

## Caracterización de señales sísmicas del Volcán Cotopaxi utilizando estimadores espectrales clásicos y de máxima entropía

*Carolina E. Jaramillo A.<sup>1</sup>, Rubén D. León V.<sup>1</sup>, Román A. Lara C.<sup>1</sup>, Diego S. Benítez M.<sup>1</sup>, Mario Ruiz<sup>2</sup>*

<sup>1</sup> Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, Universidad de las Fuerzas Armadas (ESPE), Av. Gral. Rumiñahui s/n, Sangolquí, Ecuador, 1715231B.

<sup>2</sup> Instituto Geofísico de la Escuela Politécnica Nacional (IGEPN), Escuela Politécnica Nacional, Ladrón de Guevara E11-253, Quito, Ecuador, 17012759.

Autores para correspondencia: {cejaramillo, rdleon, ralara, dsbenitez1}@espe.edu.ec, mruiz@igepn.edu.ec

Fecha de recepción: 21 de septiembre 2014 - Fecha de aceptación: 17 de octubre 2014

### RESUMEN

Se presenta un estudio de detección y caracterización de eventos sísmicos del tipo volcano tectónicos y largo periodo de registros sísmicos generados por el volcán Cotopaxi. La estructura secuencial de detección propuesta permite en un registro sísmico maximizar la probabilidad de presencia de un evento y minimizar la ausencia de este. La detección se la realiza en el dominio del tiempo en cuasi tiempo real manteniendo una tasa constante de falsa alarma para posteriormente realizar un estudio del contenido espectral de los eventos mediante el uso de estimadores espectrales clásicos como el periodograma y paramétricos como el método de máxima entropía de Burg, logrando así, categorizar a los eventos detectados como volcano tectónicos, largo periodo y otros cuando no poseen características pertenecientes a los otros dos tipos como son los rayos.

Palabras clave: Detección de eventos sísmicos, test de hipótesis binaria, señales sismo-volcánicas.

### ABSTRACT

A study of the detection and characterization of volcano-tectonic seismic type of events, using a long period of records of the Cotopaxi volcano, is presented. The sequential detection structure, proposed as part of this work, allows maximizing the likelihood of the presence of an event and minimizes the absence of this from a seismic record. The detection is performed in the near real time domain, maintaining a constant false alarm rate, enabling in a later stage a more detailed study of the spectral content of the events using classical spectral estimators such as the periodogram and the parametric maximum entropy method by Burg. The approach enabled to categorize phenomenon detected as volcano-tectonic from a long record of observations which even include activities of non-tectonic origin, such as the other two types of lightning.

Keywords: Event detection, binary hypothesis test, volcanic seismic signals.

## 1. INTRODUCCIÓN

La actividad sísmica de origen volcánica permite estudiar patrones de comportamientos en etapas de erupción o en cambios de nivel de actividad sísmica. La actividad sismo-volcánica es particular y propia en cada volcán, sin embargo se han definido 4 categorías de clasificación de eventos o comportamientos sísmicos de acuerdo a su desarrollo en el dominio del tiempo, frecuencia y fuente de origen. Estos tipos de eventos son: Largo Periodo (LP), tremores (TRE), híbridos (HYB) y volcano tectónicos (VT), (Viracucha & Bastida, 2013). Según estos autores un incremento de eventos del tipo

VT para el caso del volcán Cotopaxi conlleva a un aumento de actividad volcánica la misma que puede preceder a una erupción. Estas conductas propias de cada volcán permiten estimar futuros eventos, y es por esta razón, que una extracción de las características más relevantes de los eventos sísmicos es necesaria para accionar o crear estrategias de prevención ante catástrofes de esta índole.

El estudio del comportamiento sismo volcánico requiere de un procesamiento y tratamiento minucioso de estas señales que son obtenidas por medio de los instrumentos de medida y que como inconveniente más grande suman a su respuesta señales no deseadas como ruido interfiriendo en el análisis. Se adiciona también a este inconveniente la gran cantidad de información que se debe analizar para la detección e identificación de eventos sismo-volcánicos.

Para la detección de estos eventos en el dominio del tiempo, la técnica STA/LTA (Short Term Average to Long Term Average) ha sido una de las más usadas (Sharma *et al.*, 2010). En el presente estudio se propone una detección, que previamente ha sido usada en aplicaciones de radar, basada en una hipótesis de test binaria y que busca una tasa falsa alarma constante. Se pretende determinar en la investigación si la técnica de detección propuesta presenta una buena tasa de detección de eventos.

Herramientas de cálculo como el periodograma y el correlograma basados en la transformada de Fourier son técnicas ampliamente usadas en el reconociendo de patrones sísmicos, estas son técnicas que han permitido obtener características importantes del contenido espectral de estas señales. A estas técnicas se suman otras bajo criterios de modelos estocásticos autoregresivos, procesos gaussianos, y diversas representaciones usando la transformada de wavelet, espectrogramas, entre otros procesos (Agudelo, 2008; Alvarez *et al.*, 2007). Otro método de estudio empleando en las señales sísmicas y que ha presentado un poder resolutivo sobre los métodos tradicionales ha sido el Método de Máxima Entropía (Smyle *et al.*, 1973; Anderson, 1974; Burg, 1975; Ulrych & Bishop, 1975; Fuenzalida 1980).

En el estudio propuesto se analizan las técnicas del periodograma con la modificación de Welch y el método de máxima entropía de Burg para determinar características de contenido espectral de los eventos sísmicos de interés detectados y poder definir que estimador en nuestro estudio presenta mejor desempeño en la clasificación y caracterización.

## 2. METODOLOGÍA

El estudio es desarrollado mediante el análisis tiempo-frecuencia, utilizando técnicas de detección de eventos de interés y estimadores espectrales clásicos y paramétricos. Se busca con estas técnicas determinar un bloque de procesamiento y detección de eventos a lo largo de un registro sísmico para posteriormente clasificar y caracterizar a los eventos detectados como LP, VT o como otros en los que se incluyen a las señales captadas por los sensores que se producen por rayos que son datos también inmersos en las mediciones sísmicas, para esto se plantean 3 etapas fundamentales de análisis: a) Etapa de detección; b) Etapa de caracterización espectral; y c) Etapa de análisis de resultados.

Los registros de señales sísmicas estudiados en la investigación presente, han sido proporcionados por el Instituto Geofísico de la Escuela Politécnica Nacional (IGEPN), la frecuencia de muestreo de los registros es de 100 Hz, y cada registro tiene una duración aproximada de 1200 segundos.

## 3. ETAPA DE DETECCIÓN

La etapa de detección se centra en determinar a lo largo de un registro sísmico donde existe la presencia de un evento señalando su origen y fin, con este propósito se desarrollan diversas fases que se describen a continuación.

**3.1. Definición de intervalos de observación**

Las señales sísmicas son fenómenos considerados como procesos estocásticos, sin embargo se puede considerar a estas señales como procesos localmente estacionarios si su análisis se hace mediante intervalos de observación (Haykin, 1996). Es así que en el análisis presentado, cada registro es procesado a través de ventanas que se deslizan a lo largo del registro, con un traslapamiento u overlapping entre cada ventana. La longitud de la ventana deslizante (número de muestras por ventana) debe ser lo suficientemente corta para asegurar la estacionariedad local de la señal dentro de la ventana, pero no tan corta para afectar a la fiabilidad de los estimadores. El costo computacional también depende de la elección correcta de estos parámetros (Jaramillo *et al.*, 2014).

**3.2. Etapa de procesamiento**

La etapa de procesamiento considera las siguientes actividades: a) retiro del valor medio de cada ventana; b) cálculo de la función de autocorrelación; c) definición del procesador de detección; d) normalización en línea; e) normalización adaptativa; y f) procesador CFAR.

Retiro de valor medio de cada ventana

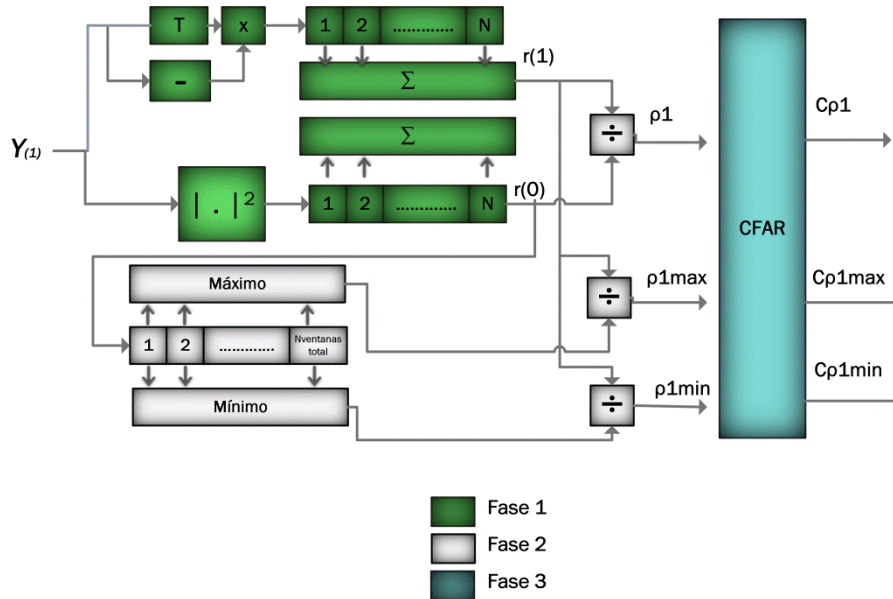
Para obtener una señal con media igual a cero se extrae la media de cada ventana.

Cálculo de la función de autocorrelación

Con el propósito de determinar una detección de eventos se analiza la función de autocorrelación con atrasos  $r(0)$  y  $r(1)$ , siguiendo el procesador propuesto por Leon & Zelenovsky (1993) y Kay (1982), el cual se describe mediante la Ec. (1): donde  $y$  son las muestras del registro sísmico,  $N$  es el número muestras por ventana deslizante y  $k$  son los posibles atrasos para cada ventana.

Analizando  $r(0)$ , atraso  $k = 0$ , se obtiene el valor cuadrático medio, correspondiente a la potencia promedio de la ventana

$$r(k)_{(n)} = \frac{1}{N} \sum_{i=n}^{n-N+1} y(i)y(i-k), \quad 0 \leq k \leq N-1 \tag{1}$$



**Figura 1.** Diagrama de bloques del procesador de detección.

Definición del procesador de detección

Mediante el manejo de un test de hipótesis binario donde  $H_0$  representa la señal de ruido y  $H_1$  representa la señal de interés más señal de ruido, se presenta un procesador de detección basado en la función de autocorrelación de atrasos 0 y 1 y en un procesador con una tasa de falsa alarma constante (CFAR Constant False Alarm Rate). El procesador de detección se lo ilustra en la Fig. 1.

En la primera fase del detector la rama superior corresponde a  $H_1$ , mientras que la rama inferior a  $H_0$  la misma que puede ser igualada a la componente de ruido. La rama inferior además controla la potencia del ruido en la señal de manera similar al mapa de cluter en el procesamiento de señales de radar (Van Trees *et al.*, 2013). En la segunda fase del detector se presentan varias relaciones entre los parámetros  $r(0)$  y  $r(1)$  que permitirán maximizar la presencia de eventos. La fase 3 del procesador que el propósito de conseguir una tasa de falsa alarma constante. Las relaciones entre  $r(0)$  y  $r(1)$  y el procesador CFAR se describen en la siguientes etapas de procesamiento.

Normalización en línea

Como se observa en el procesador los parámetros  $r(0)$  y  $r(1)$  se obtienen de manera paralela, un  $r(0)$  y un  $r(1)$  respectivo para cada ventana deslizante, creándose igual número de parámetros.

$$\left\{ r(0)_1, r(0)_2, r(0)_3 \dots \dots r(0)_{N_{\text{ventanas}_{\text{total}}}} \right\}$$

$$\left\{ r(1)_1, r(1)_2, r(1)_3 \dots \dots r(1)_{N_{\text{ventanas}_{\text{total}}}} \right\}$$

El número de estos parámetros calculados es igual al número total de ventanas que se deben deslizar para abarcar todas las muestras del registro sísmico. Los valores  $r(0)$  y  $r(1)$  obtenidos de las ramas superiores e inferiores del procesador permiten calcular un coeficiente normalizado de correlación  $\rho_1$  definido por la Ec. (2).

$$\rho_{1u} = \frac{r(1)_u}{r(o)_u}$$

$$u = \{1,2,3 \dots \dots N_{\text{ventanas}_{\text{total}}}\} \tag{2}$$

Debida a la relación que se da entre  $r(1)$  y  $r(0)$  correspondiente a la misma ventana, esta normalización se ha denominado normalización en línea.

- a) *Normalización en línea mínima:* Se plantea otra relación entre la autocorrelación  $r(1)$  y el valor mínimo de todos los parámetros  $r(0)$ .

$$\rho_{1\min u} = \frac{r(1)_u}{\min (r(o))}$$

$$u = \{1,2,3 \dots \dots N_{\text{ventanas}_{\text{total}}}\} \tag{3}$$

De esta manera se relaciona la señal de interés de detección,  $H_1$ , del procesador con el valor más pequeño de la hipótesis  $H_0$ .

- b) *Normalización en línea máxima:* Continuando con la normalización anterior se define en este caso una relación de coeficientes de autocorrelación entre  $r(1)$  y el valor máximo de todos los parámetros  $r(0)$ , con el fin de definir la relación que permita determinar la mejor detección de eventos a lo largo de un registro sísmico, Ec. (4).

$$\rho_{1max_u} = \frac{r(1)_u}{\max(r(0))}$$

$$u = \{1,2,3 \dots N_{ventanas_{total}}\}$$
4)

La detección de eventos sísmicos bajo las normalizaciones en línea propuestas se presenta en la Fig. 2.

Normalización adaptativa

Como un proceso comparativo se presenta además una normalización adaptativa que no está incorporada en el procesador de detección de la Fig. 1. En esta normalización se define otra autocorrelación r(0) denominada r<sub>ad</sub>(0) pero se mantiene r(1) anteriormente obtenida. El cálculo se presenta en la Ec. (5).

$$\rho_{1_{ad}_u} = \frac{r(1)_u}{r_{ad}(0)_j}$$

$$u = \{1,2,3 \dots N_{ventanas_{total}}\}$$

$$j = \{1,2,3 \dots N_{ventanas_{total}_j}\}$$

$$N_{ventanas_{total}} > N_{ventanas_{total}_j}$$
5)

Para el cálculo r<sub>ad</sub>(0) se definen nuevos intervalos de observación, ventanas deslizantes con un número de muestras por ventana diferente al proceso anterior y sin overlapping. De esta manera se obtiene un número total de parámetros de r<sub>ad</sub>(0) diferente al de r(1) , provocando que r<sub>ad</sub>(0) se deslice a lo largo de r(1) de manera adaptativa.

a) *Normalización adaptativa mínima:* En esta normalización también se relaciona r(1) con valores mínimos y máximos de r<sub>ad</sub>(0), para el caso de valores mínimos se tiene:

$$\rho_{1_{admin}_u} = \frac{r(1)_u}{\min(r_{ad}(0))}$$

$$u = \{1,2,3 \dots N_{ventanas_{total}}\}$$
6)

b) *Normalización adaptativa máxima:* Esta normalización relaciona la autocorrelación r(1) con el máximo r<sub>ad</sub>(0), según Ec. (7):

$$\rho_{1_{admin}_u} = \frac{r(1)_u}{\max(r_{ad}(0))}$$

$$u = \{1,2,3 \dots N_{ventanas_{total}}\}$$
7)

Bajo la normalización adaptativa se hace una detección de eventos sísmicos expuestos en la Fig. 3.

Procesador CFAR

Está basado en algoritmos adaptativos usados en procesadores de señales de radar. Se ha adaptado la detección de blancos de los sistemas de radar a la detección de eventos sísmicos en la investigación. La detección consiste en estimar un ruido de fondo alrededor de cada una de las muestras obtenidas de las normalizaciones en línea y adaptativas.

El estudio se realiza muestra por muestra, para esto se calcula la potencia de un conjunto de muestras ubicadas a la derecha e izquierda de la muestra actual en estudio e ignorando las muestras inmediatamente adyacentes.

La potencia calculada del conjunto derecho e izquierdo a la muestra de estudio es promediada y restada de la potencia de la muestra actual en la Ec. (8).

$$C_{(n)} = a(n) - \frac{\sum_{i=n-(k+m)}^{n-m-1} |a(i)|^2 + \sum_{i=n+m+1}^{n+m+k} |a(i)|^2}{2k} \quad (8)$$

donde  $m$  es el número de muestras inmediatamente adyacentes a la muestra de estudio,  $k$  el número de muestras ubicadas a la derecha o izquierda de la muestra en estudio,  $a$  representa la señal de normalización que puede ser  $\rho_1, \rho_{1max}, \rho_{1min}, \rho_{1ad}, \rho_{1admax}$  ó  $\rho_{1admin}$ , y  $C$  es el resultado del procesamiento CFAR que puede ser:

- $C\rho_1$  cuando  $a$  es  $\rho_1$
- $C\rho_{1max}$  cuando  $a$  es  $\rho_{1max}$
- $C\rho_{1min}$  cuando  $a$  es  $\rho_{1min}$
- $C\rho_{1ad}$  cuando  $a$  es  $\rho_{1ad}$
- $C\rho_{1admax}$  cuando  $a$  es  $\rho_{1admax}$
- $C\rho_{1admin}$  cuando  $a$  es  $\rho_{1admin}$

Este resultado nos permite corroborar las detecciones obtenidas mediante las normalizaciones en línea y adaptativa, los resultados de detección del procesador CFAR se muestran en la Fig. 4 para normalizaciones en línea y en la Fig. 5 para normalizaciones adaptativas.

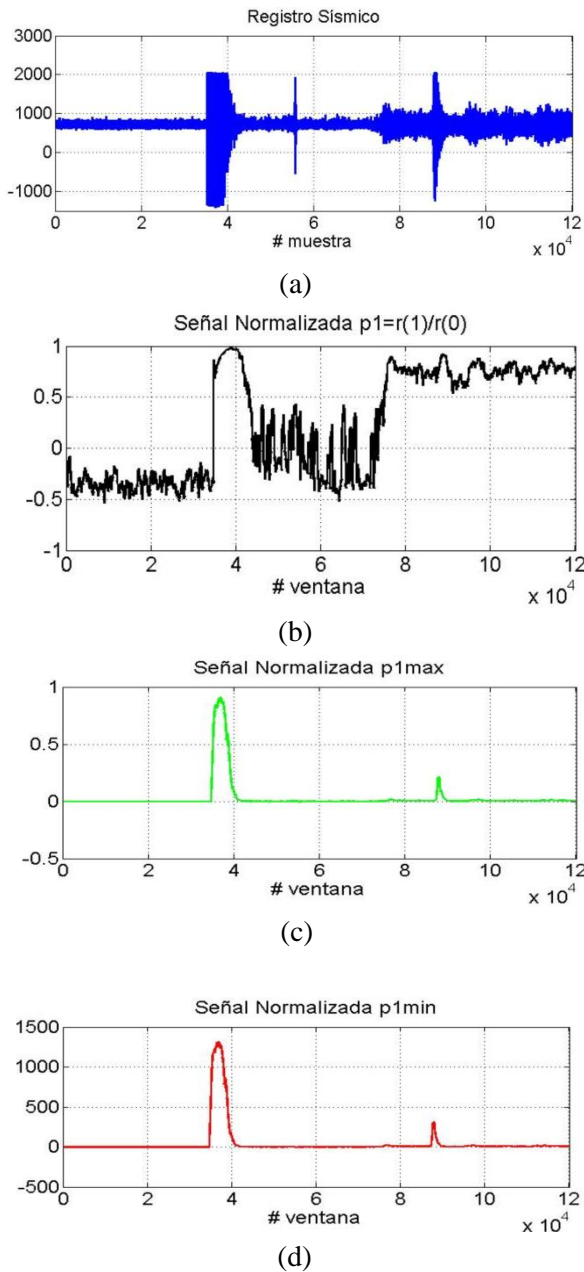
### 3.3. Resultados de detección

En la Figura 2a se observa la señal sísmica que se va a estudiar como ejemplo, esta señal tiene una duración de 1200 segundos con una longitud  $N_{muestras\_total\_registro}$  igual 120.000 muestras. Las figuras posteriores 2b, 2c y 2d son resultado de los procesamientos en ventanas con  $N = 512$  muestras y un  $overlapping = 1$ .

$\rho_1, \rho_{1max}$  y  $\rho_{1min}$  se presentan en las Figs. 2b, 2c y 2d respectivamente. De igual manera se presentan los resultados para una normalización adaptativa en la Fig. 3.

Los resultados gráficos obtenidos de las normalizaciones en línea y adaptativas muestran que existen zonas de mayor amplitud, las mismas que se asocian con la presencia de un evento, esto se observa en las Figs. 2b, 2c, 2d, 3b, 3c y 3d. Las normalizaciones en línea evidencian que para  $\rho_{1max}$  (Fig. 2c), y  $\rho_{1min}$  (Fig. 2d), existe una detección de zonas más evidente que a través de  $\rho_1$  (Fig. 2b), es así que  $\rho_{1max}$  y  $\rho_{1min}$  maximizan la presencia de eventos y minimizan la ausencia de estos. En las normalizaciones adaptativas sucede lo mismo, la detección de zonas de interés es más evidente con  $\rho_{1admax}$  y  $\rho_{1admin}$ . Los dos métodos de normalización presentan similitud en sus resultados, sin embargo la detección de zonas mediante  $\rho_{1ad}$  presenta menos picos de falsas alarmas de presencia de eventos que  $\rho_1$ , y en cuanto a normalizaciones máximas y mínimas, los coeficientes  $\rho_{1admax}$  y  $\rho_{1admin}$  maximizan mejor la presencia de un evento que los coeficientes  $\rho_{1max}$  o  $\rho_{1min}$ .

La Figura 4 presenta los resultados de detección después del procesador CFAR para las normalizaciones en línea y la Fig. 5 presenta los resultados para las normalizaciones adaptativas. Con estas figuras se puede corroborar los resultados de detección que anteriormente fueron obtenidos con las normalizaciones en línea y adaptativas. De igual manera  $C\rho_{1max}$  (Fig. 4b),  $C\rho_{1min}$  (Fig. 4c),  $C\rho_{1admax}$  (Fig. 5b) y  $C\rho_{1admin}$  (Fig. 5c) presentan mejores resultados de detección que  $C\rho_1$  y  $C\rho_{1admin}$ , Figs. 4a y 5a respectivamente.



**Figura 2.** Resultados de proceso de Normalización en Línea con overlapping = 1 y número de muestras por ventana deslizante  $N = 512$ .

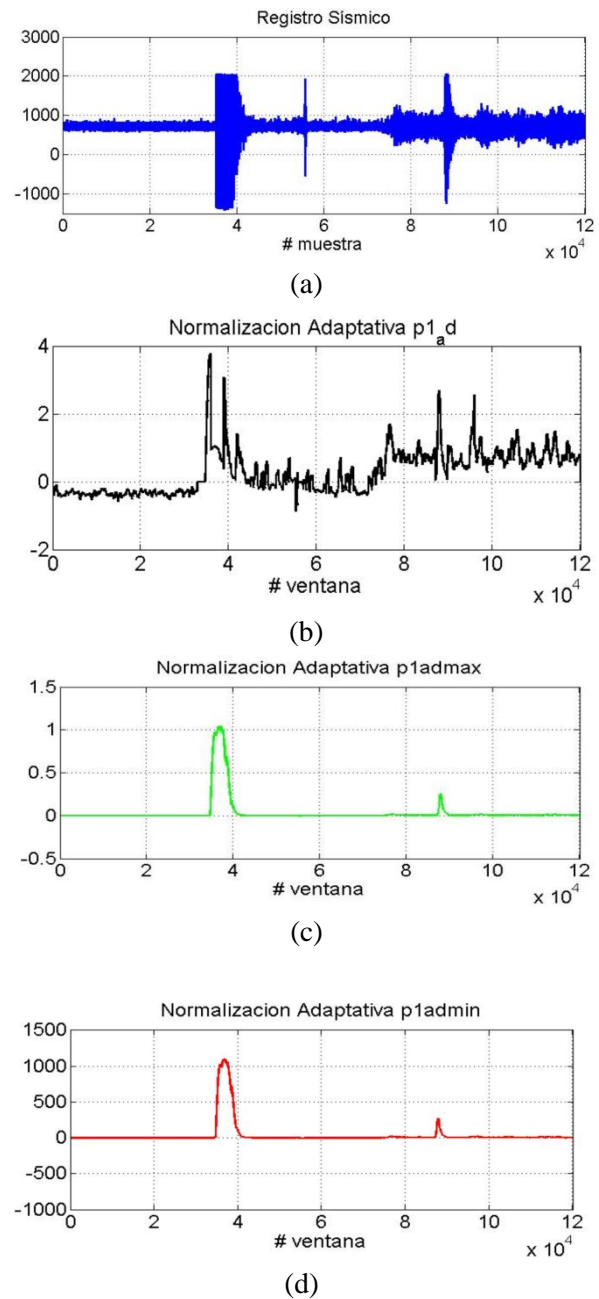
(a) Registro sísmico de ejemplo sin ningún previo procesamiento,

Señales de detección de zonas que maximizan la presencia de eventos mediante:

(b) Señal de normalización  $\rho_1$ .

(c) Señal de normalización  $\rho_{1max}$

(d) Señal de normalización  $\rho_{1min}$



**Figura 3.** Resultados de proceso de Normalización Adaptativa con ventanas sin overlapping y con un número de muestras por ventana  $N_{ad} = 3000$ ,

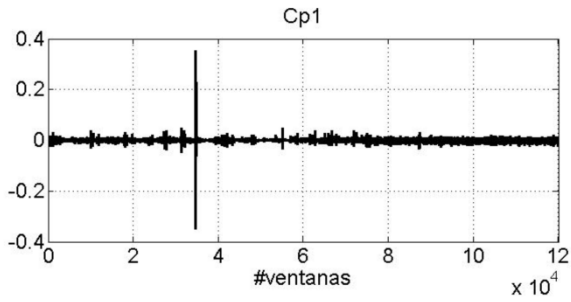
(a) Mismo registro sísmico usado en Fig. 5a sin ningún previo procesamiento,

Señales de detección de zonas que maximizan la presencia de eventos mediante:

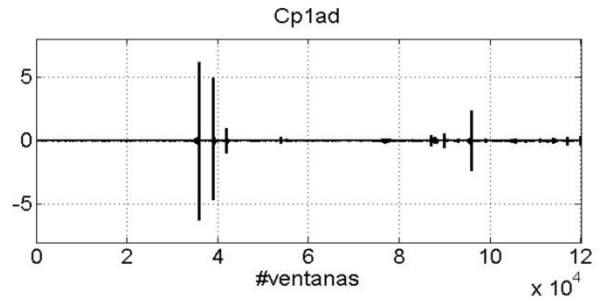
(b) Señal de normalización  $\rho_{1ad}$

(c) Señal de normalización  $\rho_{1admax}$

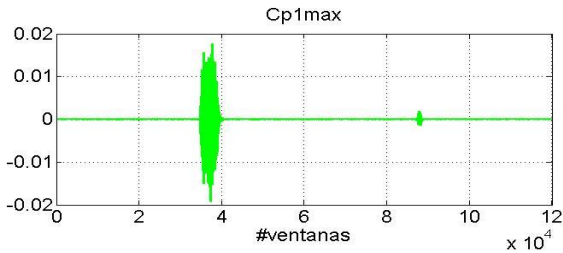
(d) Señal de normalización  $\rho_{1admin}$



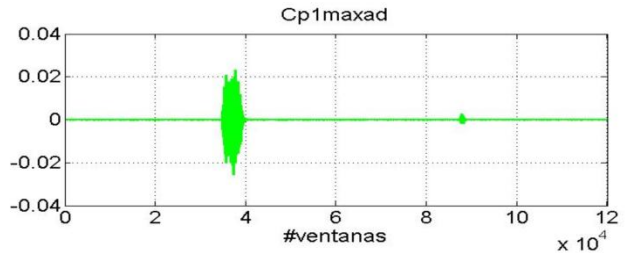
(a)



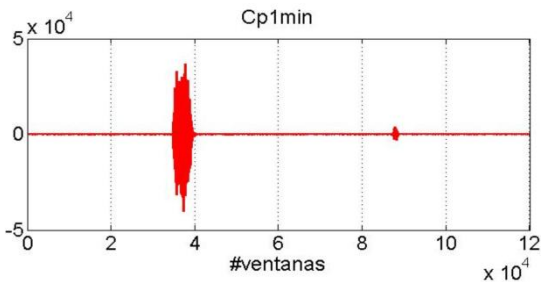
(a)



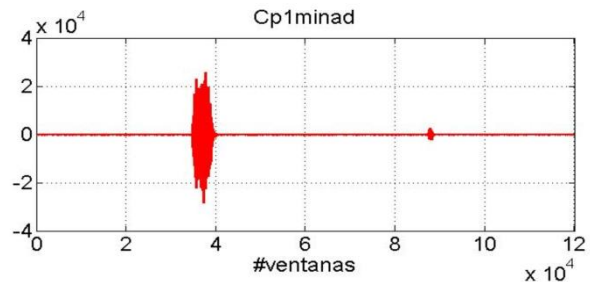
(b)



(b)



(c)



(c)

**Figura 4.** Resultados de detección de zonas que maximizan la presencia de eventos mediante el procesador CFAR después del procesamiento de las señales de normalizaciones en línea:

- (a) Señal de  $Cp1$  obtenida del procesamiento de  $\rho1$
- (b) Señal de  $Cp1_{max}$  obtenida del procesamiento de  $\rho1_{max}$
- (c) Señal de  $Cp1_{min}$  obtenida del procesamiento de  $\rho1_{min}$

**Figura 5.** Resultados de detección de zonas que maximizan la presencia de eventos mediante el procesador CFAR después del procesamiento de las señales de normalizaciones adaptativas:

- (a) Señal de  $Cp1_{ad}$  obtenida del procesamiento de  $\rho1_{ad}$
- (b) Señal de  $Cp1_{admax}$  obtenida del procesamiento de  $\rho1_{admax}$
- (c) Señal de  $Cp1_{admin}$  obtenida del procesamiento de  $\rho1_{admin}$

Para ejemplificar la identificación de zonas de detección de eventos se escoge la normalización  $\rho1_{admin}$  y  $Cp1_{admin}$  y se las presenta en la Fig. 6 donde se recalcan zonas de interés para el registro sísmico en estudio.

Las zonas de detección que resultan del registro analizado son:

**Rango de Ventanas      Duración [segundos]**

Zona1: [34770 - 41800] → 69.9769

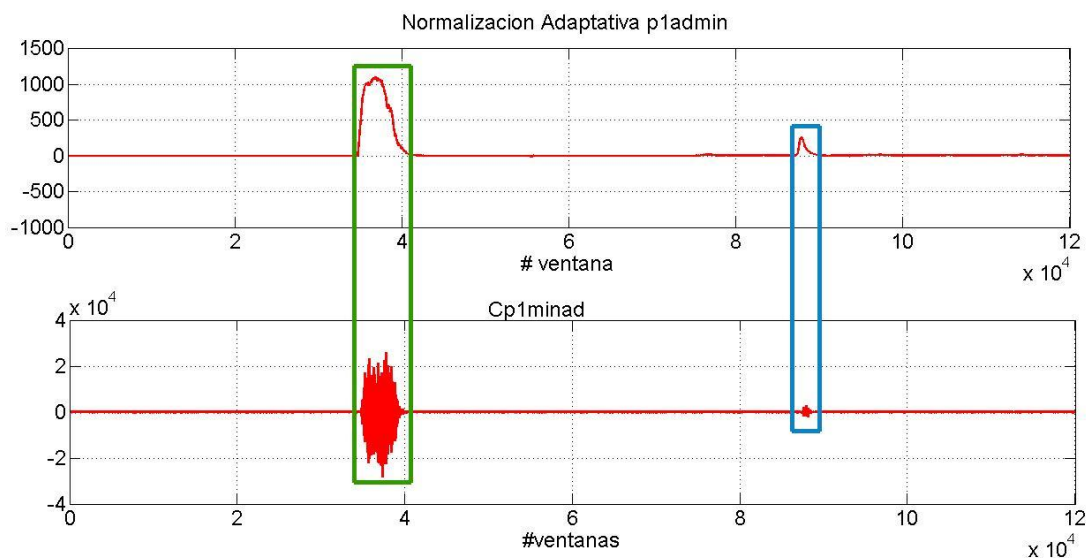


Zona2: [87330 - 89650] → 23.0934





Para determinar el tiempo de duración de cada zona se necesita una conversión de número de ventana a número de muestra y luego a su equivalente en tiempo, sabiendo que cada registro tiene una duración de 1200 segundos.



**Figura 6.** Señal de detección mediante normalización adaptativa  $\rho_{1\_admin}$  y mediante  $C\rho_{1\_admin}$ . Se presentan 2 zonas de detección, zona 1 izquierda (verde) y zona 2 derecha (azul). Las zonas se ubican en las dos señales en el mismo rango de ventanas, corroborando la detección de eventos en la señal sísmica de ejemplo.

#### 4. ETAPA DE CARACTERIZACIÓN ESPECTRAL

Se realiza un estudio sobre el contenido espectral de los eventos de interés de la señal sísmica utilizando el estimador clásico del periodograma y una estimación paramétrica de la densidad espectral de potencia (PSD) a través del método de Máxima entropía de Burg.

##### 4.1. Periodograma

Para generar una estimación espectral del conjunto de muestras, se utiliza la transformada discreta de Fourier. Se estima la PSD, por el método del periodograma de Welch (Marple, 1987) definido por la Ec. (9):

$$\widetilde{P}_{xx}(f) = \frac{T}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} y[n] \exp(-j2\pi fnT) \right|^2 \quad (9)$$

##### 4.2. Máxima Entropía de Burg

La estimación de la PSD autoregresiva es realizada por el método de máxima entropía de Burg, con el fin de mejorar la resolución espectral.

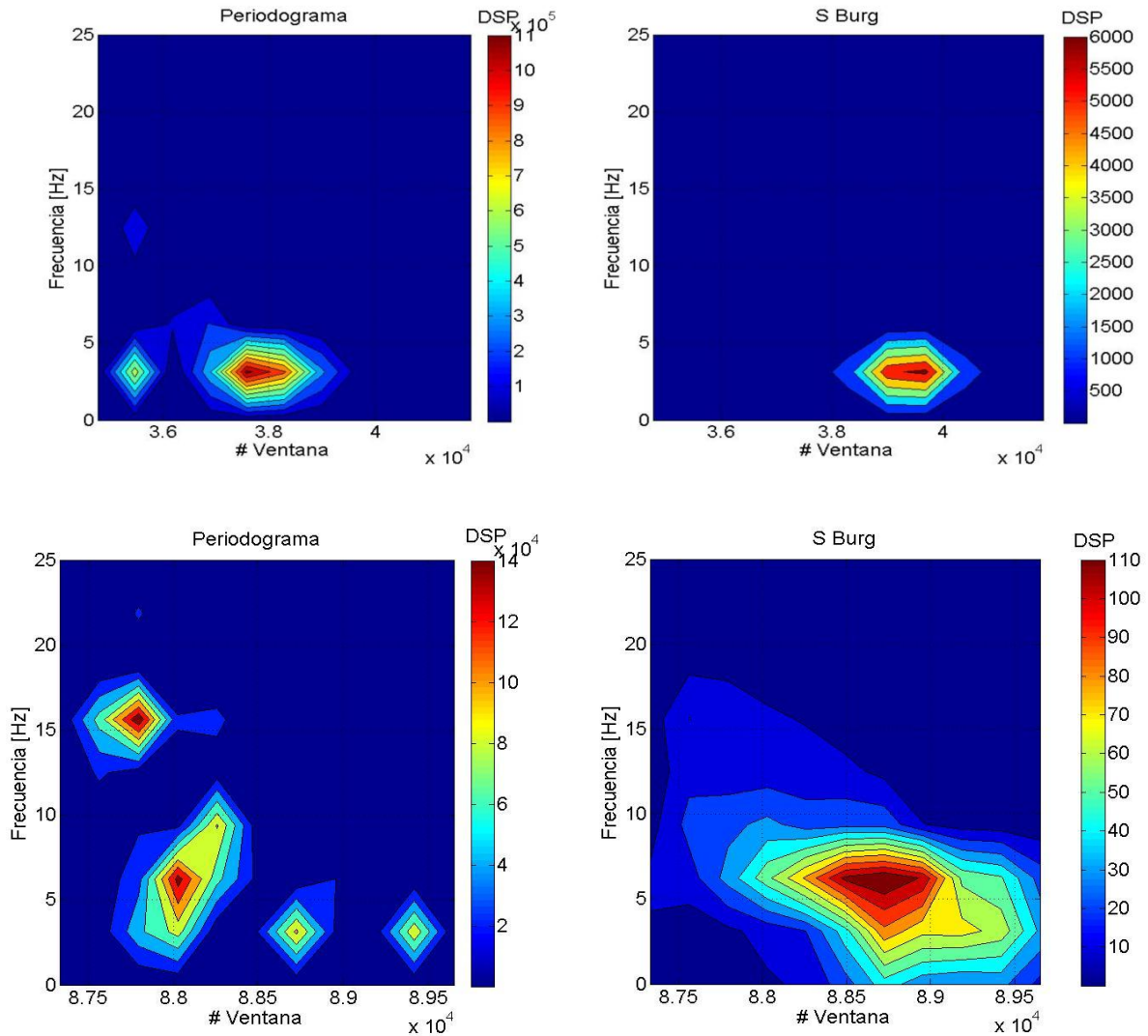
Para una estimación paramétrica de la PSD se usa un modelo autoregresivo (AR) (Marple, 1987). La elección del orden del modelo se lo hace bajo el criterio de la teoría de información de Akaike (AIC) (Akaike, 1974) y de Rissanen con la teoría MDL (minimum-description length) (Rissanen, 1983). Bajo estos dos métodos se llegó a definir que el orden del modelo AR es 7 como se explica en (Jaramillo *et al.*, 2014).

Se define la PSD de un modelo autoregresivo y del método de máxima entropía mediante:

$$S_{MEM}(f) = \frac{1}{|1 + \sum_{k=1}^M a_k e^{-j2\pi f k T}|^2} \quad (10)$$

### 5. ETAPA DE ANÁLISIS DE RESULTADOS

En la primera etapa se logró distinguir zonas de detección de eventos, como se observó en Fig. 6, y se determinaron 2 zonas de interés. Se procede hacer el análisis espectral de cada una de las zonas observadas mediante gráficas de la PSD en Fig. 7.



**Figura 7.** Densidad espectral de potencia, DSP, mediante el método del periodograma (izquierda) y de Máxima Entropía de Burg (derecha) con una presentación plana donde el eje horizontal representa el número de ventanas donde se ubican las zonas detectadas en la primera etapa, el eje vertical representa la frecuencia y la gama de colores la intensidad de DSP para la zona 1 (a); y para la zona 2 (b).

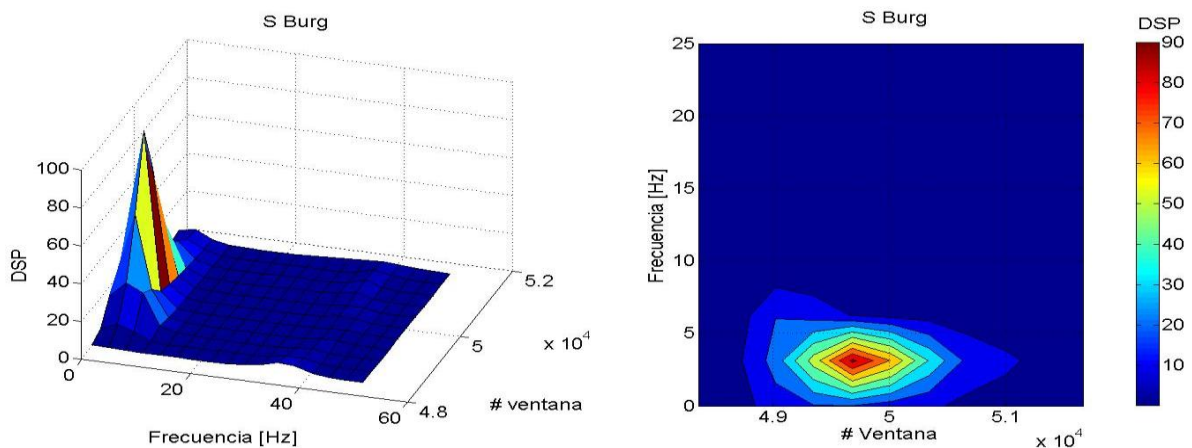
Los resultados obtenidos permiten definir un rango de frecuencias de la concentración de densidad espectral de potencia para las zonas detectadas. Para el caso de la zona 1 se puede observar que la mayor concentración de potencia se centra en 3.125 Hz y que su contenido espectral está en el

rango menor a los 10 Hz, para la zona 2 el rango es menor a los 20 Hz con un pico de mayor concentración de potencia en los 6 Hz. Estos resultados se observan bajo los dos métodos sin embargo con el método de máxima entropía obtenemos resultados con menos picos falsos obteniendo una mayor claridad la evolución del contenido espectral.

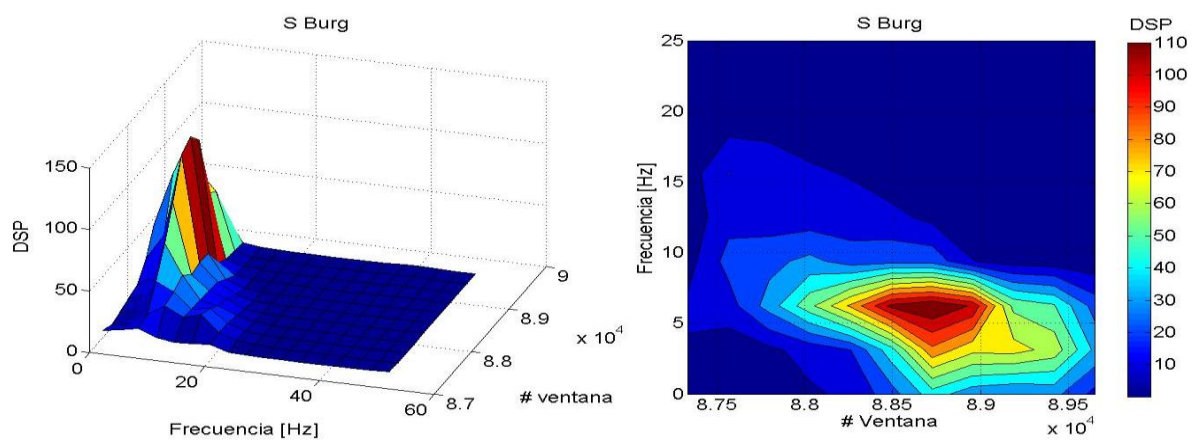
## 6. RESULTADOS

Para probar los algoritmos propuestos se analizaron un conjunto de datos sísmicos de la red de monitoreo sísmológico del Volcán Cotopaxi proporcionados por el IGEPN, los mismos que contienen información sobre el tipo de evento que se ha producido en cada registro, y en que instante de tiempo. Con esta información se graficaron los contenidos espectrales de eventos tipo LP presentados en Fig. 8 y VT en Fig. 9.

Observando los resultados gráficos según las etiquetas de eventos del IGEPN, se tiene que para comportamientos LP la evolución del contenido espectral está en un rango menor a los 10 Hz y con una frecuencia de 3.15 Hz de mayor concentración. Para el caso de los VT el contenido espectral evoluciona principalmente en frecuencias menores a 20 Hz con una frecuencia de mayor concentración aproximadamente de 6 Hz.



**Figura 8.** Ejemplo gráfico de la densidad espectral de potencia para un evento tipo LP utilizando el método de Máxima Entropía de Burg. Representación de 3 dimensiones izquierda y representación 2 dimensiones derecha. El contenido espectral se desarrolla menor a los 10 Hz.



**Figura 9.** Ejemplo gráfico de la densidad espectral de potencia para un evento tipo VT utilizando el método de Máxima Entropía de Burg. Representación de 3 dimensiones izquierda y representación 2 dimensiones derecha. El contenido espectral se desarrolla menor a los 20 Hz.

Con esta información se plantean 3 hipótesis de clasificación para las zonas que pueden ser detectadas en los registros sísmicos.

H1 → Volcano Tectónico

H2 → Largo Periodo

H3 → Rayos u Otros eventos

Comparando las gráficas de evolución del contenido espectral para eventos LP y VT enunciados por el IGEPN, y las de las zonas encontradas en el registro sísmico de ejemplo, se clasificaría a estas zonas del registro como:

Zona1 → H2 → Lp

Zona2 → H1 → VT

## 7. CONCLUSIONES

La primera etapa de análisis propuesta en el trabajo permite estudiar el desarrollo de la señal sísmica en el dominio del tiempo en condiciones de estacionariedad local. Se presentaron un total de 12 detectores de los cuales 8 se basaron en normalizaciones con máximos y mínimos y que presentaron los mejores resultados de detección, los otros 4 detectores presentaron picos de falsas alarmas de detección. Mediante los 8 procesadores de mejor desempeño se consigue maximizar la presencia de un evento de interés y minimizar la ausencia de este, determinando que la detección propuesta, ampliamente usada en aplicaciones de sistemas de radar, presenta buenos resultados en la detección de eventos sismo-volcánicos.

Bajo el análisis espectral autoregresivo se consiguen características del contenido espectral, como son el rango de frecuencias de evolución y la frecuencia que presenta mayor concentración de potencia. Se consiguen similares resultados con el método del periodograma, sin embargo mediante el método de máxima entropía de Burg se consigue una mejor resolución.

Los métodos analizados permiten obtener características de evolución de los eventos de interés en el dominio de la frecuencia. Bajo estos métodos se determina que los eventos del tipo LP se desarrollan en frecuencias menores a los 10 Hz. Para el caso de los VT, estos tienen una evolución considerada entre los 0 y los 20 Hz. Se estudiaron además otros registros que presentaban detecciones de zonas que no involucraban ni LP ni VT, ubicando a estas zonas en la hipótesis de rayos u otros, su evolución se centró entre 15 y 35 Hz.

En futuros trabajos se buscará mejorar la tasa de falsa alarma en la detección de eventos mediante el uso de un procesador blanqueador (predictor adaptativo) y un procesador basado en la razón de verosimilitud o procesador Bayesiano que detecte un proceso gaussiano de interés (señal sísmica) en la presencia de ruido blanco y ruido colorido gaussiano.

## AGRADECIMIENTOS

Los autores desean agradecer a la Universidad de las Fuerzas Armadas, ESPE, por su apoyo financiero y al Instituto de Geofísico de la Escuela Politécnica Nacional (IGEPN) por los registros sísmicos proporcionados. C. Jaramillo desea expresar su gratitud a la Corporación Eléctrica del Ecuador Unidad de Negocios Termopichincha (CELEC EP) por su apoyo económico brindado para el desarrollo de esta investigación.

**REFERENCIAS**

- Agudelo, H., 2008. Caracterización de señales sísmicas utilizando modelos paramétricos y transformada cepstrum. *Revista Tecnológicas*, 21, 49-66.
- Akaike, H., 1974. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6), 716-723.
- Alvarez, M., R. Henao, E. Duque, 2007. Clasificación de eventos sísmicos empleando procesos gaussianos. *Scientia et Technica*, 3(35), 145-150.
- Anderson, M., 1974. On the calculation of filter coefficients for maximum entropy analysis. *Geophysics*, 39, 69-72.
- Burg, J.P., 1975. *Maximum entropy spectral analysis*. Ph.D. dissertation, Department of Geophysics, Stanford University, Stanford, CA, USA.
- Fuenzalida, H., 1980. Acerca del análisis espectral por el método de máxima entropía. *TRALKA*, 1(2), 163-188.
- Haykin, S., 1996. *Adaptive filter theory* (3rd ed.). Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, USA, 989 pp.
- Jaramillo, C., R. León, R. Lara, D. Benítez, M. Ruiz, 2014. *A new structure for sequential detection and maximum entropy spectral estimator for characterization of volcanic seismic signals*. 6th IEEE Latin-American Conference on Communications, 5-7 Nov. Cartagena de Indias, Colombia. ISBN: 978-1-4799-6737-7.
- Kay, S.R., 1982. *Robust detection by autoregressive spectrum analysis*. IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, ASSP-30(2), 266-269.
- Leon, R., R. Zelenovsky, 1993. Detección de objetivos en radar utilizando un estimador espectral de máxima entropía. Escuela Politécnica Nacional, *JIEE*, 14, 269-274.
- Marple, S.L., 1987. *Digital spectral analysis with applications*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, USA.
- Rissanen, J., 1983. A universal prior for integers and estimation by minimum description length. *Annals of Statistics*, 11(2), 416-431.
- Sharma, B.K., A. Kumar, V.M. Murthy, 2010. Evaluation of seismic events detection algorithms. *Journal Geological Society of India*, 75, 533-538.
- Smyle, D.E., G.K.C. Clarke, T.J. Ulrich, 1973. *Analysis of irregularities in the earth's rotation*. In: *Methods in Computational Physics* (Alder et al., Eds.), Vol. 13, Academic Press Inc., NY, USA.
- Ulrych, T.J., T. Bishop, 1975. Maximum entropy spectral analysis and autoregressive decomposition. *Reviews of Geophysics*, 13(1), 183-200.
- Van Trees, H.L., K.L. Bell, Z. Tian, 2013. *Detection, estimation and modulation theory, Part I*, 2nd ed., John Wiley & Sons Inc.
- Viracucha, E., E. De la Bastida, 2013. Sistema informático para el análisis y procesamiento de señales sísmicas de volcanes en el Ecuador. *Journal of Geology*, 3(1), 25-32.