

# CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE SEÑALES SISMO-VOLCÁNICAS Y SU UTILIDAD EN EL PRONÓSTICO DE ERUPCIONES EN TIEMPO REAL

Machacca R. (1,2), Anais B.(2), Lesage P.(2), Macedo O.(3), Ramos D.(1), Ccallata B.(1), Ortega M.(1), Ancasi R.(1), Lazarte I.(1) y Taípe E.(1).

(1) Observatorio Vulcanológico del Ingemmet - OVI, Sede Regional INGEMMET-Arequipa, [rmachacca@ingemmet.gob.pe](mailto:rmachacca@ingemmet.gob.pe)

(2) ISTerre, CNRS, Université Savoie-Mont Blanc, IRD, Le Bourget du Lac, Francia.

(3) Instituto Geofísico del Perú, Urb. La Marina B-19, Cayma, Arequipa, Perú.

## 1.- INTRODUCCIÓN

La clasificación de señales sismo-volcánicas es de suma importancia en la labor de un observatorio de volcanes, permitiendo separar las señales que son asociadas a diferentes mecanismos de fuente. Entre los diferentes tipos de eventos que se presentan en un volcán en actividad eruptiva, los eventos tipo volcano-tectónico (VT), Largo Periodo (LP) y Tremor, son los más interesantes en términos de potencial predictivo, ya que están estrechamente relacionados con el movimiento de magma y pueden presentarse como patrones precursores antes de las erupciones.

La clasificación automática es muy útil en un observatorio, sobre todo en periodos de crisis eruptiva, cuando cientos de eventos pueden ser registrados en unas pocas horas. Este tipo de clasificación es útil porque: (1) evita una tarea tediosa y lenta de procesamiento por los observadores en la clasificación manual; (2) discrimina de manera objetiva los tipos de eventos, debido a que un único evento puede ser etiquetado de maneras diferentes por observadores diferentes; por lo tanto, el reconocimiento automático garantiza la homogeneidad de un catálogo sísmico; (3) permite clasificar los eventos de baja energía que no han sido clasificados manualmente por los observadores; (4) las pruebas estadísticas realizadas para evaluar la eficiencia de la herramienta de clasificación automática, dan un acceso directo a la incertidumbre de los catálogos generados.

## 2.- ADQUISICION DE DATOS

El Observatorio Vulcanológico del INGEMMET (OVI), viene monitoreando de manera continua (y en tiempo real?) los volcanes Ubinas, Sabancaya, Ticsani y Misti, mediante estaciones sísmicas telemétricas, las cuales transmiten información hacia el centro de procesamiento de datos sísmicos ubicado en la ciudad de Arequipa. Estas redes están equipadas con sismómetros Guralp-6TD (30s) de tres componentes. Los datos son adquiridos y grabados a 100 muestras/s por canal.



**Figura 1.** Mapa de ubicación de los volcanes Sabancaya, Misti y Ubinas monitoreados en tiempo real por el OVI (triángulos de color rojo). Estos volcanes pertenecen a la Zona Volcánica Central (CVZ) de los Andes. Los triángulos de color gris-claro representan los principales edificios volcánicos activos.

### 3.- CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE SEÑALES SÍSMICAS

La clasificación automática de las señales sismo-volcánicas registradas en los volcanes Ubina, Sabancaya y Misti, están basadas en los modelos ocultos de Markov (HMMs – Hidden Markov Models). Este sistema descompone la señal de entrada ( $w_i$ ) en una secuencia de vectores característicos ( $O = o_1, o_2, o_3, o_4 \dots \dots, o_t$ ) que describen de la mejor manera posible el contenido espectral de las señales, obteniendo así los parámetros desconocidos (u ocultos, de ahí el nombre) de dicha secuencia de vectores (Boue et al., 2015; Cortez et al., 2014 y Ibañez et al., 2009). La solución de reconocimiento está dada por la probabilidad condicional de un sismo ( $w_i$ ), dada una secuencia de observaciones ‘ $O$ ’,  $P(w_i|O)$ , siendo  $w_i$  el  $i$ -ésimo sismo comparado. Es decir cuando se maximiza  $P(w_i|O)$ .

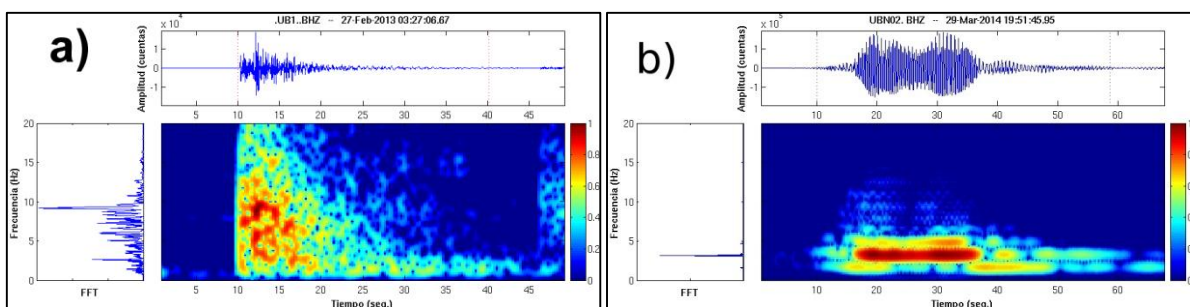
$$\max_i\{P(w_i|O)\} \quad (1)$$

Esta probabilidad no se calcula directamente. Pero si usamos el teorema de Bayes, la  $P(w_i|O)$  la podemos expresar como:

$$P(w_i|O) = \frac{P(O|w_i)P(w_i)}{P(O)} \quad (2)$$

Donde  $P(O|w_i)$  es la probabilidad condicional de una secuencia de vectores característicos  $O$ , dado un evento sísmico  $w_i$ .  $P(w_i)$ , es la probabilidad de ocurrencia de algún sismo, las cuales se asume para cada tipo de evento (LP, VT, TRE, etc.).  $P(O)$ , es la probabilidad de una secuencia de vectores característicos. Por tanto, la clasificación de un sismo dada una observación solo dependerá de la máxima probabilidad condicional  $P(O|w_i)$ .

El Sistema de Reconocimiento de Señales sismo-volcánicas, se basa en una fase de entrenamiento para obtener los vectores característicos ‘ $O$ ’, de modo que, la construcción de una buena base de datos manual es de vital importancia para tener éxito con el reconocimiento automático de eventos sismo-volcánicos. Esta tarea se ha llevado a cabo con mucho cuidado, de la manera más rigurosa y homogénea posible; además, se ha tenido en cuenta la gran variabilidad de cada clase de eventos, por lo que se han segmentado y etiquetado más de 100 eventos por clase. Para el caso del volcán Ubina por ejemplo, se han catalogado 10 clases de eventos sismo-volcánicos. La figura 2, muestra las diferencias en el contenido espectral entre un sismo tipo VT ( $> 5\text{Hz}$ ) y un sismo tipo LP ( $< 5\text{Hz}$ ), tomados en cuenta para el entrenamiento del sistema.



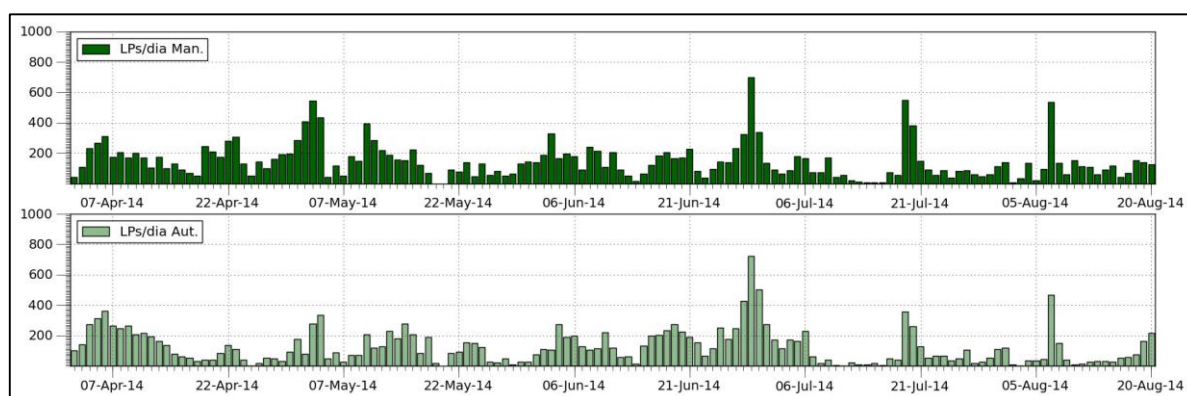
**Figura 2.** Características sísmicas (forma de onda, espectro y espectrograma) de los sismos catalogados para el volcán Ubina estación UBN02. **a)** Evento sísmico tipo VT, **b)** evento sísmico tipo LP. El color de codificación dado, representa la densidad espectral de la amplitud normalizada de la onda sísmica

Durante la fase de entrenamiento se han obtenido las matrices de confusión. La Tabla 1, muestra un ejemplo de los numerosos ensayos realizados con la base de datos manual del volcán Ubina. La tasa de éxito %c está comprendido entre 90% y 100% para todas las clases, a excepción de la clase de sismos de Largo Periodo (LP1), donde se obtuvo el 74% de éxito. Para estas clases se han producido confusiones con los sismos tipo HYB ya que ambas señales son muy similares, sin embargo la tasa de éxito de las otras clases es excelente; por ejemplo, las Explosiones (EXP) tiene una tasa de éxito del 100%.

Confusion Matrix													
	EXP	HYB	LP1	SIL	TEC	TRA	TRE	VT1	VTB	Del	[ %c ]	%Corr	%Acc
EXP	46	0	0	0	0	0	0	0	0	0	[ 100.0 ]	100.00	91.30
HYB	2	165	10	0	0	0	0	0	0	2	[ 93.2 ]	92.18	87.71
LP1	1	23	116	1	6	3	5	1	0	9	[ 74.4 ]	70.30	62.42
SIL	1	5	1	70	1	0	0	0	0	28	[ 89.7 ]	66.04	55.66
TEC	2	0	1	0	94	1	0	1	1	5	[ 94.0 ]	89.52	80.00
TRA	0	0	0	1	2	92	2	0	0	6	[ 94.8 ]	89.32	51.46
TRE	0	0	3	0	2	0	95	0	0	5	[ 95.0 ]	90.48	64.76
VT1	0	0	0	0	1	0	0	44	2	5	[ 93.6 ]	84.62	82.69
VTB	0	1	1	0	0	0	0	0	57	2	[ 96.6 ]	93.44	90.16
Ins	4	8	13	11	10	39	27	1	2	.....	.....	.....	.....
.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	class_	mean	86.21 74.02

**Tabla 1.** Duración por cada tipo de eventos en la base de datos Manual (Caso volcán Ubinas): explosiones (EXP), híbridos (HYB), eventos de largo período (LP1), ruido de fondo (SIL), los terremotos tectónicos (TEC), Tornillo (TOR), tremor harmónico (TRA), tremor espasmódico (TRE), eventos vulcano-tectónico (VT1), vulcano-tectónico superficial (VTB).

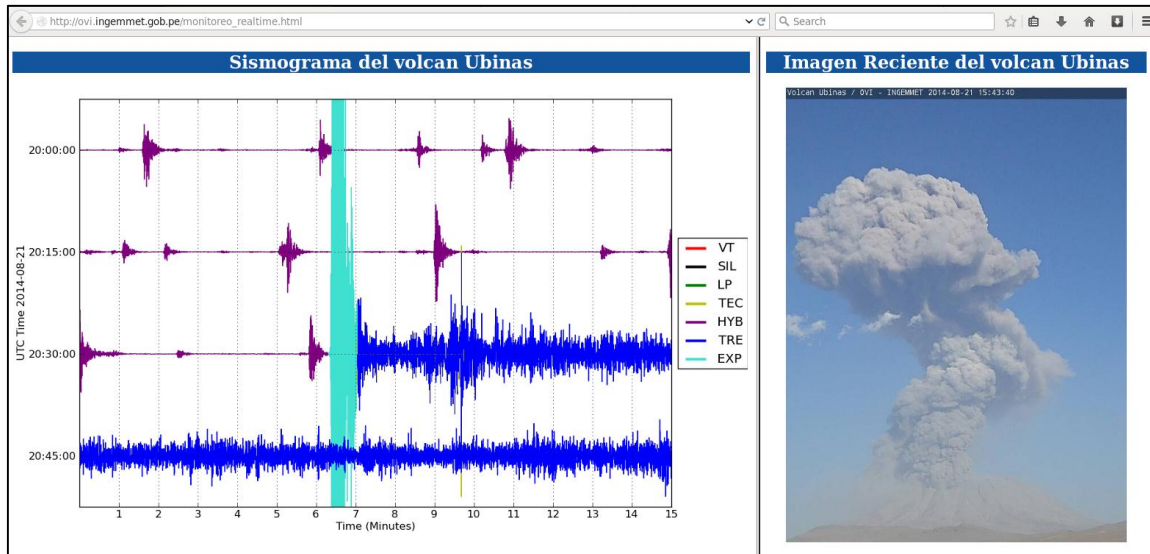
Después de haber construido manualmente las bases de dato para cada volcán, y haber entrenado el sistema, se lleva a cabo el reconocimiento en los registros sísmicos continuos de varios meses. Como control de calidad, se han comprobado visualmente al azar los resultados obtenidos con la clasificación automática del sistema y las trazas continuas, por ejemplo la Figura 3, muestra una comparación entre los resultados obtenidos con la clasificación automática y la base de datos manual para sismos tipo LP del volcán Ubinas.



**Figura 3.** Histogramas con resultados de la clasificación automática de señales sismo-volcánicas tipo LP en el volcán Ubinas, entre los meses de abril y agosto de 2014. Superior: catalogo manual. Inferior: catálogo automático.

#### 4.- DISCUSIONES

La clasificación automática de señales sísmicas implementadas en el OVI, detecta con gran precisión los incrementos en la tasa de ocurrencia de los sismos tipo LP y HYB, que generalmente son los precursores a corto plazo de las explosiones. El sistema de clasificación automática en tiempo casi-real, analiza las señales sísmicas cada 10s, los detecta, clasifica y cataloga, mostrándolo de manera gráfica en sismogramas de 1 hora, donde cada tipo de evento es representado por medio de colores. La Figura 4 muestra un ejemplo sobre la utilidad del sistema de clasificación automática en la vigilancia diaria de la actividad del volcán Ubinas, y su potencial uso para el pronóstico de explosiones. En esta figura se observa el sismograma generado por la clasificación automática del día 21 de agosto de 2014 a las 20 horas UTC, donde se observa que horas antes de la explosión el sistema detecta la ocurrencia de sismos Híbridos-HYB (indicadores de ascenso de magma) después del cual ocurre una explosión, seguido de una intensa actividad Tremórica, esta secuencia fue detectada correctamente con el sistema de clasificación automática, con una tasa de éxito de 100%, para esta hora.



**Figura 4.** Ejemplo de Clasificación Automática en tiempo casi-real, empleado en la vigilancia sísmica diaria del volcán Ubinas (lado izquierdo), correlacionada con monitoreo visual (lado derecho)

## 5.- CONCLUSIONES

- El uso de los Modelos Ocultos de Markov (HMMs), nos permite identificar y clasificar señales sismo-volcánicas de manera automática, continua y en tiempo casi real en los volcanes Ubinas, Sabancaya, Ticsani y Misti. Esta herramienta ha sido de gran utilidad durante la reciente crisis eruptiva del volcán Ubinas, donde se ha podido clasificar cientos de eventos en pocos minutos.
- La clasificación automática de señales sísmicas, ha mostrado gran utilidad en la labor de vigilancia sísmica de volcanes activos, además ha servido para analizar una gran cantidad de datos sismo-volcánicos en pocas horas. Actualmente, este sistema viene mejorándose y automatizando el monitoreo permanente efectuado por el OVI, en los volcanes Ubinas, Misti, Ticsani y Sabancaya.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Arambula Raul. (2011). Clasificación automática de eventos sísmicos volcánicos y análisis de la actividad sísmica reciente en el Volcán de Colima. PhD thesis, Universidad nacional autónoma de México.
2. Boue Anais. (2015). Data mining and volcanic eruption forecasting. PhD thesis, Université de Grenoble, France.
3. Cortes G., García L., Álvarez I., Benítez C., de la Torre A., and Ibáñez, J. (2014). Parallel System Architecture (PSA): An efficient approach for automatic recognition of volcano-seismic events. *Journal of Volcanology and Geothermal Research*, 271:1–10
4. Grasso y Zaliapin, 2004. Predictability of volcano eruption: Lessons from a basaltic effusive volcano. *Geophysical research letters* vol. 31, 4p
5. Ibáñez J., Benítez C., Gutiérrez L. A., Cortes G., Garcia-Yeguasa A., and Alguacila 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*, 187:218.
6. Traversa P., Lengliné O., Macedo O., Metaxian J.P., Grasso J.R., Inza A. y Taipe E (2011). Short Term Forecasting of Explosions at Ubinas Volcano, Peru. *Journal of geophysical research*, Vol. 116, 15 p.