdo a las señales sísmicas registradas en la estación sísmica Sara Sara 1 (SRA1), periodo agosto-noviembre de 2019, se ha identificado que la mayoría de los sismos que ocurren en la zona son de tipo Volcano-Tectónico (VT) y Volcano-Tectónico Distal (VTD) de baja energía, con magnitudes menores a M3.0. Los eventos de tipo Volcano-Tectónico tienen una duración promedio de 14 segundos y los Volcano-Tectónico Distales 28 segundos. Espectralmente, su energía se concentra en una banda espectral amplia de 1 Hz a 25 Hz (Figura 11). Para la construcción del modelo Sara Sara se utilizaron 179 sismos representativos.

2.3.10. Volcán Huaynaputina

El volcán Huaynaputina (16°37' S; 70°51' O; 4850 m s.n.m.) está ubicado en la provincia de Omate, al extremo norte de la región Moquegua y es uno de los ocho volcanes activos del sur peruano. Este volcán ha tenido una de las erupciones de mayor importancia a nivel mundial en febrero del año 1600 d. C., con un Índice de Explosividad Volcánica (IEV) de 6 que ocasionó la muerte de aproximadamente 1500 personas. Esta sepultó más de 20 poblados localizados a menos de 20 km alrededor del volcán (Thouret et al., 2002; Jara et al., 2000).

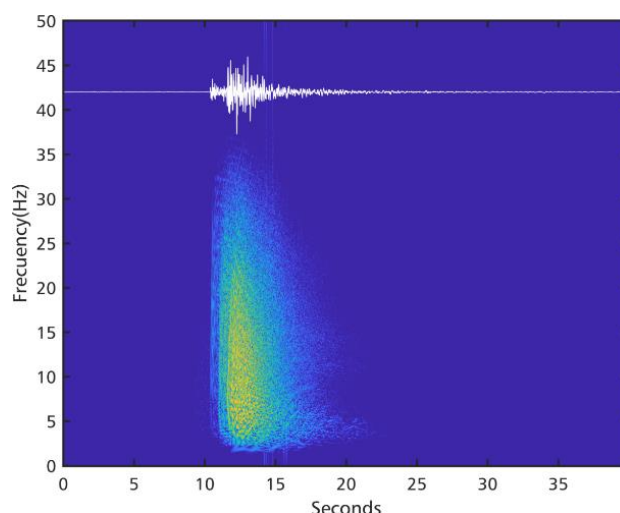


Figura 12.- Evento tipo VT del 09/09/2019 a las 07:24 UTC, componente Z, registrado por la estación HNP1.

Con base en el análisis de los datos de la estación sísmica Huaynaputina 1(HNP1), se destaca la ocurrencia de sismos de tipo Volcano-Tectónico (VT) con una tasa de ocurrencia promedio de 1 evento por día, eventos que estarían asociados a procesos de ruptura de rocas bajo el volcán y en sus alrededores. Durante mayo a noviembre de 2019, se ha realizado la localización de 40 sismos, la mayoría de estos en un radio de 15 km del volcán con una profundidad de hasta 11 km. Los sismos de tipo Volcano-Tectónicos tienen una duración promedio de 16 segundos. Espectralmente, su energía se concentra en una banda espectral amplia de 2 Hz a 28 Hz (Figura 12). Para la construcción del modelo Huaynaputina se utilizaron 121 muestras representativas.

2.3.11. Volcán Casiri

El volcán Casiri ($17^{\circ}29'S$, $69^{\circ}47'$; 5650 m s.n.m), también conocido como "Paucarani", está localizado en la región Tacna. Consta de un complejo de domos andesíticos jóvenes y dos amplias coladas de lava de composición andesítica, bien conservadas, con algunos signos de actividad postglacial. Las lavas descienden del cráter y alcanzan distancias de hasta dos kilómetros en dirección sur y oeste (De Silva y Francis, 1991); esta morfología muestra que el volcán ha estado activo probablemente durante el Holoceno.

El análisis de la información registrada por la estación Casiri 1 (CASI), entre septiembre y noviembre de 2019, ha permitido identificar la ocurrencia de señales sísmicas de tipo Volcano-Tectónico (VT), las que muy probablemente corresponderían a actividad propia del volcán. Estos sismos tuvieron magnitudes menores a M2.0 y una duración promedio de 25 segundos. Espectralmente, su energía se concentra en una banda espectral amplia de 3 Hz a 22 Hz (Figura 13). Para la construcción del modelo Casiri se utilizaron 172 muestras representativas.

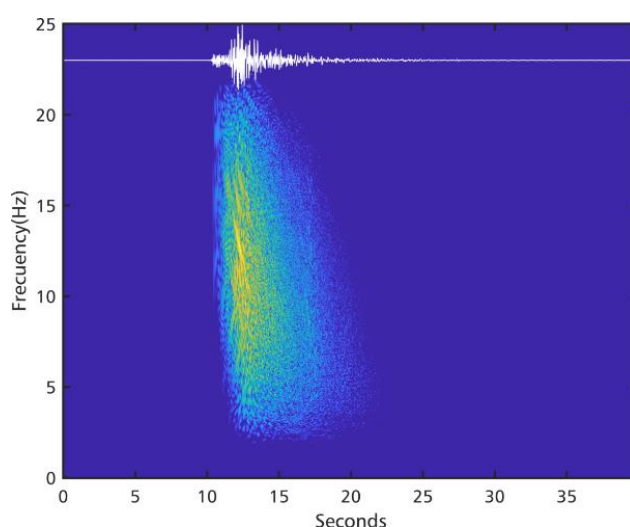


Figura 13.- Evento tipo VT del 08/11/2019 a las 06:46 UTC, componente Z, registrado por la estación CASI.

2.3.12. Volcán Cerro Auquihuato

El volcán Cerro Auquihuato ($15^{\circ}4'S$, $73^{\circ}11'O$, 4980 m s.n.m.) es un estratocono constituido por flujos de lava que en total miden 380 m de altura. Está ubicado a 30 km al noreste de la localidad de Pausa (Provincia del Páucar del Sara Sara). Este volcán probablemente se emplazó en el Pleistoceno superior-Holoceno. En su sector sureste, se distingue un flujo de lava andesítico de 50 m de espesor relativamente joven. No se conoce actividad eruptiva registrada en la época histórica.

El análisis de los datos sísmicos de la estación sísmica Auquihuato 1 (AUQ1), correspondiente al periodo agosto-noviembre de 2019, muestra que la sismicidad registrada es predominantemente de tipo Volcano-Tectónico (VT) y estaría asociada a procesos de ruptura de rocas debajo del volcán. Estos sismos

de tipo Volcano-Tectónico tienen magnitudes menores a M3.0 y una duración promedio de 27 s. Espectralmente, su energía se concentra en una banda espectral amplia de 2 Hz a 25 Hz (Figura 14). Para la construcción del modelo Auquihuato se utilizaron 199 muestras representativas.

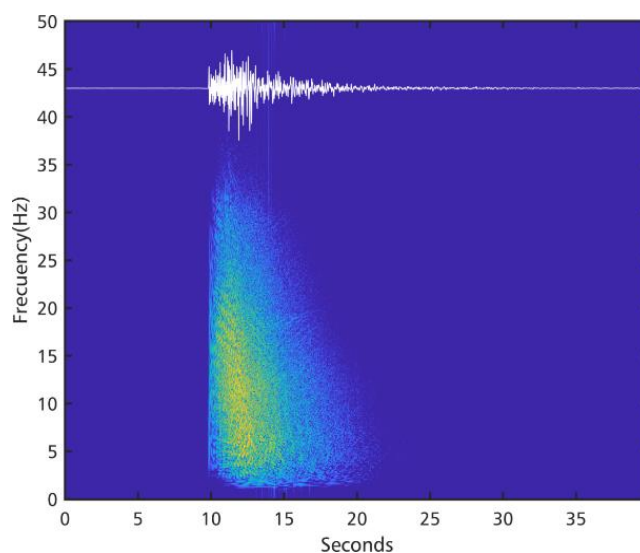


Figura 14.-Evento tipo VT del 15/10/2019 a las 09:50 UTC, componente Z, registrado por la estación AUQ1.

CAPÍTULO III: FUNDAMENTOS TEÓRICOS

3.1. DETECCIÓN AUTOMÁTICA DE EVENTOS SÍSMICOS

Un algoritmo simple para la detección de un evento sísmico se basa en comparar el nivel base de una señal respecto a un umbral de disparo. Sin embargo, existen fluctuaciones de alta frecuencia que usualmente se asocian a ruido y generan falsos disparos. Una opción que elimina dichas fluctuaciones es la utilización del algoritmo STA/LTA (del inglés, *Short Time Average / Long Time Average*), el cual se define como la razón promedio de ventana corta versus otra larga, donde STA es la amplitud media en una ventana de tiempo corta (t_{STA}), entre 0.5 a 5 segundos (Havskov & Alguacil, 2006). Cuanto más corto es este valor, la detección es más sensible a los eventos impulsivos.

Para la detección de eventos emergentes, la STA óptima puede ser bastante larga, pero podría impedir la detección de eventos muy cortos. La duración de LTA debe definirse para capturar la fluctuación del ruido sísmico de fondo. LTA es la amplitud media en un intervalo de tiempo largo (t_{LTA}) y, por lo general, tiene valores de entre 5 a 32 segundos. Con un LTA larga, R tiende a disminuir rápidamente, lo que podría resultar una final adelantada del evento. Otra posibilidad es que cuando ocurren dos eventos separados en un periodo de tiempo menor a la duración del LTA, el segundo evento puede no ser detectado (Figura 15h). Para evitar estos inconvenientes, el LTA suele ser congelado a un valor de detección para que la relación refleje esencialmente la fluctuación de STA, que es la señal del evento suavizada y sobre la cual se estima el inicio y el final del evento (Burtin et al., 2016). Esto será de vital importancia al momento de determinar la duración real de los eventos en nuestro sistema de detección en tiempo real.

El principio de un algoritmo STA/LTA es calcular continuamente la relación R .

Para determinar R se define primero un número de puntos para una ventana en un intervalo de tiempo corto (N_S) frente a otra de tiempo largo (N_L) para STA y LTA, respectivamente; esto se realiza a partir de la frecuencia de muestreo (F_s) de la siguiente manera:

$$N_S = F_s \cdot t_{STA} \quad (1)$$

$$N_T = F_s \cdot t_{LTA} \quad (2)$$

Considerando x_i , cada valor del registro, en función del tiempo (Wong et al., 2009), define el cálculo de STA/LTA como:

$$STA = \frac{1}{N_S} \sum_{j=i-N_S}^i x_j^2 \quad (3)$$

$$LTA = \frac{1}{N_L} \sum_{j=i-N_L}^i x_j^2 \quad (4)$$

Siempre en cuando: $j \leq 0, x_j = \frac{x_1 + x_2}{2}$ (5)

Entonces: $R_i = \frac{STA}{LTA}$ (6)

En términos de detección, aunque los resultados obtenidos con este algoritmo son prometedores, no existe un procedimiento establecido para detectar eventos sismovolcánicos en registros continuos, ello en el caso de un aumento brusco de la sismicidad (por ejemplo, durante una erupción), en caso las señales se superpongan o cuando las señales se muestran emergentes y se hace lento en el tiempo.

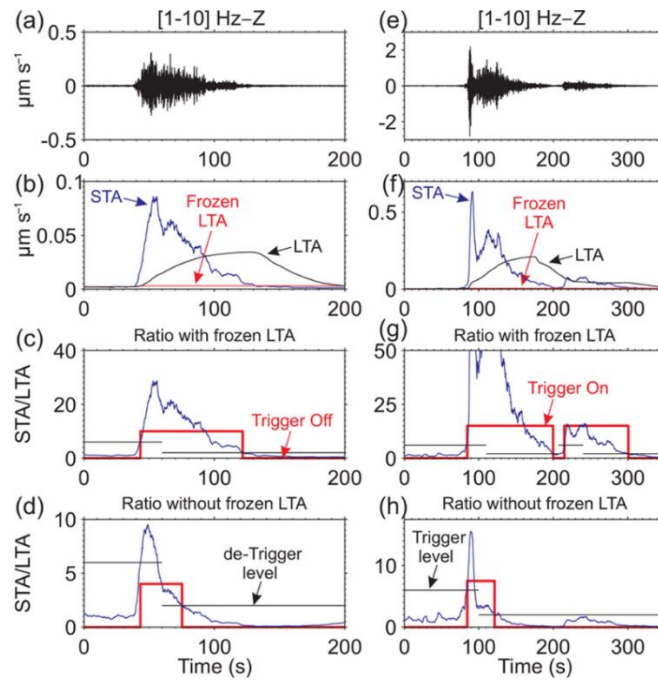


Figura 15.- Detección STA/LTA de un evento de tipo LP (izquierda) y un Lahar (derecha). (a, e) Registro con un filtro pasabanda [1–10] Hz; (b, f) Cálculo de STA, LTA y LTA congelado para ambos eventos; (c, g) detección con una relación STA/LTA con un LTA congelado; y (d, h) detección con una relación STA/LTA con un LTA actualizado continuamente. Las líneas negras horizontales representan el umbral de disparo (nivel superior) y fin de evento (nivel inferior). La función de cuadro rojo ilustra el estado de activación de la detección de encendido/apagado (alto/bajo) (Tomado de Burtin et al., 2016).

3.2. POTENCIA ESPECÍFICA INSTANTÁNEA

En varias ocasiones ocurre que la detección de eventos sismovolcánicos es bastante complicada debido a que la mayoría de estos eventos presentan una baja relación señal-ruido. Una manera de mejorar el potencial del algoritmo de detección STA/LTA para sismos de origen volcánico es optimizar la relación señal-ruido (SNR), en torno a las llegadas entre 6 y 20 decibeles (dB) para señales de origen artificial y hasta 30 dB para los sismos tectónicos (Alguacil y Vidal, 2012), lo que facilita la detección de las señales sísmicas y su temporización precisa. En la figura 16 se muestra una aplicación del algoritmo a dos señales de baja y muy baja energía registrados en dos estaciones del volcán Misti, Misti 5 (EMIS) y Misti 1 (MISA), respectivamente.

Supongamos una masa (m) rígida que es sometida a un movimiento del suelo debido al paso de las ondas sísmicas. La fuerza total que actúa sobre ella se representa de la siguiente manera:

$$\vec{F}(t) = m \cdot \vec{a}(t) \quad (6)$$

donde $\vec{a}(t)$ es la aceleración de su centro de masa y $\vec{F}(t)$ es la resultante de todas las fuerzas que actúan sobre ella. Llamando $\vec{r}$ y $\vec{v}(t)$ al vector de posición y la velocidad instantánea de su centro de masa (c.m.), la potencia instantánea de traslación desarrollada por las fuerzas sobre ella vendrá dada por la siguiente ecuación:

$$\vec{F}(t) \cdot \frac{d\vec{r}}{dt} = m \cdot \vec{a}(t) \cdot \vec{v}(t) \quad (7)$$

Si se considera la potencia por unidad de masa, que llamamos *potencia específica* p , será

$$p = \vec{a}(t) \cdot \vec{v}(t) \quad (8)$$

Esta función es escalar y se puede calcular para una o las tres componentes del sismograma. Su interés como auxiliar de detección viene dado por dos características:

- ✓ Resalta los paquetes de energía de las ondas.
- ✓ Resalta los movimientos con alta rectilinealidad (ondas P o S) frente a los elípticos (ondas superficiales que predominan en el ruido local).

En efecto, para un movimiento puramente circular uniforme, $\vec{a}(t)$ es la aceleración normal y la velocidad $\vec{v}(t)$ sería tangencial, por lo que el producto escalar $\vec{a} \cdot \vec{v}$ sería nulo. En cambio, en un movimiento rectilíneo la dirección de ambos es la misma y su producto escalar es máximo en valor absoluto.

El teorema de la energía cinética (e_c) menciona que el trabajo realizado por estas fuerzas es la energía cinética de traslación de la masa m , es decir:

$$e_c(t) = \int_p^t p(\tau) d\tau = \frac{v(t)^2}{2} \quad (9)$$

Por obvias razones, no podría ser negativa. Los registros obtenidos con un sismógrafo son proporcionales a la velocidad del suelo al menos en una cierta banda de frecuencias, por lo que el cálculo de p se reduce a derivar la velocidad para estimar la aceleración y realizar el producto escalar de ambos. En registros de aceleración el procedimiento sería integrar para calcular la velocidad y de nuevo el producto escalar.

La potencia específica instantánea se define a la potencia aplicada a la unidad de masa.

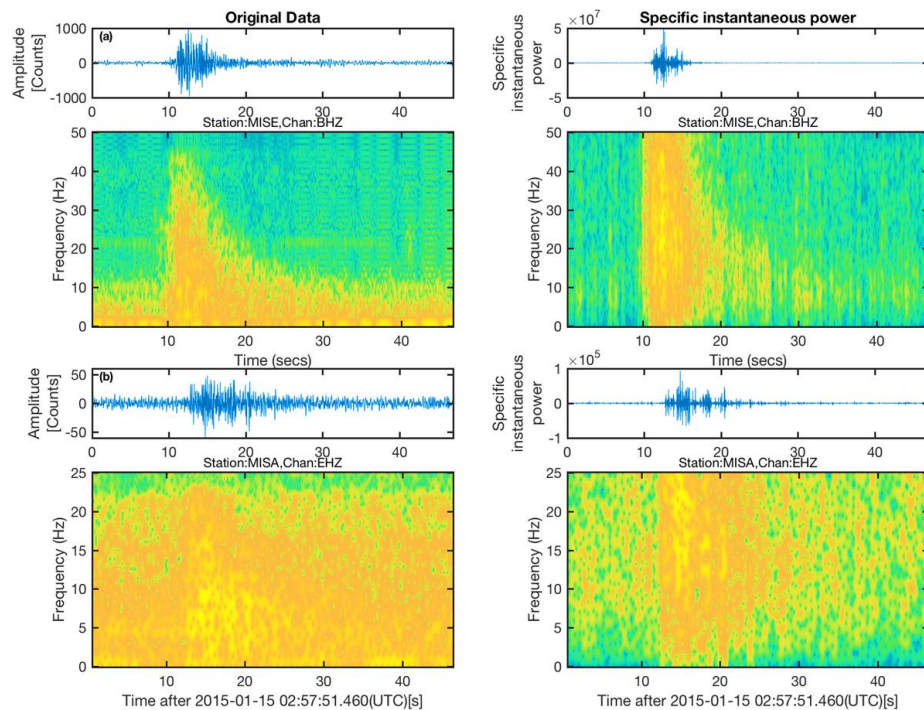


Figura 16.- Ejemplo de aplicación de la potencia instantánea a dos señales del volcán Misti, en las estaciones a) EMIS, con una SNR alta; y la b) MISA, con un valor de SNR baja. Para un evento volcano-tectónico ocurrido el día 15 de enero 2015, a las 02:58Hrs.

3.3. ÍNDICE DE FRECUENCIA (FI)

Está basado en una relación de energía espectral entre ventanas de baja y alta frecuencia de una señal. Debido a que esta medida abarca muchos órdenes de magnitud, se utiliza un logaritmo de base diez para reducir el resultado a un número más simple, generalmente entre -3 y 1. El logaritmo es intuitivamente atractivo debido a que las formas de onda con cantidades iguales de alta y baja (según lo definido en las ventanas de frecuencia) tienen un *FI* igual a 0. Un *FI* negativo significa que la forma de onda está dominada por energías de baja frecuencia, mientras que un *FI* positivo demuestra que la energía dominante en la señal se concentran bandas de alta frecuencia (Buurman & West, 2010).

Entonces, el índice de frecuencia se define como:

$$FI = \log_{10} \left(\frac{\text{mean}(A_{upper})}{\text{mean}(A_{lower})} \right)$$

Donde A_{upper} corresponde a amplitudes espectrales en una banda de alta frecuencias (>5 Hz) y A_{lower} son las amplitudes espectrales medidas en un rango inferior de frecuencias (< 5Hz). Para determinar rangos adecuados para A_{lower} y A_{upper} , Buurman y West (2010) recopilaron y analizaron un conjunto de formas de onda como calibración del método. Entonces, utilizando criterios estándar sobre clasificación de eventos sismovolcánicos se seleccionaron tres tipos de eventos sísmicos: de alta frecuencia, baja frecuencia e híbridos (una combinación de los dos anteriores). Los eventos de alta frecuencia contienen energías de hasta 30 Hz, mientras que la energía de los sismos de baja frecuencia se concentra entre 1 Hz y 4 Hz. Finalmente, los híbridos son una mezcla de ambas energías.

Los intervalos para A_{lower} y A_{upper} se definieron a través de frecuencias donde la diferencia entre los espectros de alta frecuencia, baja frecuencia e híbrido fueron más pronunciadas. Por lo tanto, A_{lower} se le atribuyó en un rango de 1-2 Hz, mientras que A_{upper} se estableció en un rango de 10-20 Hz (Figura 17). El *FI* proporciona una medida cuantitativa sobre el contenido frecuencial inherente a las formas de onda. Los grupos de sismos de frecuencia alta, baja e híbridos caen dentro de un límite óptimo, el cual no permite una superposición entre cada grupo en un rango general de valores de *FI* (entre -2.9 y 0.5).

Sobre los rangos anteriores se hizo una separación para los tres tipos de eventos sísmicos, por ejemplo: eventos con un $FI > -0.4$ corresponden a sismos de alta frecuencia; un FI entre -0.4 y -1.3 corresponde a sismos híbridos y un $FI < -1.3$ para los sismos de baja frecuencia (Figura 17).

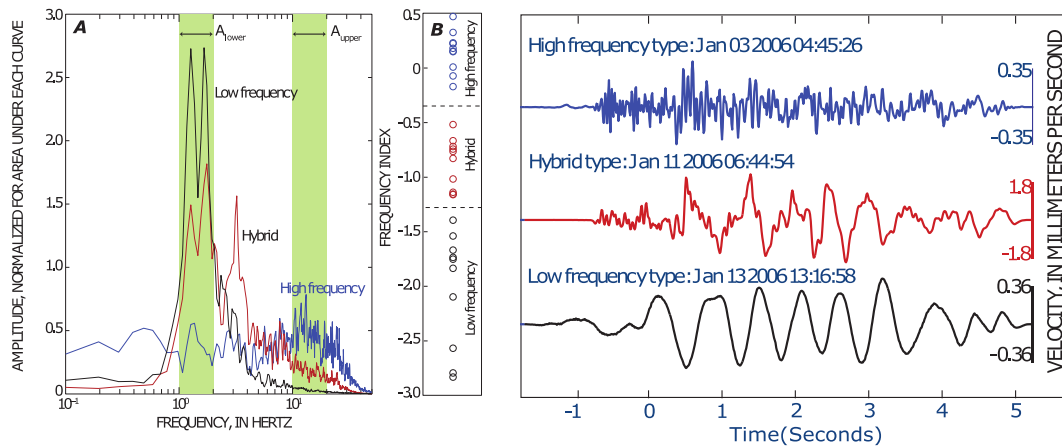


Figura 17.- Los espectros de frecuencia y los valores de FI para el "conjunto formas de onda de calibración" para la clasificación de sismos de alta frecuencia, baja frecuencia e híbridos (extraído de Buurman & West, 2010).

3.4. EXTRACCIÓN Y SELECCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

Una vez discretizadas o segmentadas cada una de las señales sísmicas expresadas como $s[i]_{i=1}^n$, donde n es el número de muestras para cada señal sísmica s_i ; se pueden extraer un número de características especiales que traten de caracterizar mejor los sismos y que cualquier algoritmo de clasificación pueda recuperar información suficiente para dividir en el espacio, regiones de decisión, asociadas a las diferentes clases de eventos.

Además, el número de características debe reducirse para limitar la complejidad del clasificador. Es por eso que se necesita un proceso de selección de características para definir un conjunto mínimo de características que maximicen el rendimiento en la clasificación para evitar posibles redundancias.

A continuación, se describen las características utilizadas.

- Relación señal ruido (SNR)

La SNR es la relación entre la potencia de la señal y la potencia del ruido de fondo, es decir, la proporción existente entre la potencia de la señal que se transmite y la potencia del ruido que la corrompe. Este margen es medido en decibelios; Baillard et al., (2014) lo define como:

$$SNR(k) \equiv 20 \times \log \left(\frac{E_{k \rightarrow k+N_a}}{E_{k-N_b \rightarrow k}} \right)$$

Para una pseudoenergía $E = X^2 + Y^2 + Z^2$, donde X, Y y Z representan a las tres componentes de la señal (E=este; N=norte; Z=vertical). El numerador representa la energía media de la señal desde su inicio (k) a un segmento de ventana ($k + N_a$), mientras que el denominador representa la energía media del ruido desde un segmento de ventana ($k - N_b$) anterior al inicio de la señal (k).

-Energía

La energía (E) es la suma de la amplitud de la señal en un determinado intervalo de tiempo (Tucker & Brown, 2005). En nuestro caso, la duración de la señal s_n .

$$E = \sum_{i=1}^n s[i]^2$$

-Entropía

Conocida también como entropía de Shannon, se encarga de obtener la incertidumbre de un proceso aleatorio, en este caso, de las señales sísmicas (Han et al., 2011). Dada la señal sísmica s , con $H = \{s_j\}$ y función masa de probabilidad (FMP) $p(s_j)$, se define como:

$$H_s = - \sum_j p(s_j) \log_2(p(s_j))$$

-Media

Es el descriptor más conocido y se calcula sumando todos sus valores y dividiendo por el tamaño de muestra (Tucker & Brown, 2005).

$$\mu_s = \frac{1}{n} \sum_i s(i)$$

-Desviación Estándar

Indica que tan dispersos se encuentran en promedio los datos con respecto a la media aritmética (Tucker & Brown, 2005).

$$\sigma_s = \sqrt{\frac{1}{(n-1)} \sum_i (s(i) - \mu_s)^2}$$

-Transformada de Fourier

La transformada de Fourier es posiblemente la herramienta de procesamiento de señales más ampliamente aplicada en la ingeniería y la ciencia; convierte una función muestreada en tiempo en una función muestreada en dominio de la frecuencia, en la cual una señal aperiódica puede ser representada por una integral ponderada de una serie de funciones coseno y seno. La transformada de Fourier de una señal $s(t)$ se puede expresar en una función periódica como una suma de exponenciales complejas periódicas.

$$S(f) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) e^{-i\omega t} dt \quad \text{y su inversa: } s(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} S(f) e^{i\omega t} df$$

Para calcular la Transformada de Fourier Discreta (DFT, del inglés *Discret Fourier Transform*) de una señal con N muestras, es necesario la multiplicación de una matriz $N \times N$ que contiene la raíz n -ésima de la unidad primitiva $e^{i2\pi/N}$ por la señal. Esto lleva a un total de N^2 de operaciones aritméticas; por tal motivo, el cálculo y el número de las muestras aumenta. A partir de esto es necesario un algoritmo más eficiente que se conoce como la transformada rápida de Fourier (FFT, del inglés *Fast Fourier Transform*), la cual divide la transformación con tamaño N en dos partes de tamaño $N/2$ en cada paso y reduce las operaciones aritméticas en $N \log(N)$. Lo que hace es romper de forma recursiva el número de muestras de datos de gran tamaño a muestras más pequeñas. La transformada de Fourier (derecha) de una señal sísmica (izquierda) se ilustra a continuación e indica el máximo pico de frecuencia en 8.105 Hz (Figura 18).

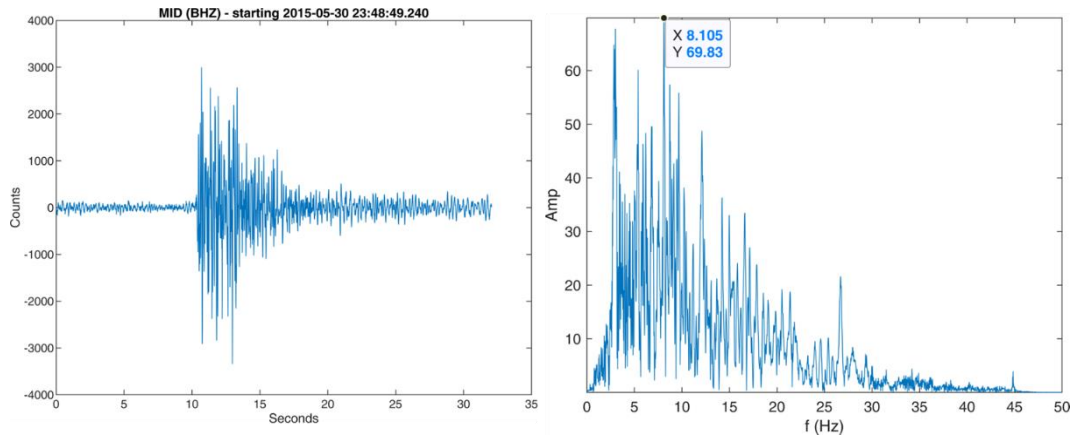


Figura 18.- Aplicación de la transformada de Fourier para la señal de un evento VT registrado por la estación Misti 4 (DMIS).

-Curtosis (K)

La Curtosis (K) de la señal en el dominio de la frecuencia es una medida de la distribución de la variabilidad espectral. Una mayor concentración de datos cerca de la media de distribución implica una mayor curtosis (Hibert et al., 2014); esta se calcula con la siguiente ecuación:

$$K = \frac{1}{n} \sum_i \left(\frac{s(i) - \mu_s}{\sigma_s} \right)^4$$

Se puede tener cualquiera de los tres grupos siguientes: leptocúrtica, que son más atípicas que la distribución normal y tienen un $K > 3$ y gran concentración; la mesocúrtica que es curtosis de la distribución normal con $K = 3$ y concentración normal y la platicúrtica que son menos atípicas con $K < 3$ y baja concentración (Fig. 19).

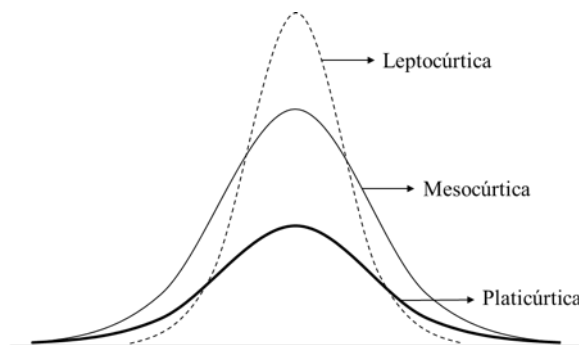


Figura 19.- Curvas de tipo de distribución de acuerdo a la Curtosis

-Asimetría

Asimetría de la señal en el dominio de la frecuencia es una medida de la asimetría respecto a la media espectral (Hibert et al., 2014).

Si los datos se extienden más a la izquierda de la media el sesgo es negativo; si se extienden más a la derecha es positivo. La asimetría de la distribución normal (o perfectamente simétrica) es cero y se calcula mediante:

$$A = \frac{1}{n} \sum_i \left(\frac{s(i) - \mu_s}{\sigma_s} \right)^3$$

3.5. ESQUEMA DE CLASIFICACIÓN: APRENDIZAJE AUTOMÁTICO

El aprendizaje automático (*machine learning*) es una rama de la inteligencia artificial que busca desarrollar técnicas que permitan que las computadoras aprendan, es decir, puedan predecir comportamientos a partir de una información *a priori*. Dicha información corresponde a un conjunto de características propias de un objeto que son los parámetros de entrada para el aprendizaje de una máquina. En este caso, se utiliza el aprendizaje automático para discriminar eventos sismovolcánicos. Esto se puede abordar a partir de diferentes esquemas de clasificación:

-Clasificación supervisada: aquí existe una relación directa entre la entrada y la salida del sistema; es decir, a partir de ejemplos o datos etiquetados anteriormente la máquina es capaz de etiquetar datos utilizando clases.

-Clasificación no supervisada: aquí solo se conocen los datos de entrada, pero no se tiene información *a priori* sobre las clases; en tal sentido, el sistema debe reconocer patrones y lograr etiquetar los datos.

Actualmente, la mayoría de los trabajos de clasificación automática de eventos sismovolcánicos utiliza algoritmos predictivos (aprendizaje supervisado). El algoritmo de aprendizaje automático utilizado para este proyecto emplea máquinas de soporte vectorial (SVM) debido a que se tiene un buen antecedente en el reconocimiento de patrones para la clasificación automática de eventos sísmicos del volcán Misti, utilizado por Centeno y Macedo (2016).

3.6. MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL (SVM)

Es uno de los métodos modernos más utilizados para establecer modelos de clasificación de señales sísmicas y es una herramienta muy útil en sistemas de aprendizaje automático (Curilem et al., 2014). En general, un modelo de clasificación automática requiere básicamente de tres componentes: 1) una tabla o matriz de aprendizaje, en la cual están las variables predictoras (características) y la variable a predecir (tipo de evento); 2) una tabla de decisión, en la cual el usuario va a validar la construcción del modelo. Esta tabla debe contener las variables predictoras y la variable a predecir en el mismo orden de la anterior; y 3) un modelo de clasificación generado a partir de la tabla de aprendizaje que, en este caso, sería una máquina de soporte vectorial. Este modelo estadístico se construye a partir la tabla de decisión; en esta se evalúa el modelo de clasificación diseñado, es decir, se compara el resultado del modelo con el valor verdadero de la variable a predecir (tipo de evento). Si ambos coinciden, el modelo es aceptable y se le aplica a nuevos individuos o eventos volcánicos futuros.

La idea principal del algoritmo de las máquinas de soporte vectorial (SVM) es encontrar un hiperplano que separe dos clases o grupos con el mayor margen de separación posible. El problema clasificación consiste en observar en qué lado del hiperplano queda el vector que represente a un nuevo individuo.

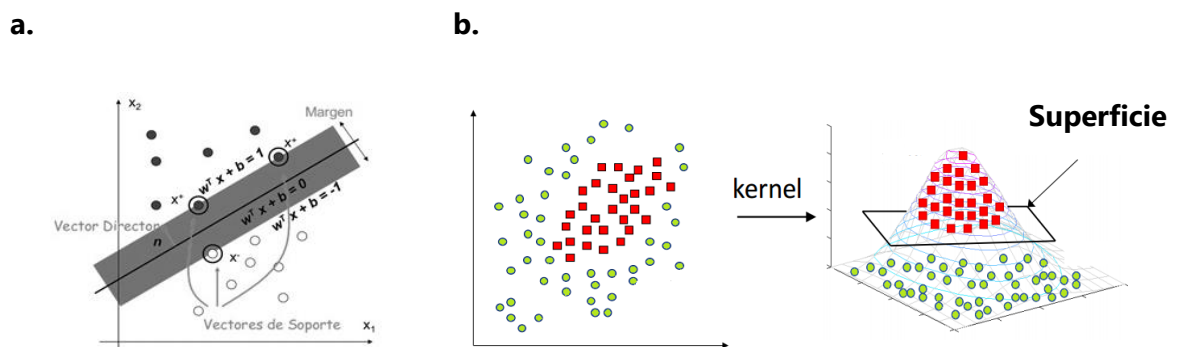


Figura 20.-a) Separación de un conjunto de datos binarios mediante una máquina de soporte vectorial (SVM) y b) Separación de datos en varias dimensiones utilizando un Kernel.

Entonces, el problema matemático será encontrar estas separaciones mediante una simple función lineal: $g(x) = w^T x + b$, donde $g(x)$ representa a la clase, x a las variables predictoras, w y b son las variables a calcular y que determinan el plano de separación (Figura 20a).

Mientras esta función lineal discriminante tenga un mayor margen de separación, se reducirá en gran medida la posibilidad de mezcla entre las clases.

En principio, este algoritmo solo funciona para dos clases, pero si se aplica iterativamente puede aplicarse a más de dos clases, por lo cual el algoritmo usado debe contemplar casos con conjuntos de datos no separados, clasificaciones mayores a dos categorías y más de dos variables.

La representación de varios casos por medio de funciones **kernel** otorga una solución a este inconveniente y aumenta la capacidad computacional de las máquinas que usan el aprendizaje lineal, otorgando más capacidad de entradas y, a su vez, entradas con mayor dimensionalidad. Cuando los datos no pueden ser mostrados en dos dimensiones se pueden extender a tres dimensiones para hacer más fácil la clasificación de las clases mediante un hiperplano (Figura 20b). Los **kernel** usados comúnmente son los siguientes: Polinomial homogéneo, Perceptrón y Función de base radial Gaussiana.

3.7. EVALUACIÓN DEL MODELO

Aquí se mide el nivel de rendimiento alcanzado por el algoritmo de clasificación. La base de datos se redistribuye tanto para entrenamiento como para prueba, lo que permite la capacidad de generalización del clasificador.

Una manera objetiva de evaluar los resultados sobre la predicción del modelo es a través de una **matriz de confusión**, la cual contiene información acerca de la comparación de las predicciones realizadas por el clasificador con respecto a la clase a la que estos realmente pertenecen.

Las entradas de esta matriz son valores obtenidos de la aplicación del clasificador al conjunto de prueba. Estos valores están definidos como verdaderos negativos (vn), falsos positivos (fp), falsos negativos (fn) y verdaderos positivos (vp). A continuación, se presentan algunas medidas de rendimiento calculadas a partir de las entradas de la matriz de confusión:

Exactitud o Tasa de Acierto (A): es la relación del número total de predicciones que son correctas respecto al total.

$$A(\%) = \frac{vp + vn}{vp + vn + fp + fn} \cdot 100 \quad (13)$$

Sensibilidad (R): es la proporción de casos positivos identificados correctamente.

$$R(\%) = \frac{vp}{vp + fn} \cdot 100 \quad (14)$$

Especificidad (S): es la proporción de casos negativos identificados correctamente.

$$S(\%) = \frac{vn}{vn + fp} \cdot 100 \quad (15)$$

Precisión o capacidad predictiva (P): indica la proporción de buena predicción para los positivos.

$$P(\%) = \frac{vp}{vp + fp} \cdot 100 \quad (16)$$

Otra de las métricas mencionadas en Lara-Cueva et al., (2016) es la Tasa de Error Balanceada (BER , *Balanced Error Rate*), el cual hace un promedio sobre la proporción de clasificaciones erróneas por cada clase. Se calcula a partir de la siguiente ecuación:

$$BER = 1 - \frac{R + S}{2.1} \quad (17)$$

Otra técnica utilizada para evaluar el modelo es la **validación cruzada**, la cual consiste en dividir el conjunto total de los datos en subconjuntos (k). En cada interacción, uno de los k subconjuntos (k) se utiliza como datos de prueba y la unión de los subconjuntos restantes ($k-1$) como entrenamiento (Figura 21). Para la evaluación, se calcula la media aritmética del error promedio en cada interacción. Lo más común es utilizar 5 o 10 iteraciones, aunque también dependerá del conjunto de datos que se tenga.

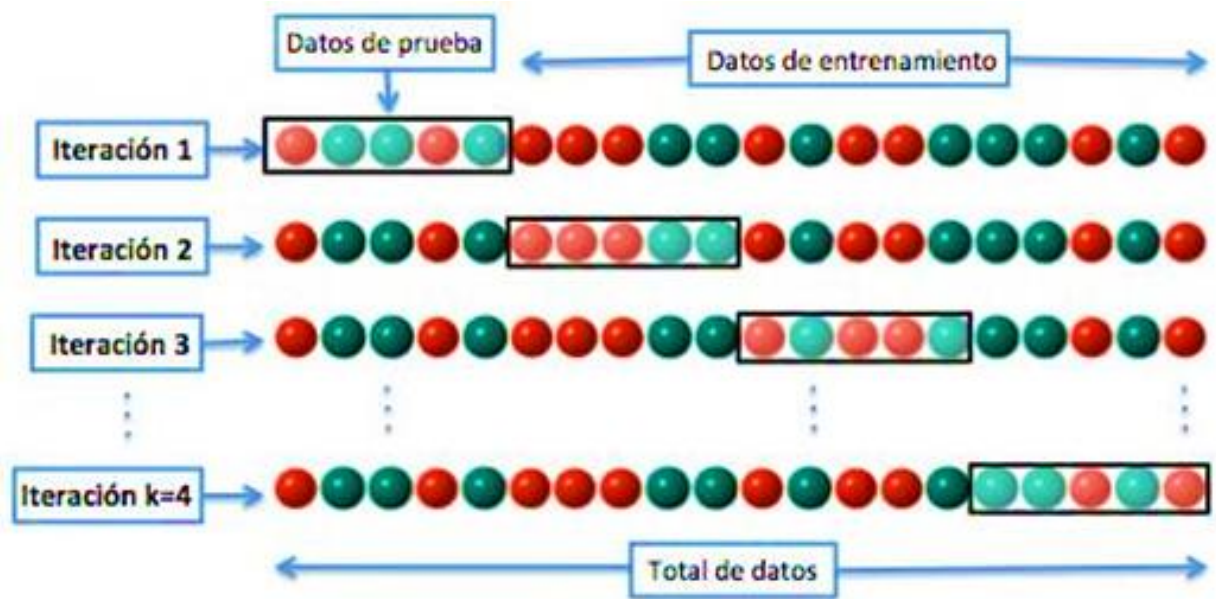


Figura 21.- Validación cruzada de k interacciones con $k = 4$.

CAPÍTULO IV: METODOLOGÍA

4.1. CONSTRUCCIÓN DE LA BASE DE DATOS

Para la base de datos se emplearon datos de 12 estaciones sísmicas referentes por cada uno de los volcanes vigilados por el CENVUL (Figura 2). En la tabla 1 se mencionan detalles sobre la instrumentación utilizada, por ejemplo: nombres, códigos, ubicación, tipo de sensores y demás información complementaria sobre los mismos. En la tabla 2 se resume el tipo y número de sismos seleccionados aleatoriamente por volcán para la construcción de la base de datos.

Tabla 1.- Estaciones sísmicas utilizadas.

n.º	NOMBRE	CÓDIGO	UBICACIÓN				SISMÓMETRO		PERIODO		FRECUENCIA
			Latitud	Longitud	Elevación	Distancia	MARCA	MODELO	inicio	final	DE MUESTREO (Hz)
			(°)	(°)	(m)	Cráter(m)					
1	CHACHANI	CHCH	-16.169	-71.494	4872	4550	NANOMETRIC	TRCP120	28/08/2018	19/10/2019	100
2	MISTI 4	DMIS	-16.292	-71.401	5400	990	GURALP	CMG-3ESP	16/01/2015	21/10/2015	100
3	SABANCAYA	SAB	-15.813	-71.848	5210	2900	GURALP	CMG-40T	16/01/2019	11/11/2019	50
4	UBINAS 1	UB1	-16.332	-70.917	4840	2570	GURALP	CMG-40T	27/02/2013	15/07/2019	50
5	TICSANI	TCN1	-16.753	-70.605	5132	940	NANOMETRIC	TRCP120	10/12/2015	31/12/2018	50
6	COROPUNA 1	COR1	-15.547	-72.695	5233	3640	NANOMETRIC	TRCP120	28/05/2018	14/12/2018	100
7	TUTUPACA 1	TUT1	-17.018	-70.356	5198	1970	NANOMETRIC	TRCP120	11/12/2018	21/09/2019	100
8	YUCAMANI 1	YCA1	-17.192	-70.185	4659	1730	NANOMETRIC	TRCP120	01/05/2019	01/11/2019	100
9	SARASARA 1	SRA1	-15.305	-73.362	3244	2430	NANOMETRIC	TRCP120	01/05/2019	21/11/2019	50
10	HUAYNAPUTINA 1	HNP1	-16.692	-70.876	2976	8930	NANOMETRIC	TRCP120	01/05/2019	21/11/2019	50
11	AUQUIHUATO 1	AUQ1	-15.129	-73.144	4579	1800	NANOMETRIC	TRCP120	01/05/2019	21/11/2019	50
12	CASIRI 1	CAS1	-17.500	-69.782	4794	7710	NANOMETRIC	TRCP120	01/05/2019	21/11/2019	100

Tabla 2.- Resumen de los principales tipos de eventos sismovolcánicos observados en los 12 volcanes.

n.º	VOLCÁN	Principales tipos de eventos sísmicos etiquetados por volcán en el CENVUL											
		VT	LP	HIB	TOR	TRE	TRA	VLP	EXP	LAH	VTD	ICQ	SUBTOTAL
1	SABANCAYA	273	671	102	71	191	28	--	413	--	220	--	1969
2	UBINAS	105	2064	1120	55	673	78	--	416	--	29	--	5489
		4											
3	MISTI	253	234	--	114	172	--	--	--	113	--	--	886
4	TICSANI	355	52	--	--	167	--	71	--	--	151	--	796
5	CHACHANI	85	--	--	--	--	--	--	--	--	--	--	85
6	COROPUNA	193	--	--	--	--	--	--	--	52	105	371	721
7	TUTUPACA	240	33	--	--	134	--	--	--	--	170	--	577
8	YUCAMANE	146	--	--	--	--	--	--	--	--	103	--	249
9	SARA SARA	100	--	--	--	--	--	--	--	--	79	--	179
10	HUAYNAPUTINA	72	--	--	--	--	--	--	--	--	49	--	121
11	CASIRI	49	--	--	--	--	--	--	--	--	123	--	172
12	AUQUIHUATO	110	--	--	--	--	--	--	--	--	89	--	199
TOTAL:													11443

VT=volcano-tectónico, LP=largo periodo, HIB=Híbrido, TOR=Tornillo, TRE=tremor, TRA=tremor armónico, VLP=muy baja frecuencia, EXP=explosión, LAH=Lahar, VTD=VT distal, ICQ=sismos de hielo.

Sobre el conjunto de datos utilizados se encuentran datos sísmicos en ventanas de 24 horas, en sus tres componentes y en formato **“MiniSEED”**. Asimismo, se utilizó información de catálogos sísmicos correspondientes a los 12 volcanes antes mencionados. Los catálogos contienen información como fecha, hora, tipo, duración y energía de cada evento sísmico etiquetados por especialistas del IGP. Esta información permitió ubicar el comienzo y el fin de cada evento sísmico para luego hacer una verificación de los mismos, lo que garantiza un correcto entrenamiento de los datos.

4.2. PREPROCESAMIENTO

Las señales fueron filtradas y normalizadas para su posterior uso. Para el filtrado de la señal sísmica se utiliza un filtro FIR (acrónimo en inglés *Finite Impulse Response* o Respuesta finita al impulso) de orden “n” con fase lineal. Asimismo, puede ser un filtro pasa-bajo, pasa-alto, pasa-banda y con bloqueo de bandas o multibanda.

En la figura 19 se muestra el filtro diseñado considerando un filtro (FIR) pasa-banda de 0.2 Hz a 15 Hz y de orden 128, debido a que las señales sísmicas típicas de los 12 volcanes antes mencionados se encuentran en esa banda de frecuencias.

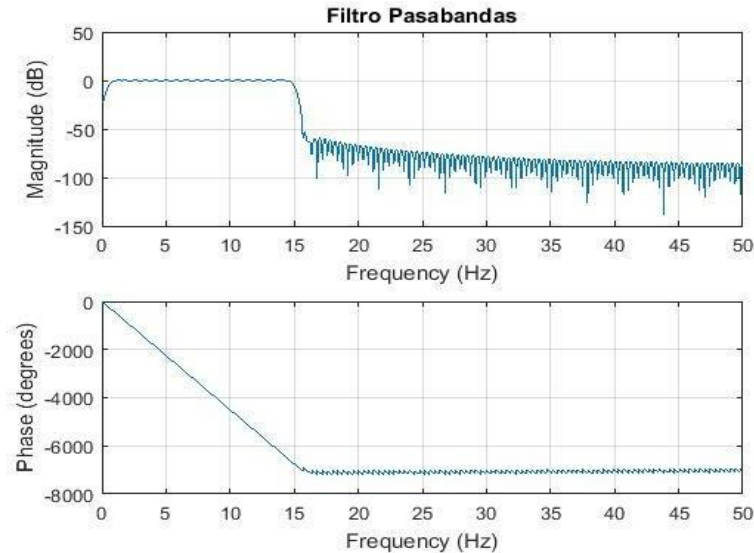


Figura 22.- Diseño de Filtro FIR pasa-banda de 0.2 Hz a 15 Hz y de orden 128.

Para la normalización se utiliza el centrado y escalado de la señal sísmica mediante la normalización de *z-score* (a media cero y varianza unitaria). Para ello, primero se elimina la media de la señal filtrada; posteriormente, a esta señal se le divide para el máximo valor absoluto de la amplitud de toda la señal.

4.3. SISTEMA DE DETECCIÓN DE EVENTOS SISMOVOLCÁNICOS

En este proceso se busca extraer de manera automática el inicio y fin de los eventos sísmicos clasificados por el IGP; además, se intenta conseguir los mismos resultados obtenidos con la técnica STA/LTA, descrita en la sección 3.1.

La implementación del algoritmo STA/LTA se inicia con un estudio de los parámetros adecuados para cada tipo de señal. En el caso de las señales sismovolcánicas, esto es más complicado todavía debido a que los eventos son poco energéticos y la mayoría tiene una relación señal-ruido baja. Una solución al problema fue emplear la potencia específica instantánea a las 12 estaciones de referencia utilizadas en este estudio. En la tabla 3 se muestra un diseño del algoritmo de detección con señales sísmicas con una mejor relación

señal-ruido. Cada valor fue obtenido mediante ensayos de prueba y error; los cuales se adecuaron muy bien a las características de la señal de cada volcán.

Tabla 3.- Parámetros del Algoritmo STA/LTA utilizados para las 12 estaciones sísmicas.

	Parámetros del Algoritmo STA/LTA											
	AUQ1	CASI	CHCH	COR1	HNP1	DMIS	SAB	SRA1	TCN1	TUT1	UB1	YCA1
STA	0.5	0.5	0.5	0.5	1	0.5	1	0.5	1	0.5	1	0.5
LTA	5	5	5	5	15	30	15	5	15	5	30	5
Umbral de Disparo	4	4	4	5	4	4	4	4	4	4	4	4
Umbral de fin de evento	1.5	1.5	1.5	1.2	1.5	1.6	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5	1.5
Duración Mínima	8	8	8	2	8	4	4	8	8	8	4	8

En las figuras 23 y 24 se observa un segmento de señal continua del volcán Ubinas, en una ventana de 20 minutos procesada y mejorada, respectivamente. En estas se etiquetaron 3 eventos por técnicos expertos del IGP; sobre estas, se hizo una comparación de la *performance* del algoritmo con la señal filtrada (1 Hz a 10 Hz) y la señal mejorada utilizando la potencia específica instantánea.

En el primer caso, se observa que detectó los mismos eventos identificados manualmente, con cierta coincidencia al inicio y mucha diferencia al momento de identificar el final del evento (Figura 23).

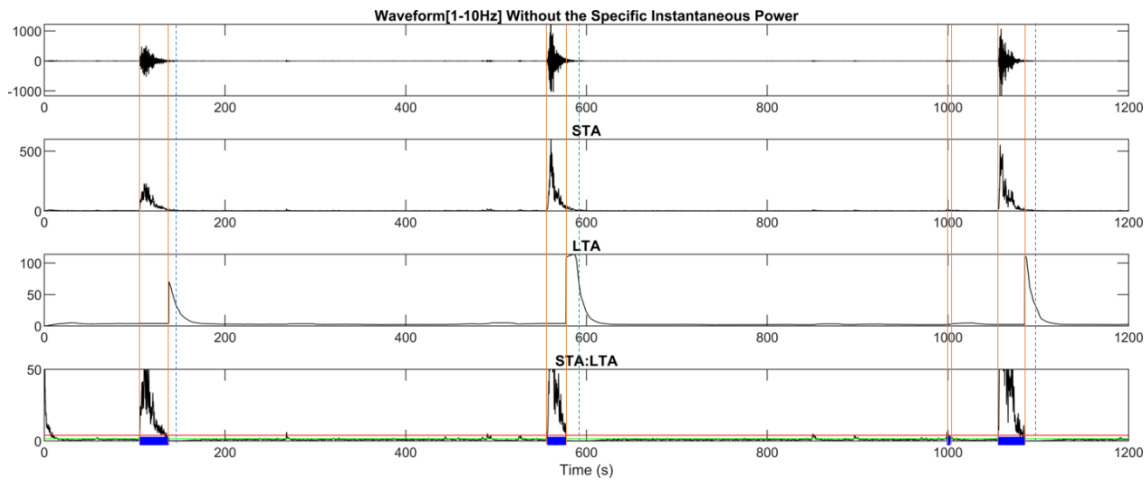


Figura 23.- Señal sísmica procesada (negro) con etiquetado STA/LTA (rojo) y coincidencias respecto a la identificación manual (línea punteada en azul).

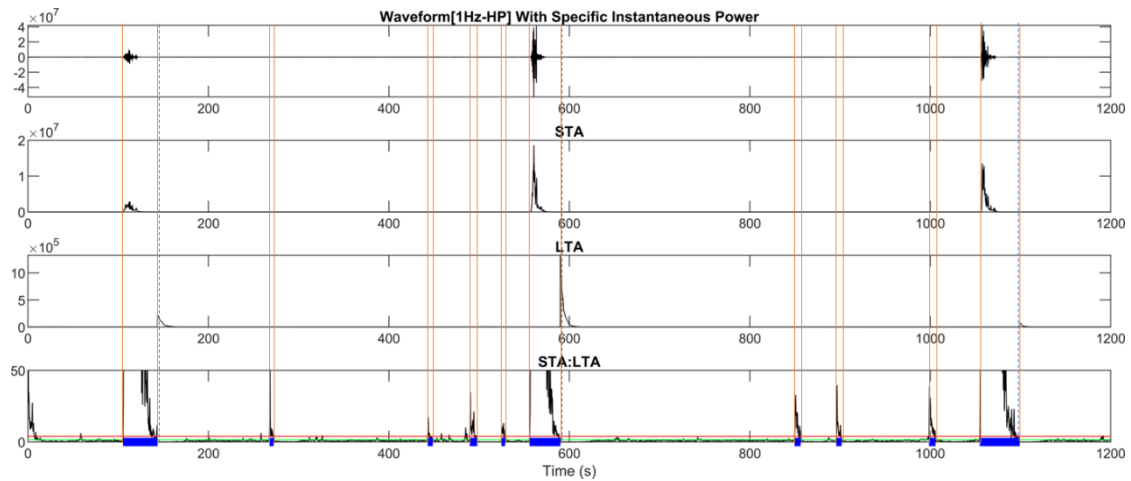


Figura 24.- Señal sísmica mejorada (negro) con etiquetado STA/LTA (rojo) y coincidencias respecto a la identificación manual (línea punteada en azul).

En el segundo caso, se detectan los 3 eventos y, adicionalmente, otros 7, pero de mucha menor energía y con un claro inicio. Por otro lado, se encontró muy buena similitud en el inicio y final con los eventos identificados de manera manual (Figura 24).

Entonces, mejorando la relación señal-ruido (SNR) de la señal y empleando un algoritmo de detección simple, como un STA/LTA, se pueden obtener detecciones automáticas (inicio y final de evento) muy similares a los obtenidos manualmente.

4.4. EXTRACCIÓN Y SELECCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

La Tabla 4 describe cada uno de los 26 elementos seleccionados: 8 de estos parámetros fueron extraídos de la representación en el dominio del tiempo y los 18 restantes se obtuvieron a partir del espectro de potencia, construido con ventanas de longitud variable que cubrían la duración completa del registro. Seguidamente, se construye una matriz entrenamiento; al final, se obtienen vectores de 26 características por evento.

Tabla 4.- Características extraídas en cada ventana para la clasificación.

Características en el Dominio del Tiempo		Descripción
c1	Duración	Longitud total del evento en segundos
c2	SNR	Relación Señal Ruido
c3	Energía	Suma de los cuadrados de la señal
c4	Decaimiento Coda	Pendiente de decaimiento de coda
c5	Entropía	Entropía de señal

c6	Media	Media de la señal
c7	Desviación Estándar	Desviación estándar de la señal
Características en el Dominio de la Frecuencia		Descripción
c8	Índice de Frecuencia (FI)	Relación espectral de picos espectrales en las bandas [0.3-3.5Hz] y [8-24Hz].
c9	Razón espectral HF/LF	Razón espectral de altas y bajas frecuencias en las bandas de [1-6Hz] y [6-11Hz].
c10	Frecuencia Máxima	Frecuencia máxima al 95% de la amplitud máxima del espectro de potencia.
c11	Frecuencia Mínima	Frecuencia mínima al 85% de la amplitud máxima del espectro de potencia.
c12	Índice de Picos Espectrales	Número de picos espectrales dominantes.
c13	Curtosis	Distribución de la variabilidad espectral
c14	Asimetría	Asimetría de la señal en el dominio de la frecuencia
c15-c20	PSD por segmentos de señal	Densidad Espectral de Potencia al 5%,10%,20%,35%,65% y 95% de la señal total.
c21-c26	Energía por bandas	Energía de un intervalo de frecuencia de (0.38-0.78Hz), (0.78-1.56Hz), (1.56-3.13Hz), (3.13-6.25Hz), (6.25-12.5Hz) y (12.5 – 24Hz)

4.5. CONSTRUCCIÓN DEL MODELO

Una vez generada la base de datos con las características antes definidas, se entrenó un modelo de Máquina de Soporte Vectorial (SVM) de tipo cúbico a través del software *Matlab* aprovechando la herramienta "*classification learner*". Para la evaluación del algoritmo de SVM, se le aplicó una validación cruzada con 10 iteraciones (k), con el fin de obtener la media en cada uno de los parámetros como exactitud, sensibilidad, especificidad, capacidad predictiva y la tasa de error balaceada (BER).

CAPÍTULO V: RESULTADOS Y ANÁLISIS

5.1. VALIDACIÓN DEL MODELO MISTI

Los resultados del entrenamiento de 886 sismos del volcán Misti muestran que los sismos de tipo Volcano-Tectónico (VT1) fueron clasificados correctamente en un 98 %. Por su parte, los eventos de tipo Largo Periodo (LP1) en un 96 %; los tremores (TRE), en un 97 %; los tremores armónicos (TRA), en un 96% y, los sismos de tipo Tornillo (TOR), en un 95 % (Figura 25).

En general, el modelo tiene una capacidad predictiva (P) y una tasa de acierto (A) del **95 %**.

La tasa de error balanceada (BER) está por debajo de 0.1, lo cual significa que existe una buena concordancia entre el resultado del modelo aplicado a la tabla de decisión construida con el valor manual.

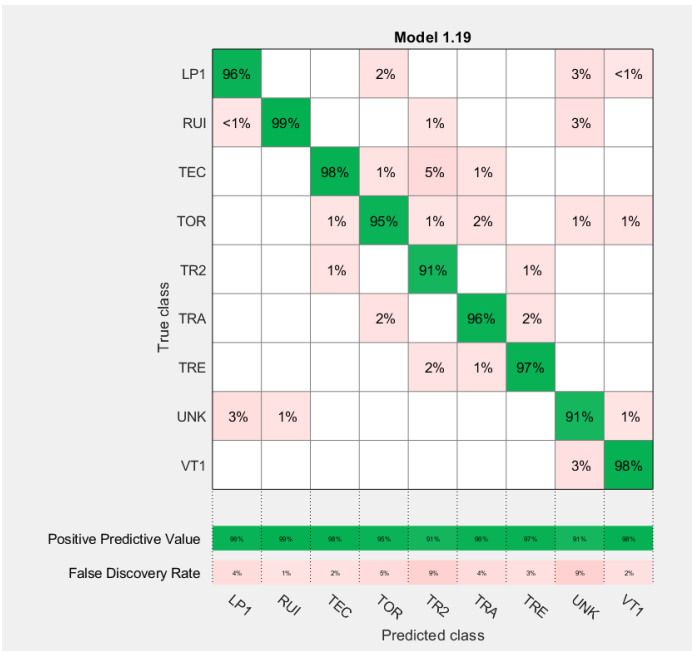


Figura 25.- Análisis del desempeño del modelo entrenado para el volcán Misti.

5.2. VALIDACIÓN DEL MODELO UBINAS

Con un total de 5489 sismos, el modelo final para el volcán Ubinas muestra que las explosiones (EXP) fueron correctamente etiquetadas en un 98 %; los sismos de tipo Volcano-Tectónico (VT1), en un 91 %; los tremores (TR1 y TR2), en un 95 % y 82 %, respectivamente.

Asimismo, los tremores armónicos (TRA) fueron correctamente etiquetados en un 94 %; los sismos de tipo Tornillo (TOR), en un 89 %; los eventos de tipo Largo Periodo (LP1), en un 87 % y, los sismos de tipo Híbrido (HIB), en un 79 % (Figura 26).

En general, el modelo tiene una capacidad predictiva (P) y una tasa de acierto (A) del **91 %**.

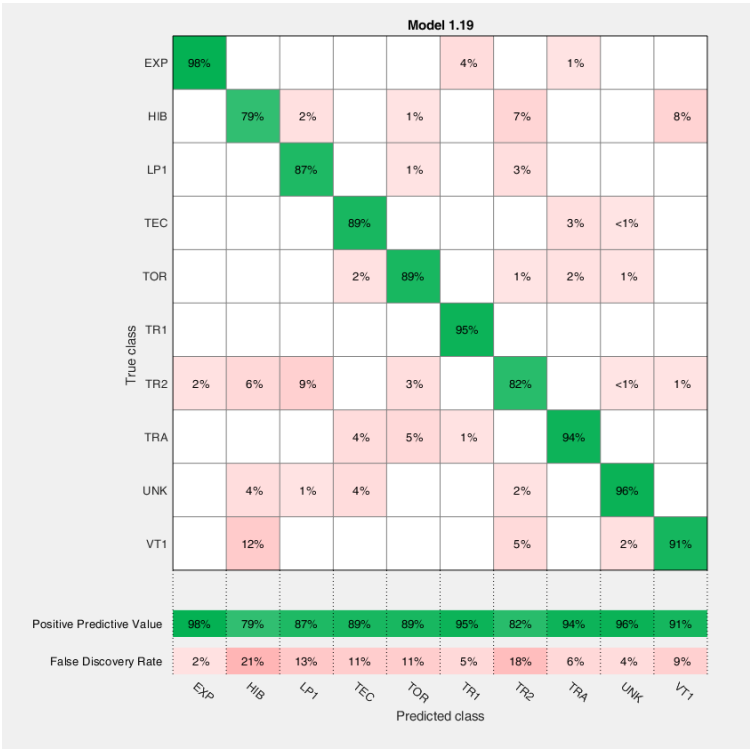


Figura 26.- Análisis del desempeño del modelo entrenado para el volcán Ubinas.

5.3. VALIDACIÓN DEL MODELO TICSANI

Del entrenamiento de 796 muestras representativas, el modelo utilizado en el volcán Ticsani muestra que el Tremor (TRE) fue etiquetado correctamente al 100 %; los eventos de tipo Largo Periodo (LP1), en un 98 %; los tremores armónicos (TRA), en un 94 %; los sismos de muy largo periodo (VLP), en 82 % y, los sismos de tipo Volcano-tectónico (VT1), en un 88 % (Figura 27).

En general, el modelo tuvo un éxito de predicción del **87%**.

Los eventos predominantes en el Ticsani son los VT1 y VT distales (VTD); en ambos casos, la tasa de éxito de predicción fue superior al 88 % y es aceptable para su aplicación al tratamiento de nuevas señales sísmicas del volcán Ticsani.

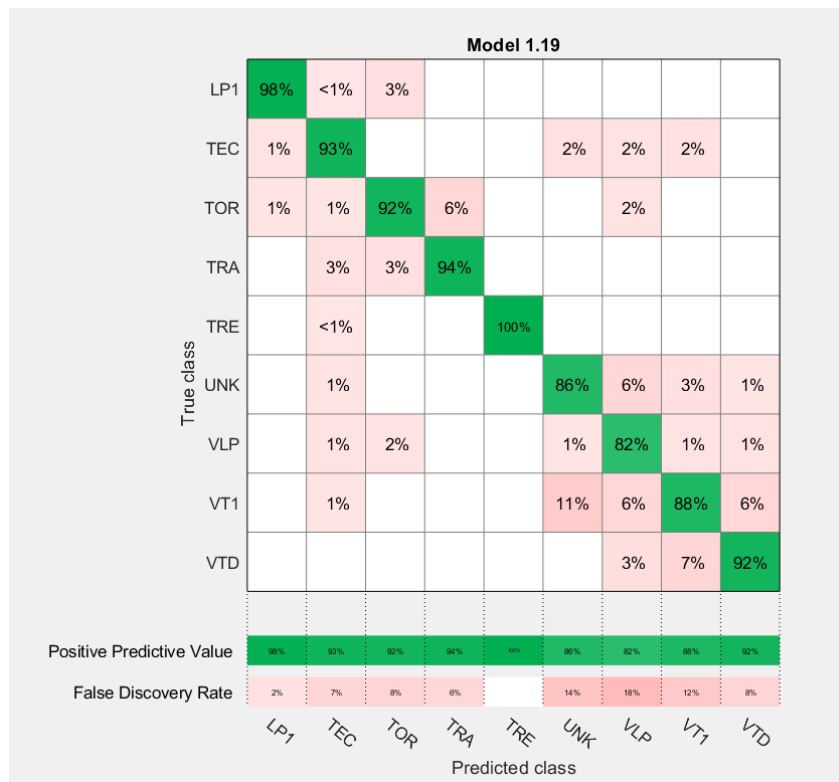


Figura 27.- Análisis del desempeño del modelo entrenado para el volcán Ticsani.

5.4. VALIDACIÓN DEL MODELO SABANCAYA

El modelo que mejor clasificó. Fueron 1969 las muestras representativas del volcán Sabancaya empleadas. Los resultados muestran que el Tremor Armónico (TRA) y Espasmódico (TRE) fueron correctamente etiquetados en más del 97 %; los sismos de tipo Volcano-Tectónico (VT1) y de Largo Periodo (LP1) tuvieron resultados similares cercanos al 90 %; los sismos de tipo Tornillo (TOR), en un 91 %; las explosiones (EXP), en un 86 % y, los sismos de tipo Híbrido (HIB), en un 83 % (Figura 28).

En general, el modelo tuvo un éxito de predicción del **91 %**.

La sismicidad predominante en este volcán corresponde a los eventos LP, VT e HIB. Con excepción de este último evento, la tasa de éxito es del 90 % y se acepta como modelo final para la predicción de eventos del volcán Sabancaya.

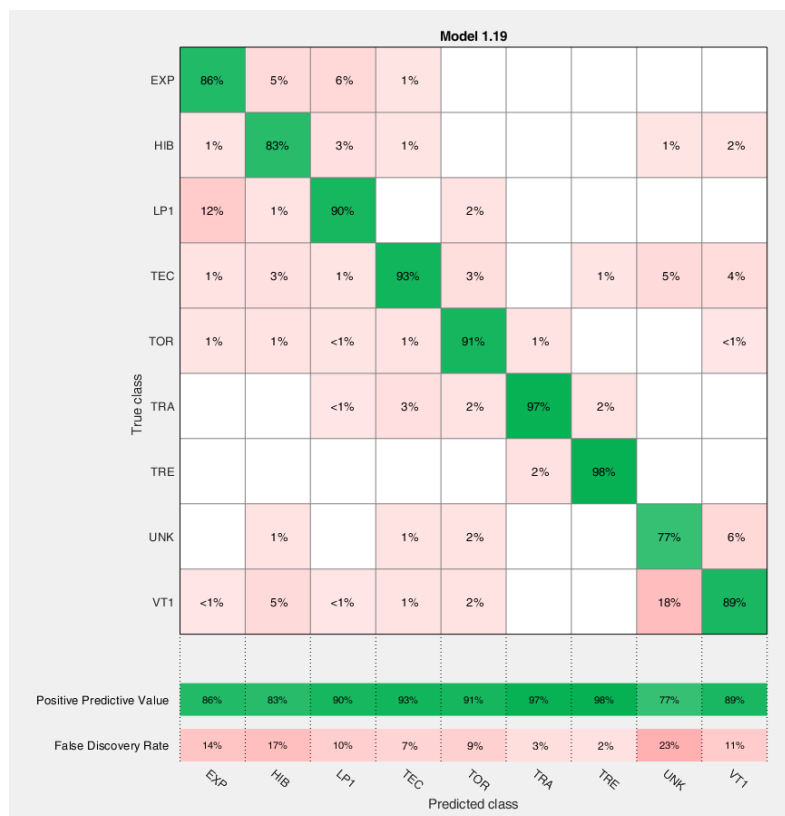


Figura 28.- Análisis del desempeño del modelo entrenado para el volcán Sabancaya.

5.5. VALIDACIÓN DEL MODELO CHACHANI

En el volcán Chachani, a diferencia de otros volcanes del sur del Perú, ocurren diariamente muy pocos sismos, por lo cual fueron pocas las muestras representativas (85 sismos) con las que se trató de construir este modelo. Los resultados, luego de validar el modelo, son los siguientes: para los eventos de tipo Volcano-Tectónico (VT1), el etiquetado tuvo un éxito de predicción del 96 %; en el caso de los eventos de tipo Volcano-Tectónico Distantes (VTD) se obtuvo un éxito del 99 % (Figura 29).

En general, el éxito de predicción del modelo es del **92 %** y, por el momento, es aceptable para la clasificación automática de sismos del volcán Chachani.

		Model 1			
True class	RUI	97%	1%	4%	2%
	TEC	1%	98%		1%
	UNK	1%		87%	10%
	VT1		1%	9%	87%
		RUI	TEC	UNK	VT1
		Predicted class			
Positive Predictive Value		97%	98%	87%	87%
False Discovery Rate		3%	2%	13%	13%

Figura 29.- Análisis del desempeño del modelo entrenado para el volcán Chachani.

5.6. VALIDACIÓN DEL MODELO COROPUNA

El Coropuna es otro de los volcanes que registra poca actividad sísmica, pero tiene una importante actividad sísmica superficial asociada a la actividad de su casquete glaciar. Se entrenó el modelo con 721 sismos representativos. Los resultados de su validación muestran lo siguiente: los eventos de tipo Volcano-Tectónico (VT1) fueron correctamente etiquetados hasta en un 91 %, mientras que los sismos de origen glaciar (IC2, ICQ e ICV) hasta en un 99 % (Figura 30).

En general, el éxito de predicción del modelo es del **91 %**. Estos resultados son muy buenos debido a la actividad de tipo Volcano-Tectónico predominante registrada en el volcán Coropuna.

Otro tipo de actividad sobresaliente corresponde a los eventos de tipo Volcano-Tectónico Distales (VTD); no obstante, su tasa de predicción es menor al 80 %, lo que se explica debido a su reducido número respecto a los demás.

Model 1.19							
True class	IC2	87%					9%
	ICQ		99%			1%	
	ICV		1%	81%		3%	2%
	RUI				100%	2%	
	TEC					98%	
	VT1	2%		17%			91%
	VTD	11%		2%		6%	78%
Positive Predictive Value		87%	99%	81%	100%	98%	91%
False Discovery Rate		13%	1%	19%		2%	9%
		IC2	ICQ	ICV	RUI	TEC	VT1
		Predicted class					

Figura 30.-Análisis del desempeño del modelo entrenado para el volcán Coropuna.

5.7. VALIDACIÓN DEL MODELO TUTUPACA

El modelo clasificó 577 muestras de señales sísmicas representativas del volcán Tutupaca. Los resultados muestran que los sismos de tipo Largo Periodo (LFP) fueron correctamente etiquetados al 100 %, mientras que el Tremor (TRE y TR2) lo fue en un 98%.

En general el modelo construido para el volcán Tutupaca es capaz de clasificar automáticamente los sismos hasta en un **87 %** (Figura 31).

La sismicidad predominante en este volcán está conformada por sismos de tipo Volcano-Tectónico (VT), Largo Periodo (LFP), Tremor (TRE y TR2) y Volcano-Tectónico Distales (VTD). En la mayoría de los casos, el éxito del modelo es capaz de clasificar los sismos antes mencionados en un 90 %, a diferencia de los volcano-tectónicos distales (VTD) que son clasificados por el modelo con menos del 80 %.

Model 1.19						
True class	LFP	100%				1%
	RUI		93%	2%	1%	2%
	TEC		3%	90%	1%	1%
	TR2			1%	98%	<1%
	TRE		3%	5%	87%	
	VT1			1%		81%
	VTD		1%	1%	1%	18%
Positive Predictive Value		100%	93%	90%	98%	87%
False Discovery Rate			7%	10%	2%	13%
			19%	23%		
		LFP	RUI	TEC	TR2	TRE
		Predicted class				

Figura 31.- Análisis del desempeño del modelo entrenado para el volcán Tutupaca.

5.8. VALIDACIÓN DEL MODELO YUCAMANE

El volcán Yucamane, con 249 sismos representativos, es otro de los volcanes que registra escasa actividad sísmica. El modelo construido para este volcán muestra lo siguiente: el Tremor (TRE) fue clasificado correctamente hasta en un 94 %, mientras que los eventos de tipo Volcano-Tectónico (VT) y Volcano-Tectónicos Distales (VTD) tuvieron una tasa de etiquetado menor al 80 % (Figura 32).

En general, este modelo es el que mejor resultado mostró con una tasa promedio de éxito de hasta un 86 %, una cifra aceptable para clasificar nuevos sismos del volcán Yucamane (Figura 32).

Este modelo se destaca por su buen desenvolvimiento al momento de discriminar, especialmente, la actividad sísmica ajena a la actividad del volcán como las explosiones de voladura de la mina Toquepala (TOQ).

Model 1.19						
True class	TEC	96%	5%			
	TOQ	3%	94%		1%	
	TRE	2%		98%		1%
	UNK		1%		91%	5%
	VT1				9%	76%
	VTD			2%	18%	78%
Positive Predictive Value		96%	94%	98%	91%	76%
False Discovery Rate		4%	6%	2%	9%	24%
		TEC	TOQ	TRE	UNK	VT1
		Predicted class				

Figura 32.- Análisis del desempeño del modelo entrenado para el volcán Yucamane.

5.9. VALIDACIÓN DEL MODELO SARA SARA

Para el caso del volcán Sara Sara se utilizaron un total de 171 muestras representativas. Es otro de los volcanes con escasa actividad sismovolcánica; no obstante, se construyó un modelo capaz de clasificar automáticamente los sismos del volcán, en general, hasta en un **90 %**. (Figura 33).

La sismicidad predominante está caracterizada por sismos de tipo Volcano-Tectónico (VT) y Volcano-Tectónicos Distantes (VTD). En la mayoría de los casos, el modelo es capaz de clasificar, en promedio, en un 92 %, lo suficiente bueno para clasificar los sismos de este volcán.

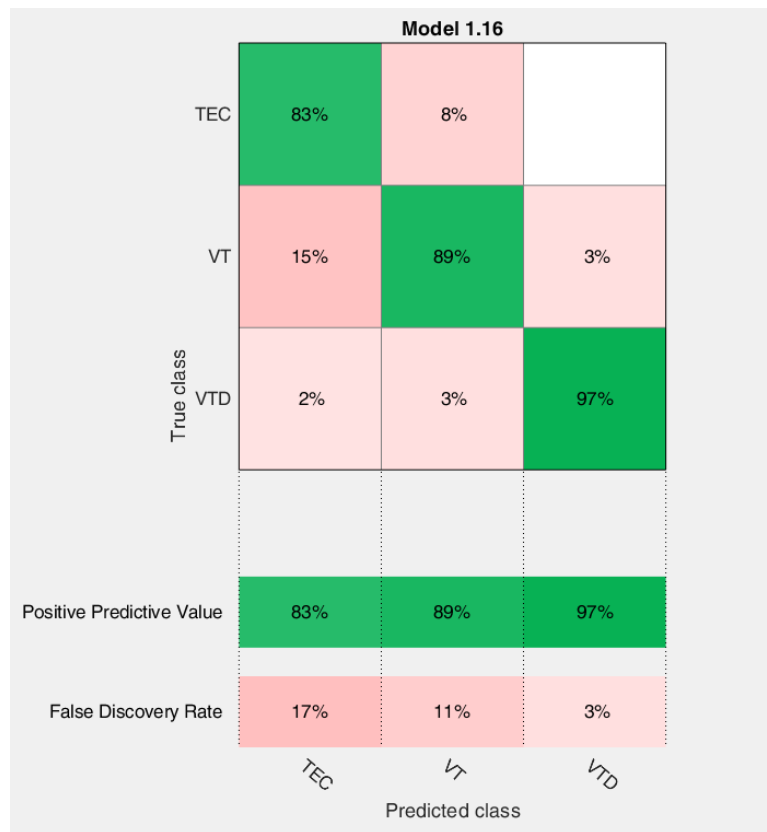


Figura 33.- Análisis del desempeño del modelo entrenado para el volcán Sara Sara.

5.10.VALIDACIÓN DEL MODELO HUAYNAPUTINA

El volcán Huaynaputina registra una reducida actividad sísmica, lo que puede deberse a la distancia algo alejada de las estaciones sísmicas al cráter del volcán.

Para el análisis y evaluación del modelo del volcán se entrenaron 121 sismos representativos, con los cuales se construyó un modelo capaz de clasificar automáticamente los sismos hasta un 89 % en general.

La sismicidad predominante está caracterizada por sismos de tipo Volcano-Tectónico (VT) y Volcano-Tectónicos Distales (VTD). En la mayoría de los casos, el modelo es capaz de clasificar dichos eventos en un 95 % (Figura 34).

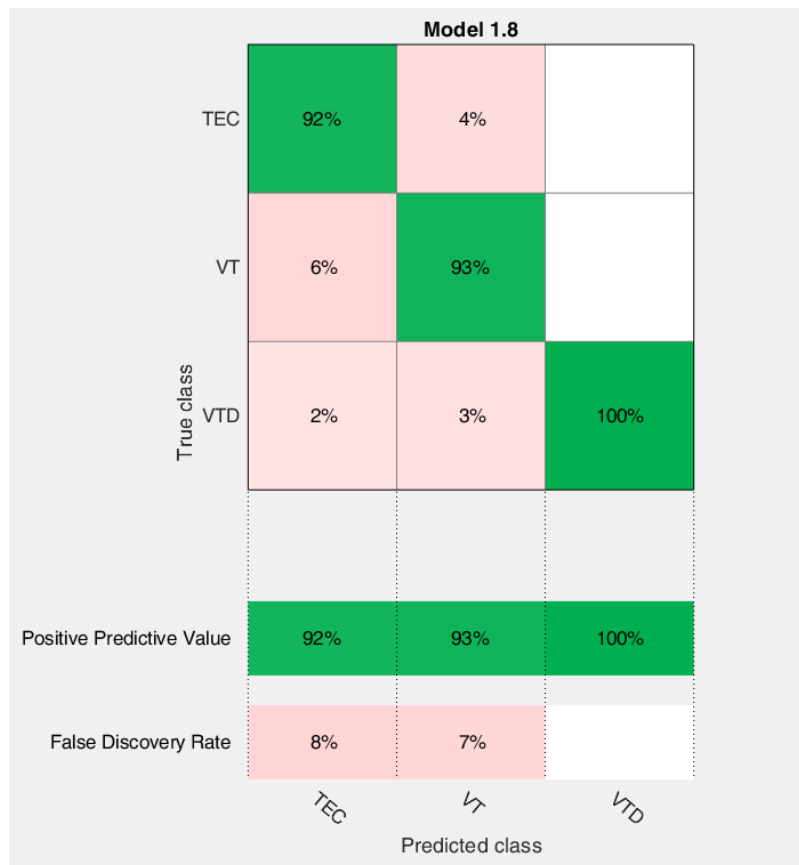


Figura 34.- Análisis del desempeño del modelo entrenado para el volcán Huaynaputina.

5.11.VALIDACIÓN DEL MODELO CASIRI

En el caso del volcán Casiri, se utilizaron 172 muestras representativas. Este es otro de los volcanes con esporádica actividad, cuya estación de monitoreo de referencia está un poco alejada del cráter (>7 km). No obstante, se construyó un modelo capaz de clasificar automáticamente los sismos de este volcán hasta un **90 %** en general (Figura 35).

La sismicidad predominante está caracterizada por sismos de tipo Volcano-Tectónico (VT) y Volcano-Tectónico Distales (VTD). En la mayoría de los casos, el modelo es capaz de clasificar dichos eventos, en promedio, en un 90 %, un valor aceptable para clasificar los sismos de este volcán.

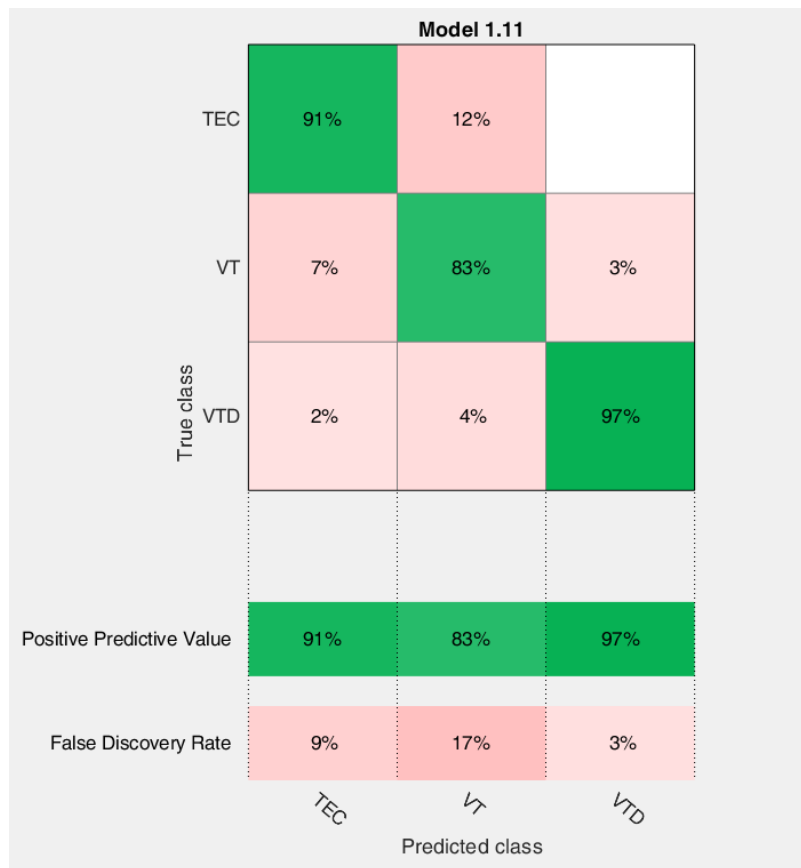


Figura 35.- Análisis del desempeño del modelo entrenado para el volcán Casiri.

5.12.VALIDACIÓN DEL MODELO CERRO AUQUIHUATO

El volcán Cerro Auquihuato tiene una sola estación registrando su actividad sísmica, la cual es mínima; en consecuencia, aún es incierto determinar si los pocos sismos detectados corresponden al volcán. Sin embargo, con 110 muestras representativas se construyó un modelo capaz de clasificar automáticamente los sismos con un 92 % de precisión (Figura 36).

La sismicidad predominante está caracterizada por sismos de tipo Volcano-Tectónico (VT) y Volcano-Tectónicos Distantes (VTD). En la mayoría de los casos, el modelo es capaz de clasificar los eventos, en promedio, en un 94 %, un valor aceptable para clasificar los sismos de este volcán.

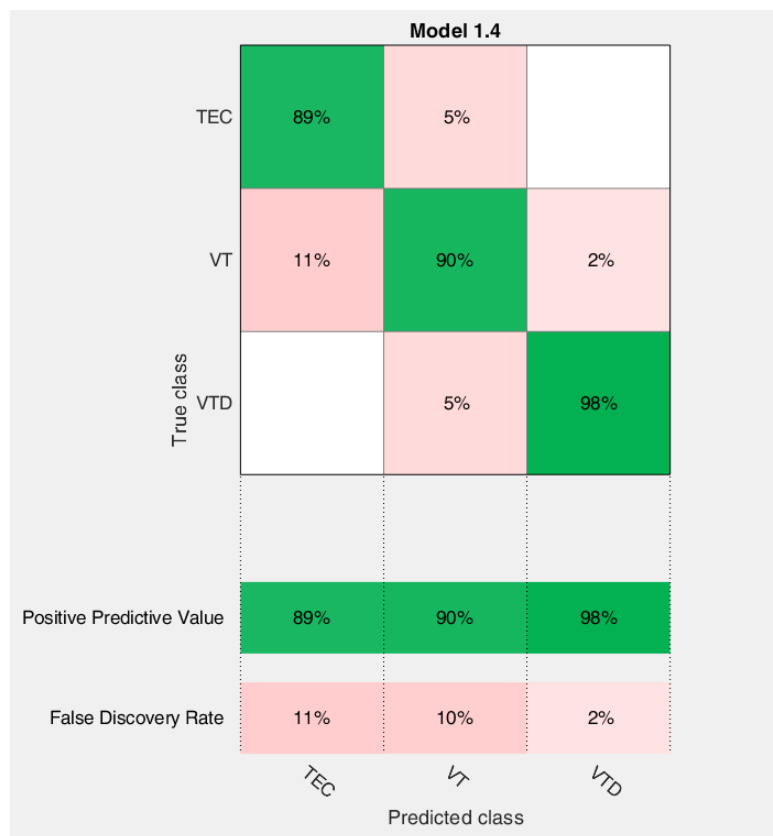


Figura 36.- Análisis del desempeño del modelo entrenado para el volcán Auquihuato.

En la tabla 5 se presentan las métricas de precisión para todos los modelos desarrollados por volcán.

Tabla 5.- Resultados experimentales del rendimiento de los modelos desarrollados en términos de tasa de acierto (A), error, Sensibilidad(R), Especificidad(S), Capacidad Predictiva(P) y la tasa de error balanceada (BER).

Volcán	Tasa de Acierto(A)	Error	Sensibilidad (R)	Especificidad (S)	Capacidad predictiva (P)	BER
Misti	95.4%	4.6%	94.4%	99.4%	94.8%	0.08
Ubinas	91.1%	8.9%	90.4%	99.0%	90.6%	0.10
Sabancaya	91.7%	8.3%	88.3%	98.9%	90.8%	0.11
Ticsani	87.7%	12.3%	87.4%	98.6%	86.9%	0.11
Coropuna	92.4%	7.6%	91.0%	98.8%	90.7%	0.10
Chachani	92.3%	7.7%	90.8%	97.5%	91.3%	0.10
Tutupaca	85.9%	14.1%	87.3%	97.5%	87.4%	0.12
Yucamane	84.2%	15.8%	85.2%	96.6%	86.8%	0.13
Sara Sara	89.8%	10.2%	91.2%	98.7%	90.2%	0.10
Huaynaputina	94.9%	5.1%	92.5%	94.6%	90.1%	0.11
Casiri	88.9%	11.1%	89.2%	97.5%	90.2%	0.11
Auquihuato	92.3%	7.7%	90.1%	95.2%	97.1%	0.12

5.13.APLICACIÓN DE LOS ALGORITMOS CON DATOS NUEVOS Y EN TIEMPO REAL

El diseño del sistema de clasificación automática para sismos volcánicos comprende dos tareas esenciales: detección y clasificación. Para ambos casos, se elaboraron *scripts* o programas que se ejecutan mediante línea de comandos en las plataformas de *Python* y *Matlab*.

En la plataforma *Python* se elaboraron dos programas principales: el primero denominado **"get_rt_data_vs_1.0.py"**, el cual permite obtener datos en tiempo real de los 12 volcanes activos y potencialmente activos monitoreados por el CENVUL. Estos datos son almacenados temporalmente en una carpeta local del sistema y, en paralelo, un programa de *Matlab* denominado **"autoclassvs01.m"** registra, comienza a detectar y clasificar automáticamente los sismos de origen volcánico de cualquiera de los 12 volcanes (Figura 37).

Para ejecutar este programa solo es necesario un archivo de configuración, el cual contiene básicamente información sobre los directorios de trabajo, los parámetros de detección del algoritmo STA/LTA, el nombre del modelo construido, la estación de referencia y los principales tipos de evento por volcán (Figura 38). Adicionalmente, se diseñó un *script* capaz de detectar sismos tectónicos y discriminarlos de la actividad volcánica denominado **"tectono_vs1.0.py"**. Este programa es capaz de filtrar los sismos tectónicos en el conteo final de eventos sismovolcánicos.

```

C:\WINDOWS\system32\cmd.exe - python rt_classification_cenvul.py
ReadMSEEDFast: Z:/Z_CENVUL/RT_rawdata/UB1/2019/12/20191220_0000.UB1.BHZ.mseed
ReadMSEEDFast: Z:/Z_CENVUL/RT_rawdata/UB1/2019/12/20191220_0000.UB1.BHN.mseed
ReadMSEEDFast: Z:/Z_CENVUL/RT_rawdata/UB1/2019/12/20191220_0000.UB1.BHE.mseed
Simultaneous start:Correct...!!!
Complete data: the next stage is the detection...!!!
Event 1: 20-Dec-2019 00:00:37 to 20-Dec-2019 00:00:46
Event 2: 20-Dec-2019 00:11:01 to 20-Dec-2019 00:11:11
Event 3: 20-Dec-2019 00:18:08 to 20-Dec-2019 00:18:16
Event 4: 20-Dec-2019 00:33:51 to 20-Dec-2019 00:33:56
Event 5: 20-Dec-2019 00:41:58 to 20-Dec-2019 00:42:03
Event 6: 20-Dec-2019 00:45:46 to 20-Dec-2019 00:46:05
Event 7: 20-Dec-2019 00:56:30 to 20-Dec-2019 00:56:34
Event 8: 20-Dec-2019 00:58:50 to 20-Dec-2019 01:01:08
Event 9: 20-Dec-2019 01:03:15 to 20-Dec-2019 01:04:21
Event 10: 20-Dec-2019 01:10:04 to 20-Dec-2019 01:10:09
Got 78 events
Total seismic detection: 78 events, for the UB1 station
En total los eventos identificados validos son: 78
classifying volcanic events by:[>>>>>>>>>] Done! [11 seconds]

ans =

11x2 table

      Tipo      N_eventos
-----
'HIB,Hibrido:'      4
'VT1,Volcano_Tectonico:'      4
'LP1,Largo_Periodo:'      2
'TEC,Tectonico:'      5
'TR1,Tremor_Espasmodico1:'      0
'TR2,Tremor_Espasmodico2:'      3
'RUI,Ruido:'      0
'TOR,Tornillo:'      0
'TRA,Tremor_Armonico:'      1
'VTD,VT_Distal:'      0
'EXP,Explosion:'      0

```

Figura 37.- Ejecución del programa “autoclassvs01.m” para la estación UB1 del volcán Ubinas.

En la figura 39 se hizo una comparación sobre el desempeño de los algoritmos de clasificación para los volcanes Sabancaya, Ubinas, Misti y Ticsani, tomando como referencia el análisis manual de los datos sísmicos diarios realizados por el CENVUL entre el 28 de octubre al 29 noviembre de 2019. Los resultados muestran que existe una similitud coherente entre los datos etiquetados manualmente por técnicos del IGP y los obtenidos automáticamente con los modelos obtenidos para los volcanes antes mencionados.

Actualmente, se tienen operativos los algoritmos en una de las computadoras del CENVUL generando listas y estadísticas, las cuales se pretenden sean de utilidad para mejorar el sistema actual de alerta temprana de erupciones volcánicas en el sur del Perú.

```
misti.ini - Notepad2
File Edit View Settings ?
[Directories]
MainDir = E:/CENVUL
CamDir = E:/CENVUL/WORK/Ubinas/MONITOR/VISUAL
PyDir = C:\Users\usuario\Miniconda2
;MainDir = /home/rcenteno/IGP-AQP/MIS
[wave_server]
; IP of Earthworm server o data directory where stay the data
;server = E:/CENVOL/RT_rawdata
server = 192.168.2.10
; Port to connect to Earthworm server
port = 16026
; Network
network = PE
[Detection_params]
; STA/LTA
s_ta = 0.5
l_ta = 30
; Umbrales de deteccion para sismos tectonicos
th_on = 4
th_of = 1.6
; Duracion minima del evento
min_dur = 4
; banda de frecuencia
frec_1 = 1
frec_2 = 10
[Models]
; Modelo a utilizar para la clasificacion automatica
model = model_mis.mat
[stations]
; MISA, CMIS, DMIS, EMIS, FMIS, GMIS, SAB, CAJ, HLCA, MRCA, PAT, CHVY, HYTR, MUYQ, SPDR, TCN1, TCN2, HSAL, UB1, U
ref_sta = DMIS
volcano = Misti
net_sta = DMIS, CMIS, EMIS, CHCH, QLK0, TOQ0
delay_a = 25
delay_b = 25
; , DMIS, SAB, TCN1
[Events]
types= LP1, RUI, TEC, TOR, TR2, TRA, TRE, UNK, VT1
; n_types = Largo Período, Ruido Tectónico, Tormento, Trépano 2, Trépano, Armonico, Trépano, Espasmodico
Ln 1: 67 Col 1 Sel 0 1.58 KB ANSI CR+LF INS Configuration Files
```

Figura 38.- Ejemplo de fichero de configuración como parámetro de entrada en el programa "autoclassvs01.m".

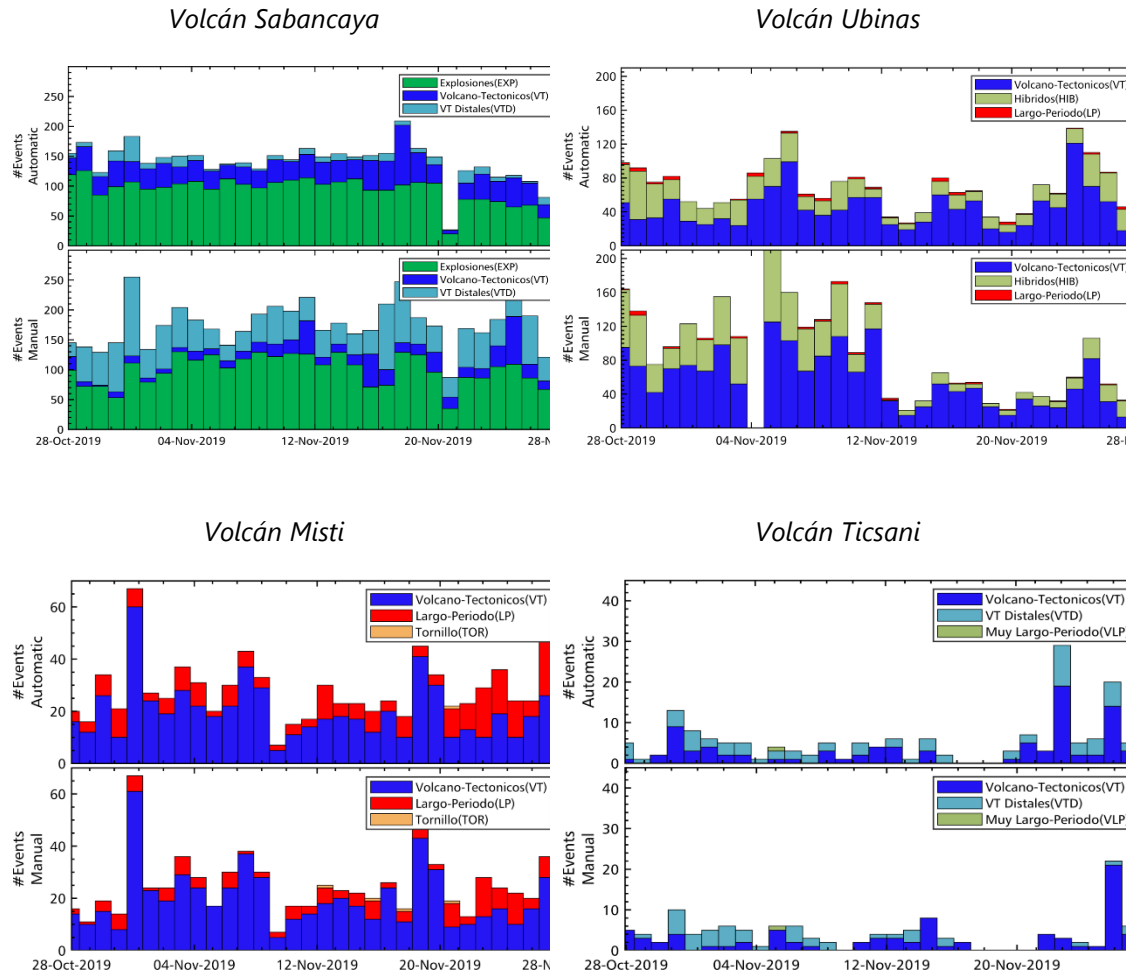


Figura 39.- Comparación gráfica entre la clasificación manual (parte inferior) y automática (parte superior) para los volcanes con un mayor registro histórico de señales sismovolcánicas: volcanes Sabancaya, Ubinas, Misti y Ticsani.

CONCLUSIONES

- Se construyó una base de datos de 11 443 sismos de origen volcánico asociados a los 12 volcanes actualmente monitoreados por el CENVUL: Ubinas, Sabancaya, Misti, Ticsani, Coropuna, Chachani, Tutupaca, Yucamane, Huaynaputina, Sara Sara, Casiri y Cerro Auquihuato.
- Se seleccionaron 26 características para la validación de los modelos propuestos; de estas, 8 fueron seleccionadas en el dominio del tiempo y 18 en el dominio de la frecuencia. Dichas características fueron las que mejor caracterizaron a los sismos y las que menos recursos computacionales utilizaron.
- Se desarrollaron con éxito 12 algoritmos asistidos por computadora utilizando máquinas de soporte vectorial (SVM). Los modelos propuestos identificaron automáticamente eventos de tipo Volcano-Tectónico (VT), Largo Periodo (LP), Tremor (TRE), Tremor Armónico (TRA), Tornillo (TOR), Híbrido (HIB), etc., con una tasa de éxito de predicción del 90 %, en promedio y mayor precisión en los volcanes Misti, Ubinas, Ticsani y Sabancaya.
- Se implementó una plataforma computacional a nivel de *hardware* y *software* orientada a la detección y clasificación automática de señales sismovolcánicas en tiempo real, con la puesta en funcionamiento de tres programas principales: "get_rt_data_vs_1.0.py", el cual permite la descarga de datos (en tiempo real) de los 12 volcanes monitoreados por el CENVUL; "tectono_vs1.0.py", el cual detecta sismos tectónicos y los discrimina de los sismos ligados a la actividad volcánica. Por último, "autoclassvs01.m", el cual hace la clasificación de sismos y genera una base de datos que pueden ser fácilmente visualizados por el usuario. Un análisis en tiempo real permitirá, sobre todo en época de crisis volcánicas, tomar decisiones rápidas y efectivas para informar de manera oportuna a las autoridades y poblaciones asentadas en zonas de influencia volcánica.

BIBLIOGRAFÍA

- Allen, R. V. (1978). Automatic earthquake recognition and timing from single traces, *Bulletin of the Seismological Society of America*. 68(5): 1521–1532.
- Alguacil, G., & Vidal, F. (2012). Medidas Instrumentales De La Intensidad Del Movimiento Del Suelo. Aplicación A Terremotos Europeos. En Homenaje A La Profesora María Dolores Romacho Romero, pp 15-32. Universidad De Almería.
- Apolloni, B., Bassis, S. & Morabito, F. (2009). Neural Nets WIRN09-Proceedings of the 19th Italian Workshop on Neural Nets (pp. 116 – 123). Vietri sul Mare, Salerno, Italy.
- Baillard, C., Crawford, W., Ballu, V., Hibert, C., & Mangeney, A. (2014). An Automatic Kurtosis-Based P - and S -Phase Picker Designed for Local Seismic Networks. *Bulletin of the Seismological Society of America*. 104.
- Benítez, M. C., Ramírez, J., Segura, J. C., Ibáñez, J. M., Almendros, J., García-Yeguas, A. & Cortés, G. (2007). Continuous HMM-based seismic-event classification at Deception Island, Antarctica, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 45(1): 138–146.
- Bromley, G. R., Thouret, J. C., Schimmelpfennig, I., Mariño, J., Valdivia, D., Rademaker, K., Lopez, S., Arnold, M., Aumaître, G., Bourlès, D. & Keddadouche, K. (2019). In situ cosmogenic ^3He and ^{36}Cl and radiocarbon dating of volcanic deposits refine the Pleistocene and Holocene eruption chronology of SW Peru. *Bulletin of Volcanology*, 81, 64.
- Bhatti, S. M., Khan, M. S., Wuth, J., Huenupan, F., Curilem, M., Franco, L., et al. (2016). Automatic detection of volcano-seismic events by modeling state and event duration in Hidden Markov Models. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*. 324, 134–143.
- Burtin, A., Hovius, N. & Turowski, J. (2016). Seismic monitoring of torrential and fluvial processes. *Earth Surface Dynamics*. 4. 10.5194/esurf-4-285-2016.
- Centeno, R. (2012). Análisis de la actividad sísmica del volcán Misti entre octubre 2005 a diciembre 2008 y su dinámica interna actual. Tesis para optar el título de Ingeniero Geofísico, Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa, p 123 – 126.

- Centeno, R. & Macedo, O. (2016). Identificación de patrones de reconocimiento para clasificación automática de eventos sísmicos del volcán Misti (Perú), XVIII Congreso Peruano de Geología, Lima-Perú. 2p.
- Chouet, B. (1981). Ground motion in the near field of a fluid-driven crack and its interpretation in the study of volcanic tremor. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*. 86. 5985-6016. 10.1029/JB086iB07p05985.
- Chouet, B. (1988). Resonance of a Fluid-Driven Crack: Radiation Properties and Implications for the Source of Long-Period Events and Harmonic Tremor. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*. 93. 4375-4400. 10.1029/JB093iB05p04375.
- Chouet, B. (1992). A seismic model for the source of long-period events and harmonic tremor. In: P. Gasparini, R. Scarpa and K. Aki (Editors), *Volcanic Seismology*. Springer-Verlag, Berlin, pp. 133-156.
- Chouet, B. A. (1996). Long-period volcano seismicity: Its source and use in eruption forecasting. *Nature*, 6572, 309 – 316. [https://doi.org/ 10.1038/380309a0](https://doi.org/10.1038/380309a0).
- Cortés, G., Arámbula, R., Gutiérrez, L., Benítez, C., Ibáñez, J., Lesage, P. & Garcia, L. (2009). Evaluating robustness of a HMM-based classification system of volcano-seismic events at Colima and Popocatepetl volcanoes. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2009 IEEE International, IGARSS 2009* (Vol. 2, pp. II-1012).
- Cruz, J. (2016). Actividad sísmica en la región del volcán Ticsani (Moquegua) para el periodo mayo-setiembre de 2014. Informe Interno. Instituto Geofísico del Perú, Arequipa, 33p.
- Curilem, M., Vergara, J., Fuentealba, G., Acuña, G. & Chacon, M. (2009). Classification of seismic signals at Villarrica volcano (Chile) using neural networks and genetic algorithms. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*. 180. 1-8. 10.1016/j.jvolgeores.2008.12.002.
- Curilem, M., Vergara, J., Martín, C., Fuentealba, G., Cardona, C., Huenupán, F., Chacon, M., Khan, M., Hussein, W. & Yoma, N. (2014). Pattern Recognition applied to Seismic Signals of the Llaima Volcano (Chile): An analysis of the events' features. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*. 282. 10.1016/j.jvolgeores.2014.06.004.
- De Silva S.L. & Francis-P.W (1991).-Volcanoes of the Central Andes. New York: Springer-Verlag, 1991, 216 p.

- Esposito, A., Giudicepietro, F., D'Auria, L., Scarpetta, S., Martini, M., Coltelli, M., & Marinaro, M. (2008). Unsupervised neural analysis of very-long-period events at Stromboli volcano using the self-organizing maps. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 98(5), 2449 – 2459.
- Gerbe, M.-C. & Thouret, J.-C. (2004). Role of magma mixing in the petrogenesis of tephra erupted during the 1990-98 activity of Nevado Sabancaya, southern Peru. *Bulletin of Volcanology*. 66, 541-561.
- Górski, Marek. (2014). Seismic Events in Glaciers, 22p. 10.1007/978-3-642-31851-1.
- Gutiérrez, L., Ibañez, J., Cortés, G., Ramírez, J., Benítez, C., Tenorio, V., & Isaac, Á. (2009). Volcano-seismic signal detection and classification processing using hidden Markov models. Application to San Cristóbal volcano, Nicaragua. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2009 IEEE International* (Vol. 4, pp. IV– 522).
- Hammer, C., Beyreuther, M. & Ohrnberger, M. (2012). A seismic-event spotting system for volcano fast-response systems. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 102(3), 948 – 960.
- Han, N. C., Muniandy, S. V. & Dayou, J. (2011). Acoustic classification of Australian anurans based on hybrid spectral-entropy approach. *Applied Acoustics*, 72(9), 639– 645.
- Hibert, C., Provost F., Malet, J.-P., Maggi, A., Stumpf, A. & Ferrazzini, V. (2017). Automatic identification of rockfalls and volcano-tectonic earthquakes at the Piton de la Fournaise volcano using a Random Forest algorithm. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*. 340. 10.1016/j.jvolgeores.2017.04.015.
- Ibáñez J. (1997). *Apuntes de Sismología Volcánica*. Curso Internacional de Vulcanología y Geofísica Volcánica, Lanzarote, 89 p.
- Ibáñez, J. & Carmona, E. (2000). *SISMICIDAD VOLCÁNICA*, 5p.
- Ibáñez, J. M., Benítez, C., Gutiérrez, L. A., Cortés, G., García-yeguas, A. & Alguacil, G. (2009). The classification of seismo-volcanic signals using Hidden Markov Models as applied to the Stromboli and Etna volcanoes. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 187(3-4), 218 – 226.
- Jara, L., Navarro, R., Thouret, J.C., Siebe, C. & Dávila, J. (2000). The AD 1600 eruption of Huaynaputina as described in early Spanish gazetteers. *Boletín de la Sociedad Geológica del Perú*, vol. 90, pp. 121–132.

- Langer, H., Falsaperla, S., Powell, T. & Thompson, G. (2006). Automatic classification and a-posteriori analysis of seismic event identification at Soufrière Hills volcano, Montserrat. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 153(1-2 SPEC. ISS.), 1 – 10. <https://doi.org/10.1016/j.jvolgeores.2005.08.012>.
- Lahr, J.C., Chouet, B., Stephens, C., Power, J.A., & Page, R.A. (1994). Earthquake classification, location, and error analysis in a volcanic environment: Implications for the magmatic system of the 1989-1990 eruptions at Redoubt volcano, Alaska. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*. 62. 137-151. 10.1016/0377-0273(94)90031-0.
- Lara-Cueva, R., Benitez, D., Carrera, E., Ruiz, M., Rojo-Álvarez, J. (2016). Automatic Recognition of Long Period Events From Volcano Tectonic Earthquakes at Cotopaxi Volcano. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 54. 1-11. 10.1109/TGRS.2016.2559440.
- Lara-Cueva, R., Paillacho, V., & Villalva, M. (2017). Towards an Automatic Detection System of Signals at Cotopaxi Volcano. *Dyna (Medellin, Colombia)*. 84. 176-184. 10.15446/dyna.v84n200.54573.
- Latter, J. (1979). Volcanological observations at Tongariro National Park, report n° 150 of Geophysics Division, Department of Scientific and Industrial Research Wellington, New Zealand, p 1-60.
- Lee, W., & Stewart, S. (1981). Principles and applications of microearthquake networks. *Advances in Geophysics, Supplement 2*, Academic Press, New York, USA, 293 pp.
- Machacca, R. (2012). Evaluación de Eventos Sísmicos de Largo Período (LP), como Precursores en las Explosiones del Volcán Ubinas, 2006-2009. Tesis profesional, Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa, 120 p.
- Maggi, A., Ferrazzini, V., Hibert, C., Beauducel, F., Boissier, P. & Amemoutou, A. (2017). Implementation of a multistation approach for automated event classification at Piton de la Fournaise Volcano. *Seismological Research Letters*, 88(3), 878 – 891. <https://doi.org/10.1785/0220160189>.
- Malfante, M., Mura, M. D., Mars, J., Metaxian, J.-P., Macedo, O. & Inza, A. (2018a). Machine learning for volcano-seismic signals: Challenges and perspectives. *IEEE*

Signal Process. Mag., vol. 35, no. 2, pp. 20–30, 2018. doi: 10.1109/MSP.2017.2779166.

- Malfante, M., Mura, M. D., Mars, J., Metaxian, J.-P., Macedo, O., and Inza, A. (2018b). Automatic Classification of Volcano Seismic Signatures. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*. 10.1029/2018JB015470.
- Malone, S.D. (1983). Volcanic earthquakes; examples from Mount St. Helens, in *Earthquakes—observations, theory and interpretation*: Bologna, Italy, Società Italiana di Fisica, pp. 436–455, Bologna, Italy, 1983.
- Manrique, N., Samaniego, P., Médard, E., Schiavi, F., Mariño, J. & Liorzou, C. (2020). Pre-eruptive magmatic processes associated with the historical (218 ± 14 aBP) explosive eruption of Tutupaca volcano (southern Peru). *Bulletin of Volcanology*, 82(1): 6-2. <https://doi.org/10.1007/s00445-019-1335-4>.
- Mariño, J. (2002). Estudio geológico vulcanológico y evaluación de peligros del volcán Ticsani (sur del Perú). Tesis, Universidad Nacional de Ingeniería, Lima. 160 p.
- Mariño, J. & Thouret, J.C. (2003). Geología, historia eruptiva y evaluación de peligros del volcán Ticsani (sur del Perú). *Boletín Sociedad Geológica del Perú*, (95): 7-31.
- Minakami, T. (1974). Seismology of volcanoes in Japan. In: L. Civetta, P. Gasparini, G. Luongo and A. Rapolla (Editors), *Physical Volcanology*, Elsevier Scientific Publishing Company. The Netherlands, pp. 1-27.
- Minakami, T. (1960). Fundamental research for predicting volcanic eruptions, Part I, *Bulletin of Earthquake Research Ins.*, 38, pp. 497-544.
- Newhall, C.G. & Self, S. (1982). The volcanic explosivity index (VEI): an estimate of explosive magnitude for historical volcanism. *Journal of Geophysical Research*, 87(C2).pp. 1231-1238.
- Ohrnberger, M. (2001). Continuous automatic classification of seismic signals of volcanic origin at Mt. Merapi, Java, Indonesia PhD thesis, Postdam University.
- Paquereau-Lebti, P., Thouret, J.-C., Wörner, G., & Fornari, M., (2006). Neogene and Quaternary ignimbrites in the area of Arequipa, southern Peru: stratigraphical and petrological correlations. *Journal of Volcanology and Geothermal Research* 154, 251–275.

- Rivera M., Thouret J.C. & Gourgau A. (1998). Ubinas, el volcán más activo del sur del Perú desde 1550: Geología y evaluación de las amenazas volcánicas. Boletín de la Sociedad Geológica del Perú, 88;53-71.
- Rivera M, Marino J., Thouret, J.-C. (2011). Geología y Evaluación de Peligros del volcán Ubinas. Boletín N°46 Serie C, Geodinámica e ingeniería geológica, INGEMMET, Lima, 83 p., anexos y mapas.
- Rivera, M., Samaniego, P., Liorzou, C., Guillou, H. & Vela, J. (2014). Geología y evolución del complejo volcánico Yucamane - Calientes (Tacna). Boletín de la Sociedad Geológica del Perú, 109: 16-19.
- Rivera M, Mariño J., Samaniego P., Delgado R., Manrique N. (2016). Geología y Evaluación de Peligros del complejo volcánico Ampato-Sabancaya. Boletín N°61 Serie C, Geodinámica e ingeniería geológica, INGEMMET, Lima, 122 p.
- Rivera M, Cueva K., Le Pennec J.L., Manrique N., Samaniego P., Valdez J. (2018). Geología y Evaluación de Peligros del volcán Sara Sara. Informe Técnico. Dirección de Geología Ambiental del INGEMMET, Lima, 128 p.
- Samaniego, P., Rivera, M., Mariño, J., Guillou, H., Liorzou, C., Zerathe, S., Delgado, R., Valderrama, P. (2016). The eruptive chronology of the Ampato-Sabancaya volcanic complex (southern Peru). Journal of Volcanology and Geothermal Research. Vol. 323, p. 110-128.
- Sick, B., Guggenmos, M., & Joswig, M. (2015). Chances and limits of single-station seismic event clustering by unsupervised pattern recognition. Geophysical Journal International. 201. 1801-1813. 10.1093/gji/ggv126.
- Siebert L, Simkin T, Kimberly P (2010) Volcanoes of the World (3rd edition). Berkeley: Univ Calif Press, 188 p.
- Thouret, J., C., Davila, J., Rivera, M., Gourgau A., Eissen, J.P., Pennec, J.L.L., & Juvigne, E. (1997). The largest explosive eruption (VEI 6) in historical times (1600 AD) in the Central Andes at Huaynaputina, Southern Peru. Earth Planet. Sci. 325, 931-938.
- Thouret, J.C., Finizola, A., Fornari, M., Legeley-Padovani, A., Suni, J. & Frechen, M. (2001). Geology of El Misti volcano near the city of Arequipa, Peru. Geological Society of America Bulletin, 113(12): 1593-1610.
- Thouret, J.C., Juvigné, E., Gourgau A., Boivin, P., & Dávila, J. (2002). Reconstruction of the AD 1600 Huaynaputina eruption based on the correlation of geologic

evidence with early Spanish chronicles. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*. 115. 529-570. 10.1016/S0377-0273(01)00323-7.

- Titos, M., Bueno, A., García, L., Benitez, C., & Ibáñez, J. (2018). Detection and Classification of Continuous Volcano-Seismic Signals With Recurrent Neural Networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. PP. 1-13. 10.1109/TGRS.2018.2870202.
- Torres, J. (2014). Evaluación de la actividad Sismovolcánica asociada a la intranquilidad del Volcán Sabancaya, período enero-julio 2013. Tesis profesional, Universidad Nacional de San Agustín de Arequipa, 139 p.
- Tucker, S., & Brown, G. J. (2005). Classification of transient sonar sounds using perceptually motivated features. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 30(3), 588–600.
- Wassermann, J. (2012). Volcano Seismology, IASPEI New manual of seismological observatory practice 2 (NMSOP-2).
- White, R. & McCausland, W. (2015). Volcano-Tectonic Earthquakes: a new tool for estimating intrusive volumes and forecasting eruptions. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*. 309.
- Wong, J., Han, L., Bancroft, J., & Stewart, R. (2009). Automatic time-picking of first arrivals on noisy microseismic data. *CSEG*, 0 0.2 0.4 0.6 0.8, 1(1.2), 1-4.
- Zobin, V. (2012). Introduction to Volcanic Seismology. pp. 13-34.