



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA

**CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES**

**PROYECTO DE GRADO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE
INGENIERO EN ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES**

AUTOR: SALTOS TORRES, MARÍA GABRIELA

**TEMA: ANÁLISIS DE SEÑALES SÍSMICAS DEL VOLCÁN COTOPAXI
MEDIANTE LAS TRANSFORMADAS DE WAVELET Y FOURIER.**

DIRECTOR: ING. LARA, ROMÁN

CODIRECTOR: ING. BERNAL, PAÚL

SANGOLQUÍ, AGOSTO 2014

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS – ESPE

INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES

CERTIFICACIÓN

Ing. Román Lara

Ing. Paúl Bernal.

Se certifica que el presente proyecto de grado titulado “ANÁLISIS DE SEÑALES SÍSMICAS DEL VOLCÁN COTOPAXI MEDIANTE LAS TRANSFORMADAS DE WAVELET Y FOURIER”, ha sido guiado y revisado periódicamente bajo nuestra dirección y cumple normas estatutarias establecidas por la Universidad de las Fuerzas Armadas – ESPE, en el Reglamento de Estudiantes.

Debido a que se trata de un trabajo de investigación recomiendan su publicación.

Sangolquí, 14 de Agosto del 2014.

Ing. Román Lara
DIRECTOR

Ing. Paúl Bernal
CODIRECTOR

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS – ESPE

INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES

DECLARACIÓN DE RESPONSABILIDAD

MARÍA GABRIELA SALTOS TORRES

DECLARO QUE:

El proyecto denominado “ANÁLISIS DE SEÑALES SÍSMICAS DEL VOLCÁN COTOPAXI MEDIANTE LAS TRANSFORMADAS DE WAVELET Y FOURIER” ha sido desarrollado en base a una investigación exhaustiva, respetando los derechos intelectuales de terceros, conforme a las fuentes que ese incorporan en la bibliografía.

Consecuentemente este trabajo es de mi autoría.

En virtud de esta declaración, me responsabilizo del contenido, veracidad y alcance científico del proyecto de grado en mención.

Sangolquí, 14 de Agosto del 2014.

María Gabriela Saltos Torres.

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS – ESPE

INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES

AUTORIZACIÓN

MARÍA GABRIELA SALTOS TORRES

Autorizo a la Universidad de las Fuerzas Armadas – ESPE la publicación, en la biblioteca virtual de la Institución del trabajo “ANÁLISIS DE SEÑALES SÍSMICAS DEL VOLCÁN COTOPAXI MEDIANTE LAS TRANSFORMADAS DE WAVELET Y FOURIER”, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi exclusiva responsabilidad y autoría.

Sangolquí, 14 de Agosto del 2014.

María Gabriela Saltos Torres.

DEDICATORIA

Se lo dedico a mi mamita que ha sido mi apoyo incondicional, mi mejor amiga, mi compañera y mi amor más grande.

A mi papi por enseñarme la fortaleza.

AGRADECIMIENTO

A Dios por darme todas las herramientas y oportunidades para obtener este logro, a mis padres que me apoyaron siempre para ser lo que soy y amarme, mi amor Ronald, porque sin ti no sería lo que soy ahora te amo, mi hermano mi amiguito de la niñez, mi abuelitos que siempre me supieron dedicar su tiempo y amor y por este medio agradezco a toda mi familia que de una u otra manera han sabido apoyarme y hacerme feliz.

Agradezco a mis amigos, porque entre risas, bromas, historias han construido esta experiencia hermosa que es la universidad, gracias a todos, los llevo siempre en mi corazón.

Y finalmente, pero no menos importante, quiero agradecer a los ingenieros Román Lara y Paúl Bernal por compartir sus conocimientos conmigo y sobre todo el apoyo y motivación recibida para realizar con excelencia este proyecto. Muchas gracias.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

CAPÍTULO I	1
INTRODUCCIÓN	1
1.1. ANTECEDENTES	1
1.3. ALCANCE	3
1.4. OBJETIVOS.....	4
1.4.1. Objetivo general	4
1.4.2. Objetivos específicos.....	4
1.5. SISMICIDAD DEL VOLCÁN COTOPAXI	4
CAPÍTULO II	8
FUNDAMENTO TEÓRICO	8
2.1. INTRODUCCIÓN	8
2.2. TRANSFORMADA DE FOURIER.....	9
2.2.1. Limitaciones del Análisis de Fourier	11
2.2.2. <i>Short-Time Fourier Transform</i>	12
2.3. TRANSFORMADA WAVELET.....	18
2.3.1. Traslación.....	21
2.3.2. Escala.....	22
2.3.3. Conjunción traslación y escala	23
2.3.4. Transformada <i>Wavelet</i> Continua	25
2.3.5. Transformada <i>Wavelet</i> Discreta.....	26
2.3.5.1. Filtraje: Aproximación y Detalles.....	27
2.3.5.2. Descomposición Multinivel.	30
2.3.6. Bases <i>Wavelet</i> Comúnmente usadas.....	31
2.3.6.1. <i>Wavelet</i> Haar.	32
2.3.6.2. <i>Wavelet</i> Daubechies.....	33
2.3.6.3. <i>Wavelet</i> Coiflet.....	35
2.3.6.4. <i>Wavelet</i> Symlet.	36
2.3.6.5. <i>Wavelet</i> Biortogonal.....	38
2.3.6.6. <i>Wavelet</i> Meyer.....	39
2.4. FENÓMENO SÍSMICO VOLCÁNICO	40

2.4.1.	¿Qué es un sismo?.....	42
2.4.2.	Tipos de Sismos.....	43
2.4.2.1.	Sismos Volcano-Tectónicos.....	45
2.4.2.2.	Sismos de Largo Periodo.....	48
2.4.2.3.	Sismos Híbridos.....	50
2.4.2.4.	Tremor Volcánico.....	51
CAPITULO III.....		54
PROCESAMIENTO DE LAS SEÑALES.....		54
3.1.	INTRODUCCIÓN.....	54
3.2.	DEFINICIÓN DE LAS HERRAMIENTAS SOFTWARE A UTILIZAR.....	55
3.3.	ACONDICIONAMIENTO DE LAS SEÑALES PARA SU LECTURA.....	56
3.3.1.	Adquisición y Organización de Datos.....	56
3.3.2.	Pre-Procesamiento.....	59
3.4.	PROCESAMIENTO DE SEÑALES.....	63
3.4.1.	Análisis en Tiempo.....	63
3.4.1.1.	Tiempo de Duración.....	64
3.4.1.2.	Tiempo en alcanzar el Pico Máximo y Valor del Pico Máximo..	65
3.4.1.3.	Entropía.....	65
3.4.1.4.	Valor RMS.....	66
3.4.1.5.	Valor de Diferencia de máximo y mínimo.....	67
3.4.1.6.	Relación de Valores Pico y de RMS.....	68
3.4.1.7.	Energía.....	69
3.4.1.8.	Densidad de Cruces por Cero.....	69
3.4.1.9.	Kurtosis.....	70
3.4.2.	Análisis en Frecuencia.....	71
3.4.2.1.	Mediante Fourier.....	71
3.4.2.1.1.	Valores máximos de la FFT.....	71
3.4.2.1.2.	Media de la FFT.....	72
3.4.2.1.3.	Valores máximos en la banda de frecuencia de 10 Hz a 20 Hz.....	73
3.4.2.1.4.	Valores máximos en la banda de frecuencia de 20 Hz a 30 Hz.....	74
3.4.2.1.5.	Valor RMS en la FFT.....	75
3.4.2.1.6.	Relación de Pico de Magnitud a RMS.....	76

3.4.2.1.7.	Energía de FFT.....	77
3.4.2.1.8.	Segundo y Tercer pico máximo.....	77
3.4.2.1.9.	Espectrograma STFT y Densidad Espectral de Potencia.....	78
3.4.2.2.	Análisis Mediante <i>Wavelet</i>	81
3.4.2.2.1.	Energía de WT.....	86
3.4.2.2.2.	Porcentaje de Energía de Niveles.....	86
3.4.2.2.3.	Características de Detalles y Aproximaciones de <i>Wavelet</i> ..	88
3.5.	CARACTERIZACIÓN DE LAS SEÑALES.....	92
3.5.1.	Métodos de Selección de Características.....	96
3.5.1.1.	<i>Filter</i>	98
3.5.1.2.	<i>Wrapper</i>	99
3.5.1.3.	<i>Embedded</i>	100
3.5.2.	Selección de Características.....	100
3.5.2.1.	Árboles de Decisión (CART).....	101
3.5.2.2.	Gram-Schmidt.....	110
3.5.2.3.	Interacción de Información.....	113
3.6.	ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	115
	CAPÍTULO IV.....	124
	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	124
4.1.	CONCLUSIONES	124
4.2.	RECOMENDACIONES	126
	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	127

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Cima del volcán Cotopaxi (Aguilera & Toulkeridis, 2005).....	5
Figura 2. Probabilidad de ocurrencia de una erupción del volcán Cotopaxi (Aguilera & Toulkeridis, 2005).....	6
Figura 3. Rutas de los lahares del Cotopaxi y tiempo de arribo a las ciudades principales (Aguilera & Toulkeridis, 2005).....	7
Figura 4. Una señal no estacionaria $x(t)$ (Gao & Yan, 2011).....	9
Figura 5. Ilustración de la Transformada de Fourier de una señal continua $x(t)$ (Gao & Yan, 2011).....	10
Figura 6. Transformada de Fourier de la señal $x(t)$ (Gao & Yan, 2011).....	11
Figura 7. Mapeo STFT en una representación tiempo-frecuencia (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).....	13
Figura 8. Ilustración de STFT en una señal (Gao & Yan, 2011).....	14
Figura 9. Resoluciones de frecuencia de tiempo asociadas con la técnica STFT. (a) Tamaño de la τ de ventana y (b) Tamaño de la ventana $\tau/2$ (Gao & Yan, 2011).....	15
Figura 10. Resultados de la STFT de la señal usando tres diferentes tamaños de ventana. (a) Tamaño de ventana 1.6 ms, (b) Tamaño de ventana 25.6 ms y (c) Tamaño de ventana 6.4 ms (Gao & Yan, 2011).....	17
Figura 11. Mapeo de una señal por la transformada Wavelet (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).....	19
Figura 12. Ilustración de la Transformada Wavelet (Gao & Yan, 2011).....	21
Figura 13. Ejemplo de una señal coseno para distintas escalas (Castro, 2002).....	22
Figura 14. Representación del plano tiempo-escala de la WT (Castro, 2002).....	24
Figura 15. Funcionamiento de la CWT (Castro, 2002).....	25
Figura 16. Proceso de Filtrado (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).....	28
Figura 17. Disminución de resolución, produce los coeficientes de DWT (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).....	29
Figura 18. Descomposición de la señal original X en una señal de alta frecuencia (Detalle) y una señal de baja frecuencia (Aproximación) (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).....	29
Figura 19. Modo de descomposición de la señal X , en la Transformada Wavelet (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).....	30
Figura 20. Procedimiento de 4 niveles de descomposición usando DWT. Nota: H filtro pasa bajo, G Filtro pasa alto (Gao & Yan, 2011).....	31
Figura 21. Representación gráfica de la Wavelet Haar (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).....	33
Figura 22. Familia Wavelet Daubechies de orden 2 a 10 (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).....	34
Figura 23. Wavelets Daubechies (izquierda) y Magnitud de Espectro (derecha). (a) Daubechies $N=2$ y (b) Daubechies $N=4$ (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).....	35
Figura 24. Wavelets Coiflet (izquierda) y Magnitud de Espectro (derecha). (a) Coiflet $N=2$ y (b) Coiflet $N=4$ (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).....	36

Figura 25. Familia Wavelet Coiflet de orden 1 a 5 (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).....	36
Figura 26. Wavelets Symlet (izquierda) y Magnitud de Espectro (derecha). (a) Coiflet N=2 y (b) Coiflet N=4 (Gao & Yan, 2011) (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).	37
Figura 27. Familia Wavelet Symlet de orden 2 a 8 (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).....	37
Figura 28. Familia Wavelet Biortogonal de orden 1.3, 1.5, 2.2 – 2.8, 3.1 – 3.9, 4.4, 5.5, 6.8 (Misititi, 2011).....	39
Figura 29. Wavelet Meyer (izquierda) y Magnitud de Espectro (derecha) (Gao & Yan, 2011).....	40
Figura 30. Ilustración gráfica de los diferentes tipos de espectro sísmico (Sanabria & Navas, 2012).....	42
Figura 31. Características de un Sismo (Sismos, 2010).....	43
Figura 32. Clasificación de sismos volcánicos, basándose en su forma de onda y contenido espectral. (a) Evento de Largo Periodo. (b) Evento Híbrido. (c) y (d) Sismos Volcano-Tectónicos (Lahr, Chouet, Stephens, Power, & Page, 1994).	45
Figura 33. Ejemplo de sismo volcano-tectónico, registrado en la isla Decepción (Antártida), en las 3 componentes (Ibañez & Camona).	46
Figura 34. Contenido espectral de un terremoto volcano-tectónico de la Isla Decepción (Ibañez & Camona).....	47
Figura 35. (Izquierda) Sismos de largo periodo registrados en el volcán Galeras durante la extrusión de un domo de lava en 1991. (Derecha) Espectro correspondiente (Gil Cruz & Chouet, 1997).	48
Figura 36. Enjambre de eventos de largo periodo registrado en el volcán Redoubt. Se muestran cinco minutos del movimiento vertical del suelo en una estación a 4 km del cráter (Almendros, 1999).....	49
Figura 37. Ejemplos de eventos de tipo híbrido registrados en la Isla Decepción. Se puede comprobar la llegada inicial a altas frecuencias, más la señal similar a la de los eventos de tipo L.P (Ibañez & Camona).....	50
Figura 38. Tremor Volcánico registrado en 1989, durante una erupción submarina junto a la península de Izu (Japón) (GIL CRUZ & CHOUET, 1997).....	51
Figura 39. Ejemplos de tremor volcánico registrado en el volcán Galeras (Colombia) durante la actividad eruptiva de mayo de 1989. Porción de las trazas de la componente vertical (izquierda), espectro correspondiente (derecha) (GIL CRUZ & CHOUET, 1997).	52
Figura 37. Etapas para Procesamiento de las Señales.....	54
Figura 38. Señal completa del registro sísmico (20 minutos).	58
Figura 39. Señal de evento sísmico.	59
Figura 40. Etapas para Pre-Procesamiento de las Señales.	59
Figura 41. Ilustración de la señal sísmica anulada la media matemática.	60
Figura 42. Ilustración de la señal sísmica anulada la tendencia lineal.....	61
Figura 43. Periodogramas de la señal sin evento sísmico y con evento sísmico. Selección de punto de corte para filtro Pasa-Alto.....	62
Figura 44. Ilustración de la señal sísmica sin error.	63

Figura 45. Tiempo de duración de los cuatro tipos de eventos sísmicos.....	64
Figura 46. Tiempo al pico máximo de los cuatro tipos de eventos sísmicos.....	65
Figura 47. Valor RMS de los cuatro tipos de eventos sísmicos.....	67
Figura 48. Valor de Diferencia entre máximos de los cuatro tipos de eventos sísmicos.	68
Figura 49. Valores pico y RMS de una señal FFT de un sismo tipo LP.....	69
Figura 50. Curvas de Tipo de Distribución de acuerdo a Kurtosis . (Romero & Zúnica, 2005).....	71
Figura 51. Valor máximo de frecuencia y amplitud de los cuatro tipos de eventos sísmicos.	72
Figura 52. Valor de la media de amplitud en FFT de los cuatro tipos de eventos sísmicos.	73
Figura 53. Valores máximos en la banda de 10 Hz a 20 Hz en FFT de los cuatro tipos de eventos sísmicos.	74
Figura 54. Valores máximos en la banda de 20 Hz a 30 Hz en FFT de los cuatro tipos de eventos sísmicos.	75
Figura 55. Valor RMS en FFT de los cuatro tipos de eventos sísmicos.	76
Figura 56. Valores pico y RMS de una señal FFT de un sismo tipo LP.....	77
Figura 57. Segundo y Tercer picos máximos en FFT de los cuatro tipos de eventos sísmicos.	78
Figura 58. STFT de un Evento Tipo LP.....	79
Figura 59. STFT de un Evento Tipo VT.	80
Figura 60. STFT de un Evento Tipo HB.	80
Figura 61. STFT de un Evento Tipo TRE.....	81
Figura 62. Señal Sísmica Tipo LP y Ampliación de Segmento de la misma.....	83
Figura 63. Comparación visual de la Wavelet madre tipo Daubechies orden db1- db10 y señal sísmica.	85
Figura 64. Descomposición Wavelet, en base a las frecuencias.....	86
Figura 65. Descomposición Wavelet, en base a Detalles y Aproximaciones.....	87
Figura 66. Porcentaje de Energía en los Niveles de Descomposición de la Wavelet en cuatro tipos de Señales sísmicas.	88
Figura 67. (1) Transformada FFT de A6 de una Señal tipo LP. (2) Frecuencia media de la FFT. (3) Valor RMS de A6.	89
Figura 68. (1) Transformada FFT de D6 de una Señal tipo LP. (2) Frecuencia media de la FFT. (3) Valor RMS de D6.....	89
Figura 69. (1) Transformada FFT de D5 de una Señal tipo LP. (2) Frecuencia media de la FFT. (3) Valor RMS de D5.....	90
Figura 70. (1) Transformada FFT de D4 de una Señal tipo LP. (2) Frecuencia media de la FFT. (3) Valor RMS de D4.....	90
Figura 71. (1) Transformada FFT de D3 de una Señal tipo LP. (2) Frecuencia media de la FFT. (3) Valor RMS de D3.....	91
Figura 72. (1) Transformada FFT de D2 de una Señal tipo LP. (2) Frecuencia media de la FFT. (3) Valor RMS de D2.....	91
Figura 73. (1) Transformada FFT de D1 de una Señal tipo LP. (2) Frecuencia media de la FFT. (3) Valor RMS de D1.....	92
Figura 74. Número de Eventos sísmicos de la Base de Datos.....	93

Figura 75. Selección de Variables: Técnica Filter (Gestal, 2009).	98
Figura 76. Selección de Variables: Técnica Wrapper (Gestal, 2009).	100
Figura 77. Pesos de Características mediante Índice Gini.	104
Figura 78. Pesos de Características mediante Índice Twoing.	106
Figura 79. Pesos de Características mediante índice de desviación.	108
Figura 80. Grafica representativa de la relación Señal a Ruido de los datos cuantizados	110
Figura 81. Valor Umbral 10-20 vs Frecuencia Máxima en A6.	118
Figura 82. Valor Umbral 10-20 vs Frecuencia Máxima en D5.	118
Figura 83. Frecuencia Máxima en A6 vs Porcentaje de Energía en Nivel D2.	119
Figura 84. Valor Umbral 10 – 20 vs Porcentaje de Energía en Nivel D5.	121
Figura 85. Resultados de datos del mes de julio, con el índice Gini.	122
Figura 86. Resultados de datos del mes de julio, con el índice de Twoing.	123
Figura 87. Resultados de datos del mes de julio, con el índice de desviación.	123

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Instrumentos de medición sísmica y rango espectral respectivo (Sanabria & Navas, 2012).....	41
Tabla 2. Formato de registro mensual de las señales sísmicas por el IGEPN.	57
Tabla 3. Ejemplos tomados para explicación de características obtenidas.	64
Tabla 4. Ejemplos tomados para explicación de características obtenidas.	71
Tabla 5. Características Generales de las Familias Wavelet Populares (Brij & Arvind, 2006).	82
Tabla 7. Características obtenidas de los eventos sísmicos.	93
Tabla 8. Características obtenidas mediante índice Gini.....	103
Tabla 9. Características obtenidas mediante índice Gini, para señales tipo LP y VT.....	104
Tabla 10. Características obtenidas mediante Regla de Twoing.....	105
Tabla 11. Características obtenidas mediante índice Twoing, para señales tipo LP y VT.....	106
Tabla 12. Características obtenidas mediante índice de desviación.	107
Tabla 13. Características obtenidas mediante índice de desviación, para señales tipo LP y VT.....	108
Tabla 14. Características obtenidas mediante Gram-Schmidt.....	112
Tabla 15. Características obtenidas mediante Gram Schmidt para señales tipo LP y VT.....	113
Tabla 16. Características obtenidas mediante Interacción de Información.....	114
Tabla 17. Características obtenidas mediante Interacción de Información para señales tipo LP y VT.....	115
Tabla 18. Grupos relevantes para el análisis de los cuatro tipos de eventos sísmicos.	116
Tabla 19. Características relevantes para el análisis de los cuatro tipos de eventos sísmicos.	117
Tabla 20. Características relevantes para el análisis de los cuatro tipos de eventos sísmicos.	119
Tabla 21. Características relevantes para el análisis de los dos tipos de eventos sísmicos más reportados en el volcán.....	120
Tabla 22. Valores de comprobación con los métodos de selección CART para el mes de julio.....	122

RESUMEN

El proyecto consiste en el análisis de señales sísmicas de una base de datos que contiene los seis primeros meses del año 2012 obtenida previamente del volcán Cotopaxi, previo al estudio se realiza el pre-proceso para cada una de las señales, el análisis de las señales se realiza en el dominio del tiempo y frecuencia usando: la transformada Fourier, Transformada Fourier de tiempo reducido escogiendo la ventana adecuada de desplazamiento y Wavelet, escogiendo la wavelet madre y el nivel de descomposición, indicados para trabajar con señales sísmicas. Mediante el procesamiento se obtienen un grupo de 79 características que servirán para la selección de las características relevantes de las señales sísmicas del volcán Cotopaxi. Se organizará las características en grupos: Características y etiquetas de los eventos sísmicos. La selección se realiza mediante los cinco métodos de caracterización CART con tres índices de relevancia: Gini, desviación estándar y regla de Twoing, Gram-Schmidt e Interacción de Información, para luego realizar un análisis comparativo de las características, deduciendo así las características más importantes encontradas para las señales sísmicas del volcán y finalizando con una prueba de los resultados con el mes de julio del 2012 como mes de prueba.

PALABRAS CLAVE: SEÑALES SÍSMICAS, FOURIER, WAVELET, SELECCIÓN DE CARACTERÍSTICAS, CART, GRAM-SCHMIDT, INTERACCIÓN DE INFORMACIÓN.

ABSTRACT

The project consists in the analysis of seismic signals from a database containing the first six months of 2012 previously obtained from the Cotopaxi volcano, before the study pre-processing is performed for each of the signals, the signal analysis is performed in the time domain and frequency domain using: the Fourier transform, Short-Time Fourier transform by choosing the appropriate wavelet and sliding window, choosing the mother wavelet and level of decomposition, appropriate for working with seismic signals. By processing a group of 79 characteristics that will help in the selection of the relevant features of seismic signals were obtained Cotopaxi volcano. Features will be organized into groups: Characteristics and labels seismic events. The selection is made by the five methods of characterization CART with three relevance index: Gini, standard deviation and Twoing rule, Gram-Schmidt and Interaction of Information, and then make a comparative analysis of the characteristics and inferring the most important features found for the volcano seismic signals and ending with a results test with the database of July 2012 like the test month.

KEYWORDS: SEISMIC SIGNALS, FOURIER, WAVELET, FEATURE SELECTION, CART, GRAM-SCHMIDT, INTERACTION INFORMATION.

GLOSARIO

A

An Aproximación nivel n.

B

BHE Componente Horizontal Este – Oeste.

BHN Componente Horizontal Norte – Sur.

BHZ Componente Vertical.

C

CART Classification and Regression Trees

CWT Transformada Wavelet Continua.

D

dB Decibelios.

dbN Wavelet Daubechies, N el tipo de Daubechies.

DFT Transformada de Fourier Discreta.

Dn Detalle nivel n.

DWT Transformada de Wavelet Discreta.

F

FFT Transformada Rápida de Fourier.

Fs Frecuencia de muestreo.

I

IDE	Entorno de Desarrollo Integrado.
IGEPN	Instituto Geográfico de la Escuela Politécnica Nacional.
IRIS	Incorporated Research Institutions Seismology.
L	
LP	Eventos Sísmicos de Largo Periodo.
M	
MATLAB®	MATrix LABoratory, “Laboratorio de Matrices”.
MatSAC	Conjunto de subrutinas Matlab®, para leer y escribir datos SAC.
MRA	Descomposición multinivel o multiresolución.
N	
N_c	Número de Característica.
NFFT	Número de puntos de muestreo FFT.
P	
PEC	Porcentaje de Energía.
P_N	Potencia del error.
P_s	Potencia de la señal.
PSD	Densidad Espectral de Potencia.
R	
RMS	Root Mean Square.
S	

SAC	Seismic Analysis Code.
Señal Natural	Señal original sísmica.
SNR_Q	Relación Señal a Ruido de Cuantización.
STFT	Transformada de Fourier de Tiempo Reducido.
T	
TF	Transformada de Fourier.
TH	Tremor volcánico en altas frecuencias.
TI	Tremor volcánico en frecuencias intermedias.
TL	Tremor volcánico de frecuencias bajas.
TRE	Eventos sísmicos tipos Tremor.
V	
VT	Eventos Sísmicos Volcano-Tectónico.
W	
Wavelet madre	Función principal, prototipo para general las otras funciones ventanas.
Wavelet	Onda pequeña, de longitud finita, de naturaleza oscilatoria.
WT	Transformada Wavelet.
WTM	Wavelet Madre.
X	
X_N	Datos Cuantizados.
X_S	Datos Reales.

ALFABETO GRIEGO

ε Ruido de Cuantización.

CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

1.1. ANTECEDENTES

El Instituto Geofísico mantiene una monitorización constante, a través de una red de cinco estaciones sísmicas, situadas en las cercanías del volcán Cotopaxi, las cuales son estaciones de banda ancha y banda corta, con sensores localizados de infrasonido y seis estaciones de periodo (Lyons, Segovia, & Ruiz, 2012).

En el 2004, las Universidades de Harvard, New Hampshire y North Carolina, conformaron un grupo de investigadores que realizaron la monitorización volcánica para el volcán Tungurahua en el Ecuador, empleando sensores acústicos de baja frecuencia.

Otro trabajo realizado por el mismo grupo de investigación, en el año 2006, desplegaron una red de dieciséis sensores sobre el volcán El Reventador en el Ecuador. La estación maestra se encargaba de la recolección de información acústica y sísmica, donde los sensores estaban equipados con micrófonos y sismómetros. Los eventos capturados entre 30 a 60 segundos se podían apreciar a través de una GUI (*Graphical User Interface*), realizándose un amplio trabajo en el procesamiento digital de las señales para una optimización de los recursos necesarios de la red (Lara, Vizcaino, Alvarez, & Acosta Freddy, 2009).

En el año 2009 empezó un proyecto realizado con fines de investigación por parte de la NASA, se refiere a un sistema satelital, basado en el procesamiento de información acerca de actividades vulcanológicas priorizando: una eventual erupción, presencia tanto de magma como flujos piroclásticos (mezcla de gases volcánicos calientes, materiales sólidos calientes y aire atrapado, que se mueve a nivel del suelo que resulta de ciertos

tipos de erupciones volcánicas) recibidos por parte de los sistemas sensores de monitorización vía web, en especial de sensores térmicos (Lara, Vizcaino, Alvarez, & Acosta Freddy, 2009).

En el año 2013 mediante la utilización del software para análisis hidráulicos HEC-RAS, especializado en calcular alturas de inundación y desbordamiento, se determinó los potenciales sectores de riesgo cercanos a la Universidad de las Fuerzas Armadas - ESPE, situada en las cercanías del río Pita causando afectación considerable en la parte frontal de la universidad y del río Santa Clara causando inundaciones parciales dentro de la institución (Carrillo, 2013).

1.2. JUSTIFICACION E IMPORTANCIA

El riesgo volcánico en el Cotopaxi, representa la posibilidad de que un fenómeno volcánico, de carácter destructivo, pueda ocurrir en algún momento del futuro mediato o inmediato (Aguilera & Toulkeridis, 2005).

Los equipos de lectura de eventos volcánicos con los que se cuenta en el país, proveen archivos de datos contenidos con las señales sísmicas de extensión .sac (SAC – Seismic Analysis Code) concedidas por parte del Instituto Geofísico de la Escuela Politécnica Nacional (IGEPN), pueden ser analizadas a profundidad, mediante una herramienta de programación, Matlab®.

Este proyecto permite brindar un gran aporte para las investigaciones respecto al volcán Cotopaxi, de tal manera que en proyectos o investigaciones futuras, este pueda ser usado para una monitorización en tiempo real del volcán Cotopaxi, volviéndose de esta manera una herramienta primordial para la caracterización de los sismos que ocurren en el volcán.

1.3. ALCANCE

El proyecto se basa en realizar un análisis de las señales sísmicas obtenidas en las estaciones cercanas al volcán Cotopaxi, información provista por del IGEPN, en el formato .sac.

El análisis de las señales, se realizó trabajando las señales en dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia, en frecuencia con: con la transformada de Fourier, conociendo que la resolución es más detallada con *Wavelet*, se utiliza también esta transformada, realizando una comparación entre las familias *wavelet* que existen y de esta manera se trabajó con la más adecuada, para este tipo de señales, los detalles se ve en el Capítulo 2.

Se acondiciona cada señal con el fin de obtener una con menor ruido, a través de un pre-proceso que incluye: Remover la media, tendencia lineal y error instrumental.

La transformada *wavelet* presenta importantes ventajas en cuanto a la caracterización y determinación de los parámetros de los eventos sísmicos. La elección de la familia *wavelet* más adecuada y la descomposición de la misma, son factores fundamentales en la aplicación de este método.

Para la caracterización de las señales de los eventos sísmicos, se emplea los parámetros obtenidos del procesamiento de las señales, con las transformadas de *wavelet*, Fourier y en el tiempo y posteriormente aplicando cinco técnicas de selección de características: índice de diversidad Gini, regla de Twoing, índice de desviación, Gram-Schmidt e interacción de información.

1.4. OBJETIVOS

1.4.1. Objetivo general

Analizar las señales sísmicas del volcán Cotopaxi, mediante la transformada *Wavelet* y Fourier para la caracterización de eventos sísmicos encontrados en las estaciones del volcán.

1.4.2. Objetivos específicos

- Determinar las transformadas con las que se trabajará para el análisis matemático de las señales sísmicas.
- Acondicionar las señales para la lectura y análisis en herramientas software adecuadas.
- Asignar los parámetros obtenidos para el análisis de las señales, con cada transformada.
- Caracterizar los tipos de eventos sísmicos ocurridos en las señales con los parámetros obtenidos.
- Analizar los resultados obtenidos y concluir con el estudio.

1.5. SISMICIDAD DEL VOLCÁN COTOPAXI

El Cotopaxi es uno de los volcanes más peligrosos del Ecuador, debido a su intensa actividad reciente y a su predisposición para originar lahares (Flujo torrencial de agua lodosa, cargada de partículas sólidas de varios tamaños, que se desplaza velozmente, desde las laderas de un volcán hacia los valles, directa o indirectamente desencadenado por una erupción), con la fusión de los glaciares. Esto hace que se liberen, súbitamente, enormes volúmenes de agua líquida que engloban los materiales volcánicos granulares, se densifican paulatinamente y transitan por los cauces naturales que se originan en el volcán, arrastrando cualquier objeto que encuentre a su paso (Aguilera & Toulkeridis, 2005).



Figura 1. Cima del volcán Cotopaxi (Aguilera & Toulkeridis, 2005).

Como se puede apreciar en la Figura 1, la fusión del hielo glacial en la cima del cono es una manifestación de la reactivación volcánica del Cotopaxi, por lo que la próxima erupción del volcán es un hecho inevitable y al tratarse de un volcán activo el estudio e investigación del mismo es importante no solo para la institución educativa sino para el país.

Es imposible precisar la fecha exacta en que la erupción del Cotopaxi ocurrirá, en vista que la previsión de las erupciones se la puede concebir solamente en términos probabilísticos. De acuerdo con los datos históricos y la reconstrucción de la historia del volcán, una erupción del Cotopaxi tiene una elevada probabilidad de que ocurra en el lapso de los próximos 50 años, se puede apreciar en la Figura 2 la probabilidad de erupción del Cotopaxi (Aguilera & Toulkeridis, 2005).

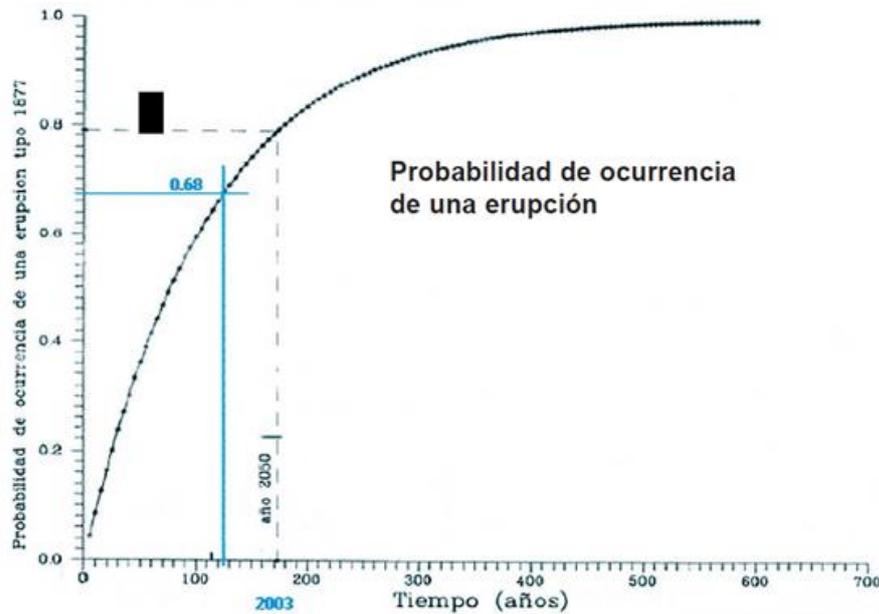


Figura 2. Probabilidad de ocurrencia de una erupción del volcán Cotopaxi (Aguilera & Toulkeridis, 2005).

La última erupción del Cotopaxi ocurrió en 1877, tuvo como consecuencias en el país:

- Espesor del depósito acumulado de **ceniza** en Quito fue de unos 6 mm; un poco menos en Latacunga; y, en Machachi, 2 cm. En Guayaquil, la lluvia de ceniza empezó a las 09h00 del 26 de junio (el mismo día de la erupción) y duró, con breves interrupciones, hasta el 1 de julio de 1877. En el área comprendida entre Guayaquil y Manta fue notorio el fenómeno de caída de cenizas
- Los flujos piroclásticos no se extienden más allá del cono volcánico y, por consiguiente, no constituyen un riesgo directo para ninguna población.
- Durante los últimos 470 años que cubre el período histórico, el Cotopaxi ha originado por lo menos diez eventos destructivos de lahares en la ciudad de Latacunga, de ellos, existen crónicas sobre

tres que afectaron gravemente al Valle de Los Chillos (1768, 1877 y 1885) y dos que destruyeron a Puerto Misahuallí (1744 y 1877).

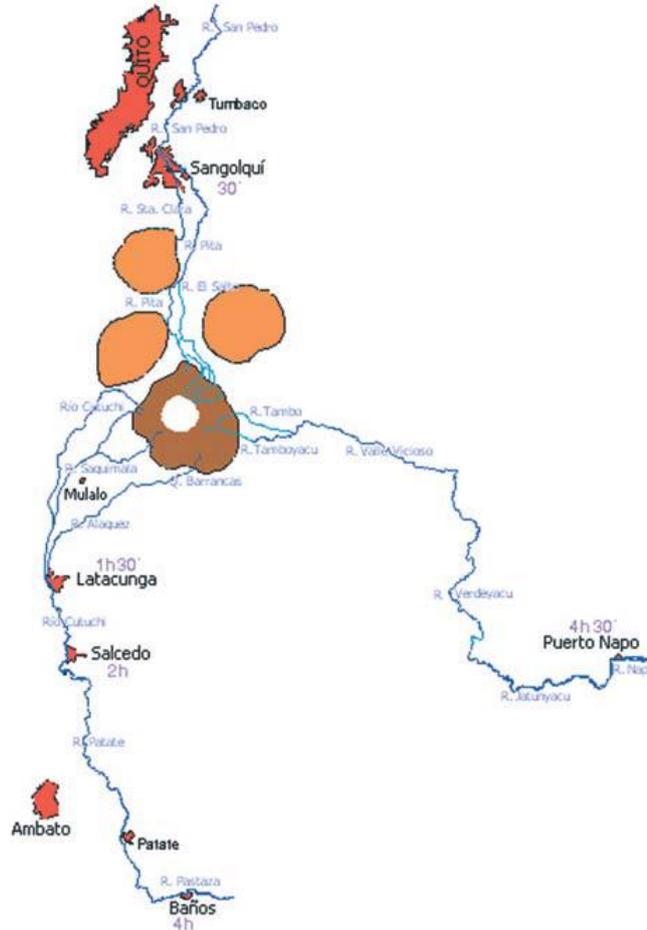


Figura 3. Rutas de los lahares del Cotopaxi y tiempo de arribo a las ciudades principales (Aguilera & Toulkeridis, 2005).

El arribo de lahares al sector de Sangolquí, donde está situada la ESPE, es de apenas 30 minutos como se ve en la Figura 3, lo cual es un lapso de tiempo bastante corto para evacuación y si el aviso emergente de erupción no es anunciado a tiempo se acorta más, para lo cual es necesario un constante monitoreo y detección de eventos en tiempo real, para evitar pérdidas humanas a causa del desastre natural que se causaría.

CAPÍTULO II

FUNDAMENTO TEÓRICO

2.1. INTRODUCCIÓN

Este capítulo presenta una visión general de los conceptos básicos que son importantes para la comprensión de las herramientas matemáticas, empleadas en el trabajo.

En un principio se presentan los conceptos básicos relacionados con el procesamiento de señales, resumiendo el concepto de “transformada”, además se explica cuándo y el porqué del empleo de la transformada de Fourier, que aun siendo la transformada que más se emplea en el procesamiento de señales para determinados casos no es la técnica más idónea, como al momento de necesitar una resolución más exacta como se consigue con STFT (*Short-Time Fourier Transform*) y posterior con *Wavelet* (Gao & Yan, 2011).

A lo largo del tiempo como intento de corrección de las deficiencias de la transformada de Fourier, se desarrolla la Transformada Corta de Fourier (STFT), la cual se presenta en el capítulo actual. La Transformada *Wavelet* fue desarrollada como una alternativa a la primera, con el fin de resolver el problema de la resolución tiempo-frecuencia presentado en la STFT.

La técnica de multiresolución (MRA, *Multi-Resolution Analysis*), analiza la señal para diferentes frecuencias con diferentes resoluciones. Cada componente espectral, por lo tanto, no se resuelve de idéntica forma, como en el caso de la STFT. Este análisis es la idea básica que subyace detrás de la transformada *Wavelet*. Este análisis es diseñado para proporcionar una buena resolución temporal y pobre resolución en frecuencia para las altas frecuencias y buena resolución en frecuencia y baja en tiempo para bajas frecuencias. Este tratamiento adquiere un sentido especial cuando las señales a manejar tienen

componentes de alta frecuencia de corta duración y componentes de baja frecuencia de larga duración (Gao & Yan, 2011) (Castro, 2002).

2.2. TRANSFORMADA DE FOURIER

La transformada de Fourier es probablemente la herramienta de procesamiento de señales más ampliamente aplicada en la ciencia y la ingeniería. Se revela la composición de frecuencia de una serie de tiempo $x(t)$ mediante su transformación del dominio del tiempo al dominio de frecuencia.

Joseph Fourier (1822), indica que una señal aperiódica puede ser representada por una integral ponderada de una serie de funciones seno y coseno, tal integral se denomina la transformada de Fourier.

Usando la notación de producto interno, la transformada de Fourier de una señal $x(t)$ se puede expresar a una función periódica como una suma de exponenciales complejas periódicas tal como se muestra en la siguientes ecuaciones (1) de análisis y (2) de síntesis (transformada de Fourier inversa).

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot e^{-2\pi jft} dt \quad (1)$$

$$X(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) \cdot e^{2\pi jft} df \quad (2)$$

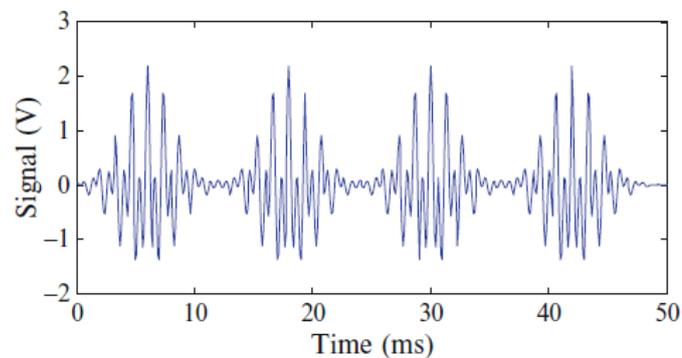


Figura 4. Una señal no estacionaria $x(t)$ (Gao & Yan, 2011).

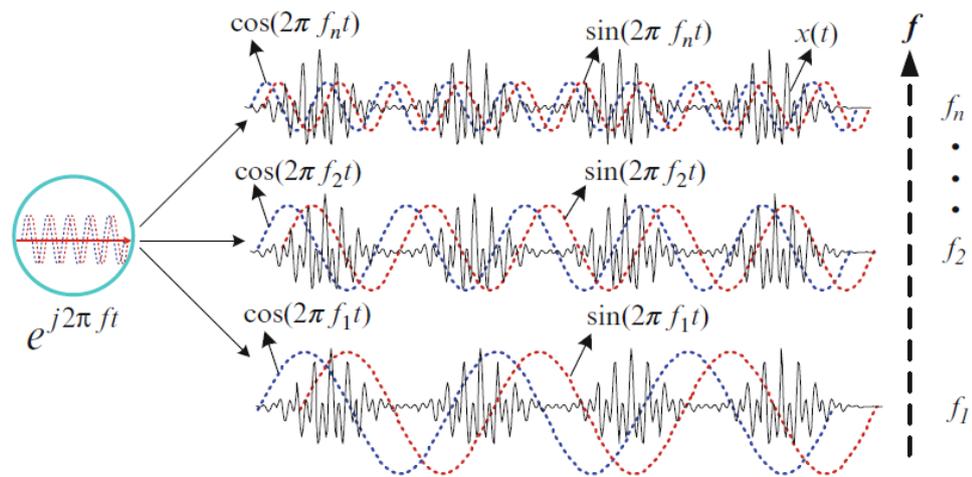


Figura 5. Ilustración de la Transformada de Fourier de una señal continua $x(t)$ (Gao & Yan, 2011).

En la Figura 5 se representa gráficamente el proceso para obtener la transformada de Fourier de una señal continua representada en la Figura 4.

Para calcular la Transformada de Fourier Discreta (DFT, *Discret Fourier Transform*) de una señal con N muestras, es necesaria 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.

Tal operación se lleva a un total de N^2 de operaciones aritméticas. Por lo que el tiempo de cálculo es mayor, así como el número de las muestras aumenta. Por ejemplo, una serie de tiempo de $N = 256$ (es decir, 2^8) toma muestras de 65,536 pasos operativos para completar, mientras que para $N = 4096$ (es decir, 2^{12}), un total de 16777216 pasos serán necesarios para calcular su DFT. El alto costo computacional limita la aplicación generalizada de la DFT en su fase inicial, por lo que es necesario un algoritmo más eficiente, este algoritmo se conoce como la transformada rápida de Fourier (FFT, *Fast Fourier Transform*) y lo que hace es romper de forma recursiva el número de muestras de datos de gran tamaño a muestras más pequeñas, dividiendo la transformación con tamaño N en dos partes de tamaño $N/2$ en cada paso y reducir las operaciones aritméticas para un total de $N \log(N)$. En comparación

con las operaciones de N^2 requeridos para DFT, esto representa una reducción de tiempo de hasta 96%, cuando, por ejemplo, el número de la muestra de datos N es 256 (Gao & Yan, 2011).

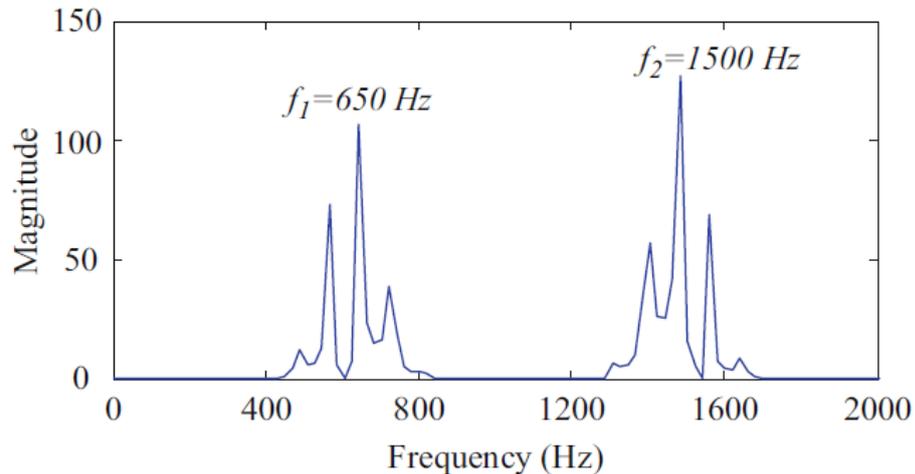


Figura 6. Transformada de Fourier de la señal $x(t)$ (Gao & Yan, 2011).

La transformada de Fourier de la señal en la Figura 4, se ilustra en la Figura 6, donde se muestra dos grandes picos de frecuencia de 650 y 1500 Hz, respectivamente.

2.2.1. Limitaciones del Análisis de Fourier

La Transformada de Fourier es ampliamente utilizada en el procesamiento y análisis de señales dando resultados satisfactorios en los casos en que estas señales son periódicas y lo suficientemente regulares, pero no ocurre lo mismo para el análisis de señales cuyo espectro varía con el tiempo (señales no estacionarias).

Tomando el caso en el que la función $x(t)$ a descomponer, es una señal dependiente del tiempo, puede decirse que las funciones de la base de Fourier son de duración infinita en el tiempo, pero locales en frecuencia.

La Transformada de Fourier detecta la presencia de una determinada frecuencia pero no brinda información acerca de la evolución en el tiempo de las características espectrales de la señal. Muchos aspectos temporales de la señal, tales como el comienzo y el fin de una señal finita y el instante de aparición de una singularidad en una señal transitoria, no pueden ser analizados adecuadamente por el análisis de Fourier. Para los casos de señales no estacionarias y transitorias se utiliza generalmente la Transformada de Fourier con Ventana (Castro, 2002).

En la práctica, los fenómenos de fuga y solapamiento pueden ocurrir durante el cálculo de la DFT: Las fugas se deben a las discontinuidades que tienen lugar cuando una señal se amplía periódicamente para realizar la DFT. La aplicación de una ventana en la señal para contener un período completo puede evitar la fuga del suceso; El solapamiento se produce cuando se viola el teorema de muestreo de Shannon, haciendo que el componente de frecuencia aparezca en diferentes lugares en el espectro de frecuencias. Esto puede ser resuelto asegurando la frecuencia de muestreo a ser al menos dos veces tan grande como el componente de frecuencia máxima contenida en la señal (Gao & Yan, 2011).

Como se puede apreciar en la Figura 6, esta no revela cómo el contenido de frecuencia de la señal varían con el tiempo, es decir, la Figura no revela si las dos componentes de frecuencia están presentes continuamente durante todo el tiempo de observación o sólo a ciertos intervalos, como implícitamente se muestra en la representación en el dominio del tiempo. Debido a que la estructura temporal de la señal no se revela, el mérito de la transformada de Fourier es limitada; específicamente, no es adecuado para el análisis de señales no estacionarias.

2.2.2. Short-Time Fourier Transform.

Dennis Gabor (1946) adaptó la transformada de Fourier para analizar sólo una pequeña parte de la señal a la vez mediante la técnica de

enventanado, para corregir la deficiencia de la transformada de Fourier, la cual no tiene mecanismo alguno para identificar el comienzo y final de la onda sinusoidal intermitente (Gabor, 1946). La adaptación de Gabor se llama transformada de Fourier de corto tiempo (STFT). Se introduce una ventana de análisis de cierta longitud que se desliza a través la señal de a lo largo del eje de tiempo para llevar a cabo un "tiempo-localizada" transformada de Fourier (Gao & Yan, 2011).

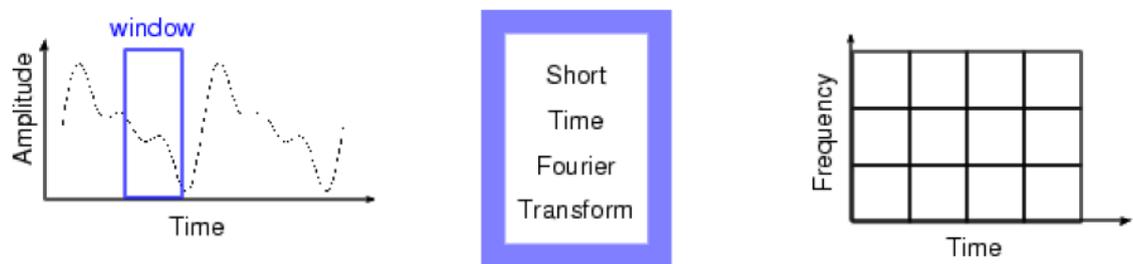


Figura 7. Mapeo STFT en una representación tiempo-frecuencia (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

La Figura 7 ilustra el deslizamiento de la ventana a lo largo de la señal de manera simple y entendible.

En la Figura 8, la STFT emplea una ventana deslizante en función de $g(t)$ que se centra en el tiempo τ . Para cada τ se especifica, un tiempo-localizada de la transformada de Fourier que se ejecuta sobre la señal $x(t)$ dentro de la ventana. Posteriormente, la ventana se mueve por τ a lo largo de la línea de tiempo y otra transformada de Fourier se lleva a cabo. A través de tales operaciones consecutivas, se puede realizar la transformada de Fourier completando toda la señal. El segmento de señal dentro de la función de ventana se supone que es aproximadamente estacionaria. Como resultado, la STFT se descompone en una señal de dominio de tiempo en una representación tiempo-frecuencia 2D y las variaciones del contenido de frecuencia de la señal dentro de la función de ventana se revelan (Gao & Yan, 2011).

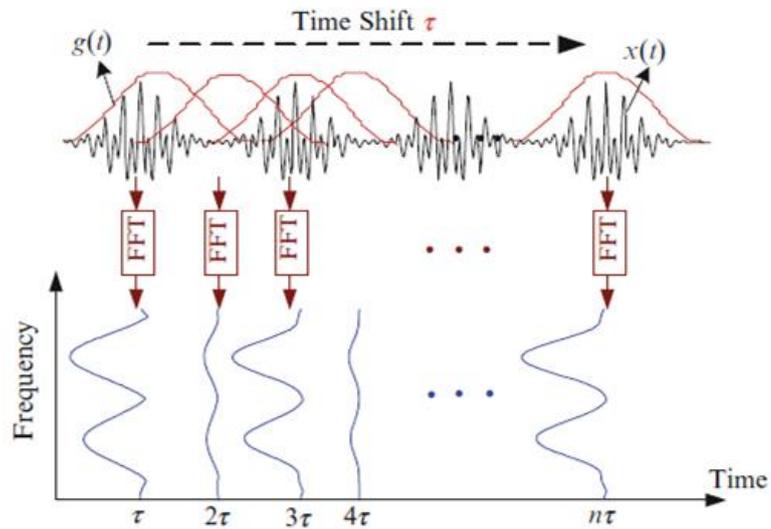


Figura 8. Ilustración de STFT en una señal (Gao & Yan, 2011).

Como se puede apreciar en la Figura 8, nos muestra cuándo y en qué frecuencia ocurre un cierto evento en la señal, la información que se obtiene es de limitada precisión, puesto que está determinada por el tamaño de la ventana. El inconveniente es que una vez elegido un tamaño determinado de la ventana de tiempo, ésta es igual en todas las frecuencias. Sin embargo, muchas señales requieren un enfoque más flexible, uno en la que pueda variar el tamaño de la ventana para determinar con mayor precisión el tiempo o la frecuencia; aunque una ventana de tiempo más larga mejora la resolución de frecuencia, mientras provoca que el tiempo de resolución sea pobre debido a que la transformada de Fourier pierde todo el tiempo de resolución sobre la duración de la ventana (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

La STFT se puede expresar como:

$$STFT(\tau, f) = \int x(t)g(t - \tau)e^{-j2\pi ft} dt \quad (3)$$

A medida que el tiempo y la frecuencia de las resoluciones de una función de ventana dependen solo del parámetro τ , una vez que se elige la función de ventana, el tiempo y la frecuencia de las resoluciones, sobre todo el plano tiempo-frecuencia estos son fijos. Ilustrado en la Figura 9, se ve dos

escenarios en los que los productos de las resoluciones de tiempos y la frecuencia de la función de ventana (es decir, el área definida por el producto de $\Delta\tau$ y Δf) son los mismos, independientemente del tamaño de la ventana actual (τ o $\tau/2$) empleados.

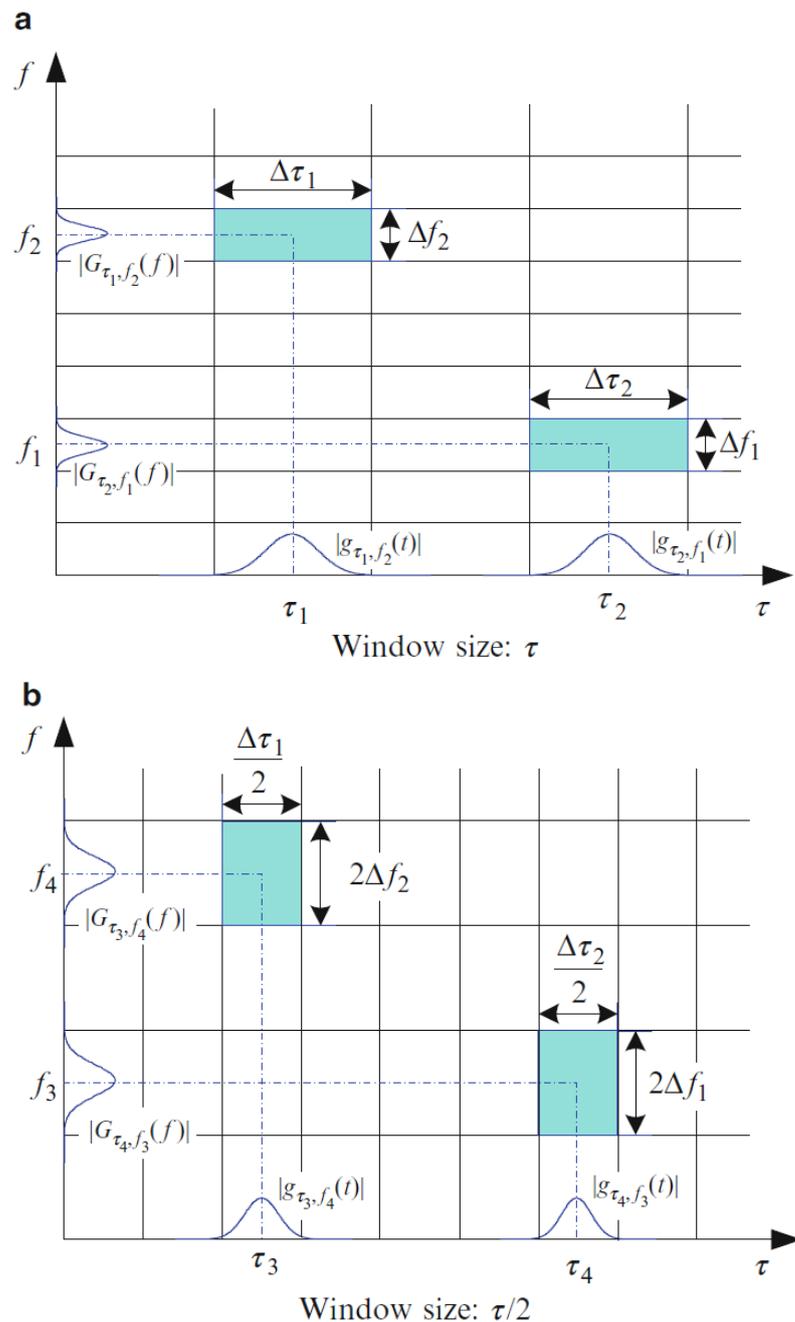


Figura 9. Resoluciones de frecuencia de tiempo asociadas con la técnica STFT. (a) Tamaño de la τ de ventana y (b) Tamaño de la ventana $\tau/2$ (Gao & Yan, 2011).

El efecto del tamaño de la ventana τ en el tiempo y las resoluciones de frecuencia se ilustra en la Figura 10. En total, se eligieron tres diferentes tamaños de ventana (es decir, 1,6, 6,4 y 25,6 ms). Mientras que la más pequeña anchura de la ventana de 1,6 ms ha proporcionado alta resolución de tiempo en la separación de los cuatro trenes de impulsos contenidos en la señal, como se ilustra en la Figura 10a, su resolución de frecuencia es demasiado baja para diferenciar los dos elementos transitorios de tiempo solapados dentro de cada grupo.

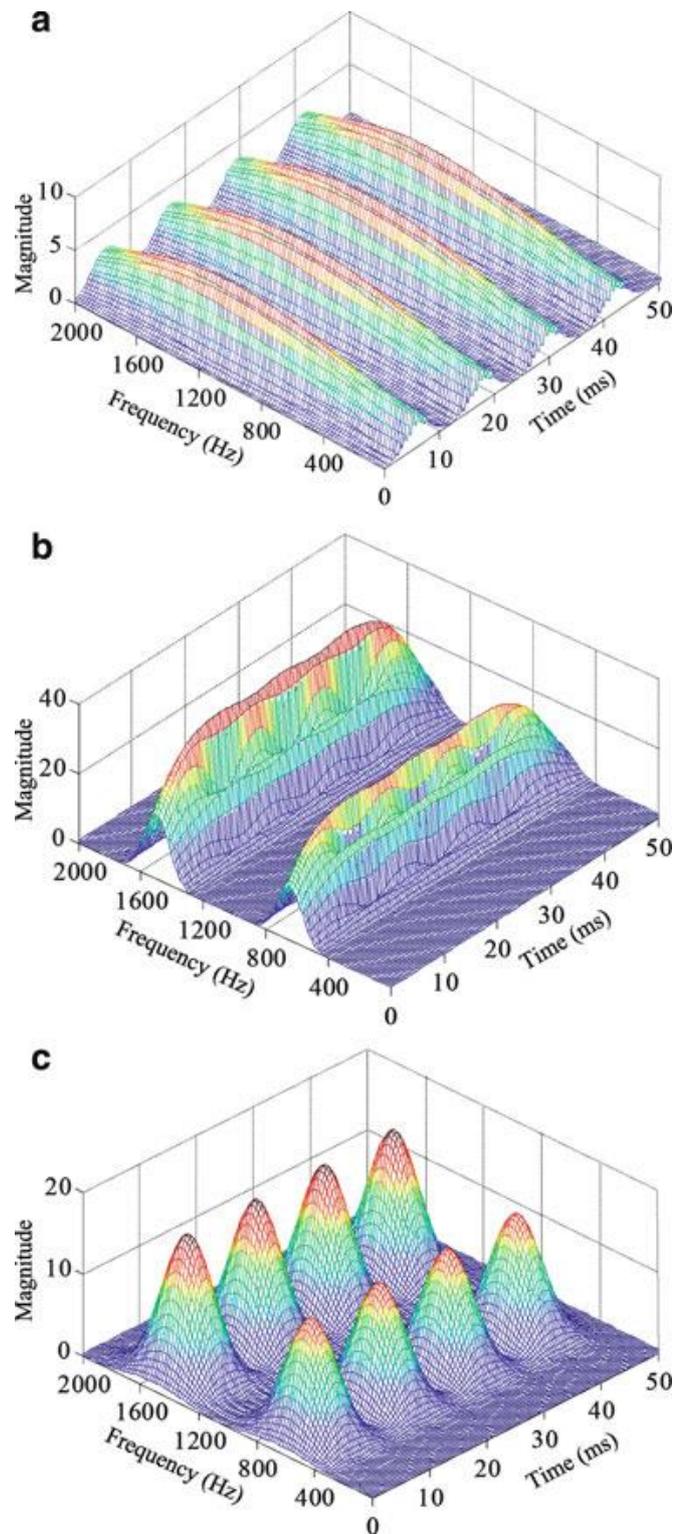


Figura 10. Resultados de la STFT de la señal usando tres diferentes tamaños de ventana. (a) Tamaño de ventana 1.6 ms, (b) Tamaño de ventana 25.6 ms y (c) Tamaño de ventana 6.4 ms (Gao & Yan, 2011).

Como resultado, los elementos de frecuencia se muestran como un grupo de constantes localizadas en el plano tiempo-frecuencia. En contraste, la mayor anchura de la ventana de 25,6 ms proporcionó buena resolución de frecuencia para ilustrar los dos componentes de frecuencia en la Figura 10b. Sin embargo, la resolución de tiempo era insuficiente para distinguir los cuatro trenes de impulsos que son separados con un intervalo de 12 ms. El mejor rendimiento global viene dado por el ancho de la ventana de 6,4 ms, que se muestra en la Figura 10c, que permitía que todos los transitorios sean diferenciados adecuadamente en el plano tiempo-frecuencia (Gao & Yan, 2011).

La desventaja inherente de la STFT motiva a los investigadores a buscar otras técnicas que más adecuadas para el procesamiento de señales no estacionarias. Una de estas técnicas, es la transformada *Wavelet*.

2.3. TRANSFORMADA WAVELET

Básicamente, lo que hace la transformada *Wavelet* es filtrar una señal en el dominio del tiempo mediante filtros paso bajo y paso alto que eliminan ciertas componentes de alta o baja frecuencia de la señal, el procedimiento se repite para las señales resultantes del proceso de filtrado anterior.

Por ejemplo, se tiene una señal con frecuencias de hasta 1000 Hz, en la primera etapa de filtrado la señal es dividida en dos partes haciéndola pasar a través de un filtro paso-bajo y un filtro paso-alto con lo cual se obtienen dos versiones diferentes de la misma señal: una que corresponde a las frecuencias entre 0 y 500 Hz. (paso bajo) y otra que corresponde a las frecuencias entre 500-1000 Hz. (paso alto). Posteriormente, se toma las frecuencias bajas y se hace nuevamente la misma división. Esta operación se denomina descomposición.

Se toma la parte de la señal correspondiente al filtro paso bajo teniendo tres conjuntos de datos, cada uno de los cuales corresponde a la misma señal pero a distintas frecuencias: 0-250 Hz., 250-500 Hz. y 500-1000 Hz. A continuación se vuelve a tomar la señal correspondiente a la parte del filtrado de paso bajo haciéndola pasar nuevamente por los filtros paso bajo y paso alto, de esta forma ya se tendrían 4 conjuntos de señales correspondientes a las frecuencias 0-125 Hz., 125- 250 Hz., 250-500 Hz. y 500-1000Hz. El proceso continúa hasta que la señal se ha descompuesto en un cierto número de *niveles* predefinidos. Finalmente se cuenta con un grupo de señales que representan la misma señal, pero correspondientes a diferentes bandas de frecuencia. Para cada una de estas bandas se conocen sus respectivas señales, si se juntan todas y se presentan en una gráfica tridimensional se tendría tiempo en un eje, frecuencia en el segundo y amplitud en el tercer eje. De esta forma, es posible establecer que frecuencias existen para un tiempo dado (Castro, 2002).

El análisis *Wavelet* representa una técnica de ventanas con regiones de tamaño variable. Este análisis permite el uso de largos intervalos de tiempo donde desee mayor precisión en información de baja frecuencia y pequeños intervalos donde desee información de alta frecuencia, valiéndose de la escala que muestra la Figura 11. (Pazmiño, 2012).

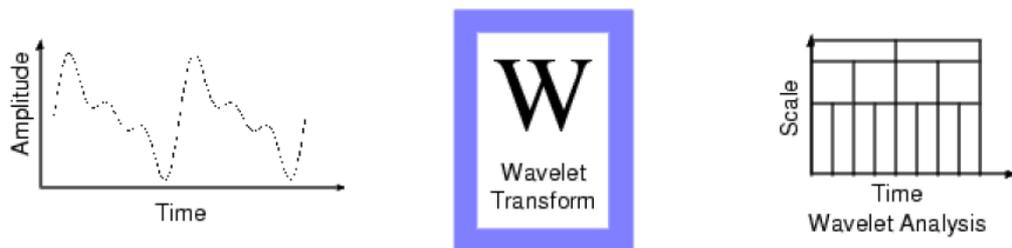


Figura 11. Mapeo de una señal por la transformada *Wavelet* (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

De manera muy general, la Transformada *Wavelet* de una función $x(t)$ es la descomposición de $x(t)$ en un conjunto de funciones, $\psi_{s,\tau}(t)$, que forman

una base y son llamadas las “*Wavelets*” (Sheng, 1996). La Transformada *Wavelet* se define como:

$$wt(s, \tau) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi_{s,\tau}^*(t) dt. \quad (4)$$

Las *Wavelets* son generadas a partir de la traslación y cambio de escala de una misma función *Wavelet* $\psi(t)$, llamada la “*Wavelet madre*” y se define como:

$$\psi_{s,\tau}(t) = \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (5)$$

En las ecuaciones (4), (5) y (6) s es el factor de escala y τ es el factor de traslación. El símbolo $\psi^*(\cdot)$ representa la conjugación compleja de la base *Wavelet* a lo largo del eje del tiempo. Como ejemplo, si se trabajara con la *Wavelet* Morlet $\psi(t) = e^{i2\pi f_0 t} e^{-\frac{t^2}{s^2 \beta^2}}$ como *Wavelet* madre se representaría: (Gao & Yan, 2011) (Daubechies, 1992).

$$\psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) = e^{i2\pi f_0 \frac{t-\tau}{s}} e^{-\frac{(t-\tau)^2}{s^2 \beta^2}} \quad (6)$$

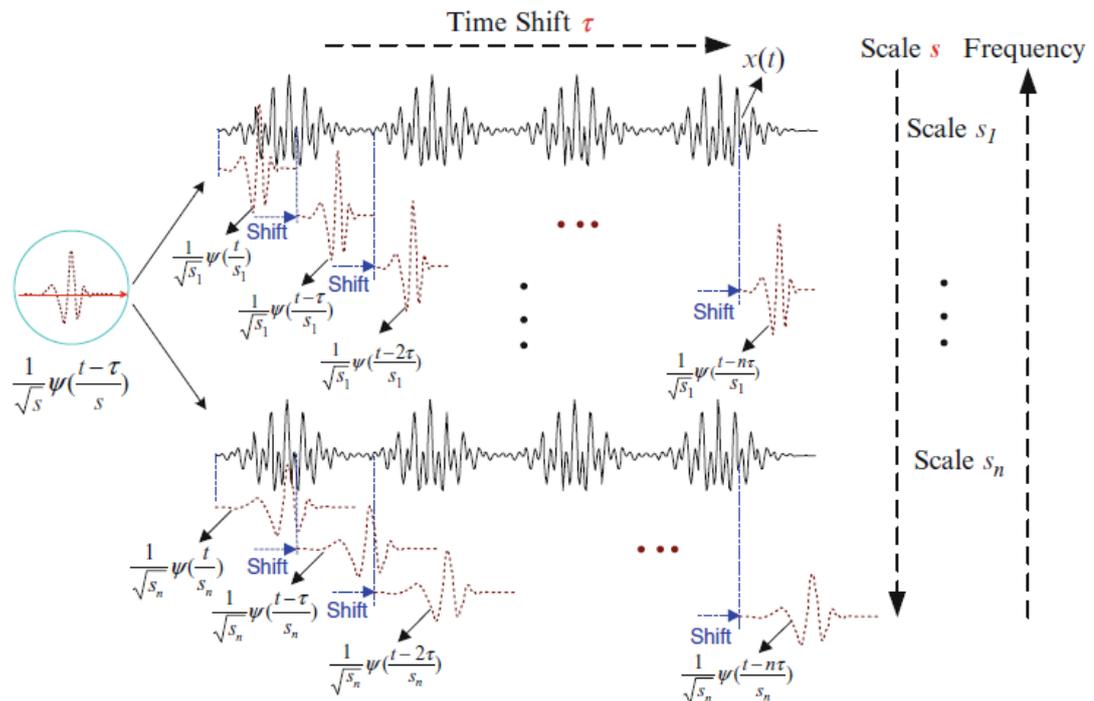


Figura 12. Ilustración de la Transformada *Wavelet* (Gao & Yan, 2011).

En contraste con la técnica STFT, donde el tamaño de la ventana es fija, la transformada *Wavelet* permite tamaños de ventana variables en el análisis de diferentes componentes de frecuencia dentro de una señal. Esto se realiza mediante la comparación de la señal con un conjunto de funciones de plantilla obtenida a partir de la escala (es decir, la dilatación y la contracción) y el desplazamiento (es decir, la traslación a lo largo del eje de tiempo) de una *Wavelet base* $\psi(t)$ y en busca de sus similitudes, como es ilustrado en la Figura 12 (Gao & Yan, 2011).

2.3.1. Traslación

El término traslación está relacionado con la localización de la ventana a medida que ésta se desplaza a través de la señal. Obviamente, este término corresponde a la información del tiempo en el dominio transformado. En el caso de la transformada *Wavelet* se tiene un parámetro de “escala” el que se define como:

$$\text{Escala} = \frac{1}{f} \quad (7)$$

La relación entre la escala y la frecuencia consiste en que las escalas menores corresponden a altas frecuencias y las escalas mayores corresponden a bajas frecuencias.

2.3.2. Escala

En el análisis *Wavelet* el parámetro escala es análogo con el parámetro escala utilizado en los mapas. Tal como en este último caso, las altas escalas corresponden a una visión global no detallada (de la señal) y las bajas escalas corresponden a una vista detallada. De igual manera, en términos de frecuencia, las bajas frecuencias (altas escalas) corresponden a una información global de la señal que comúnmente abarca toda la señal, mientras que las altas frecuencias (escalas bajas) corresponden a una información detallada de una característica oculta en la señal que comúnmente dura un tiempo relativamente pequeño.

En la Figura 13, se encuentra la explicación gráfica del término escala:

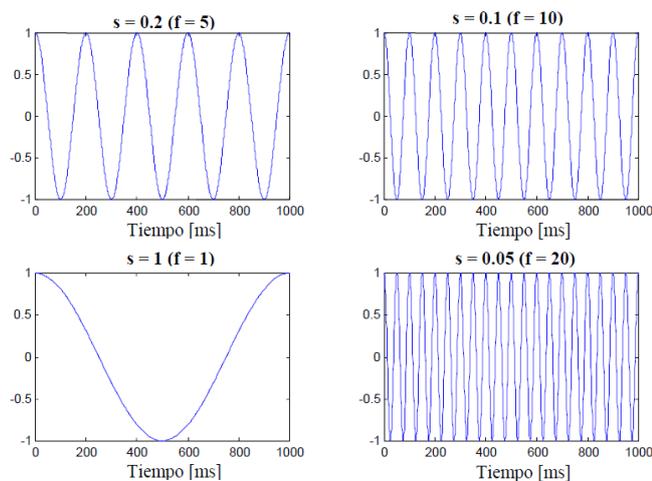


Figura 13. Ejemplo de una señal coseno para distintas escalas (Castro, 2002).

El escalamiento como operación matemática produce una dilatación o una compresión de una señal; las altas escalas corresponderán a señales dilatadas y las escalas pequeñas corresponden a señales comprimidas. Todas las señales mostradas en la Figura 13 nacen de la misma señal coseno, es decir son versiones comprimidas o dilatadas de la misma función. En la Figura 13, para $s = 0.05$ se tiene la menor escala y para $s = 1$ la mayor.

En términos de funciones matemáticas, si $f(t)$ es una función dada $f(s, t)$ corresponderá a una versión contraída (comprimida) de $f(t)$ si $s > 1$ y a una versión expandida (dilatada) de $f(t)$ si $s < 1$.

En la definición de la transformada *Wavelet*, el término de escalamiento aparece en el denominador y por lo tanto la situación es opuesta a la descrita en el párrafo anterior; es decir escalas $s > 1$ dilatan la señal mientras que escalas $s < 1$ comprimen la señal (Castro, 2002).

Así, cambiando el valor de escala se cubren rangos diferentes de frecuencias. Valores grandes del parámetro s corresponden a frecuencias de menor rango, o una escala grande de $\psi_{s,\tau}(t)$. Valores pequeños de s corresponden a frecuencias de mayor rango o una escala muy pequeña de $\psi_{s,\tau}(t)$ (Daubechies, 1992).

2.3.3. Conjunción traslación y escala

En señales que corresponden a fenómenos o aplicaciones reales las escalas bajas (altas frecuencias) no tiene una larga duración en la señal, sino que aparecen de tiempo en tiempo como picos o “spikes”. Sin embargo las altas escalas (bajas frecuencias) comúnmente duran todo el tiempo de duración de la señal.

Debido a que la WT (*Wavelet Transform*) incluye información relacionada con el tiempo y la frecuencia, la representación gráfica de esta transformada se realiza en un plano denominado plano tiempo-escala, representado en la Figura 14. Cada celda en esta figura, representa un valor de la WT en dicho plano. Es de destacar el hecho que estas celdas tienen un área no nula, lo cual indica que no es posible conocer el valor de un punto particular. Sin tener en cuenta las dimensiones de las celdas, sus áreas, tanto en la STFT como en la WT, son las mismas y están determinadas por el principio de incertidumbre de Heisenberg.

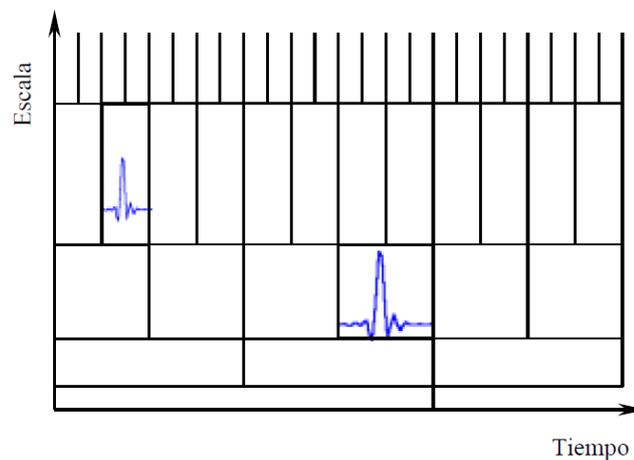


Figura 14. Representación del plano tiempo-escala de la WT (Castro, 2002).

Las dos operaciones básicas de escalado y traslación definen el enrejado del plano tiempo-escala. En caso de tener buena resolución temporal, la *Wavelet* madre, representada en el eje inferior, se estrecha, con lo que se pierde resolución en la frecuencia. Si la *Wavelet* madre se ensancha, se pierde resolución en el tiempo, pero se gana en la frecuencia. Así, variando la anchura y desplazándola por el eje temporal, se calcularía el valor correspondiente a cada celda (Castro, 2002).

2.3.4. Transformada *Wavelet* Continua

En el caso de este tipo de transformada, los parámetros cambian de forma continua. Esta representación ofrece la máxima libertad en la elección de la *Wavelet*, con la única restricción que satisfaga la condición de media nula. Esta condición permite que la CWT (*Continuous Transform Wavelet*) sea invertible en rango. La transformada inversa viene dada por: (Castro, 2002).

$$x(t) = \frac{1}{K_\psi} \int_0^\infty \frac{ds}{s^2} \int_{-\infty}^{+\infty} wt_x(s, \tau) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) d\tau \quad (8)$$

En la ecuación (8) ψ satisface la condición de media nula comentada anteriormente, con K_ψ dada:

$$K_\psi = \int_0^{+\infty} \frac{|\psi(f)|^2}{f} . df < \infty \quad (9)$$

En la ecuación (9), $\psi(f)$ es la representación de la transformada de Fourier de $\psi(t)$ (Gao & Yan, 2011).

Desde un punto de vista intuitivo, la CWT consiste en calcular un índice de semejanza entre la señal que está siendo analizada y la *Wavelet* (Castro, 2002).

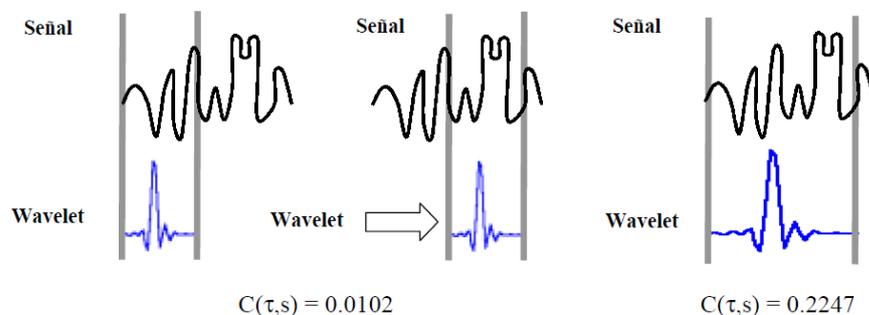


Figura 15. Funcionamiento de la CWT (Castro, 2002).

Como se aprecia en la Figura 15, se toma la *Wavelet* madre y se calcula su correlación con cierta sección de la señal. Se desplaza en el eje temporal y se calcula la correlación con la siguiente sección. Al terminar, se escala la *Wavelet* y se repite el proceso, tal como se muestra en el tercer caso (Castro, 2002).

Para implementar la CWT se obtiene los coeficientes del tren de ondas directamente a partir de (4). El procedimiento de cálculo es el siguiente:

1. Tomar una *Wavelet* madre, colocar al principio de la señal y establecer $s = 1$.
2. Dados dos valores τ y s , calcular un coeficiente $w_t(s, \tau)$ mediante las ecuaciones (4) y (5), que represente la correlación entre la *Wavelet* y la sección de la señal bajo análisis. Cuanto mayor sea éste, mayor es la similitud, con lo cual es interesante resaltar que los resultados dependerán por tanto de la forma de la *Wavelet*.
3. La función *Wavelet* a escala "1" se multiplica por la señal, integrada en todo momento y luego multiplica por $1/\sqrt{s}$.
4. Desplazar la *Wavelet* en el sentido positivo del eje temporal $t = \tau$ y repetir los pasos anteriores hasta que se haya cubierto la totalidad de la señal.
5. Repetir los pasos uno a cuatro y escalar la *Wavelet* en el tiempo.
6. La Transformada *Wavelet* se obtiene al calcular todos los s .

2.3.5. Transformada *Wavelet* Discreta

La transformada *Wavelet* discreta (DWT), de acuerdo con la definición de la transformada *Wavelet* continua (CWT), el parámetro s de escala y el parámetro τ de translación pueden variar continuamente. Como resultado, la realización de la CWT en una señal dará lugar a la generación de información redundante. Aunque la redundancia es útil en algunas aplicaciones, tales como eliminación de ruido de la señal y la extracción de características en el que se

logra el rendimiento deseado a costa de un mayor tiempo de cálculo y de tamaño de la memoria, otras aplicaciones pueden necesitar hacer hincapié en la reducción del tiempo computacional y tamaño de los datos, por ejemplo, en la imagen compresión y cálculo numérico. Tales requisitos ilustran la necesidad de reducir la redundancia en los coeficientes de tren de ondas entre diferentes escalas tanto como sea posible, mientras que al mismo tiempo, evitando sacrificar la información contenida en la señal original. Esto se puede lograr por el parámetro de discretización (Gao & Yan, 2011).

La señal a analizar $x(n)$ una función discreta. En este caso la transformada *Wavelet* de esta señal viene dada por:

$$W[j, k] = \sum_{n \in \mathbb{Z}} x(n) \psi_{j,k}(n) \quad (10)$$

En la ecuación (10) donde $\psi_{j,k}$ es una *Wavelet* discreta definida:

$$\psi_{j,k}[n] = 2^{-\frac{j}{2}} \cdot \psi(2^{-j}n - k) \quad (11)$$

En la ecuación (11) los parámetros τ y s están definidos de manera que $\tau = 2^j$ y $s = 2^j k$, j representa el nivel de descomposición y k es el factor de traslación. La transformada inversa se define de forma similar como en la ecuación (12) (Castro, 2002) (Zamorano, 2010):

$$x[n] = \sum_{j \in \mathbb{Z}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} W[j, k] \cdot \psi_{j,k}(n) \quad (12)$$

2.3.5.1. Filtrado: Aproximación y Detalles.

Para muchas señales, el contenido de baja frecuencia es la parte más importante de la señal. Es lo que le da a la señal su identidad. El contenido de alta frecuencia, por el contrario, imparte sabor o matiz. Considerando la voz

humana, si se elimina los componentes de alta frecuencia, la voz suena diferente, pero todavía se puede saber lo que se estaba diciendo. Sin embargo, si se quita lo suficiente de los componentes de baja frecuencia, se oye solamente caos. Es por esta razón que, en el análisis *Wavelet*, se suele hablar de aproximaciones y detalles.

Las *aproximaciones* son los componentes de alta escala, de baja frecuencia de la señal. Los *detalles* son los componentes de baja escala, de alta frecuencia. El proceso de filtrado, en su nivel más básico, es el siguiente:

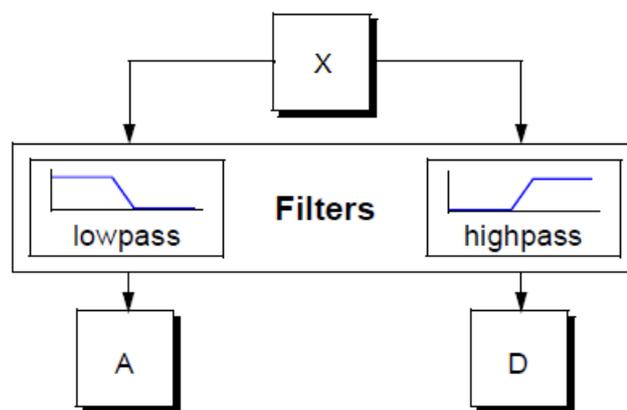


Figura 16. Proceso de Filtrado (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

Como se ilustra en la Figura 16, la señal original X pasa a través de 2 filtros complementarios y emergen dos señales como resultado, A y D .

Por desgracia, si realizamos esta operación en una señal digital real, terminamos con el doble de datos a medida que empezamos. Por ejemplo, que la señal original de X se compone de 1000 muestras de datos. A continuación, la aproximación y el detalle tendrán cada uno 1000 muestras, para un total de 2000.

Para corregir este problema, se introduce el concepto de disminución de resolución, Figura 17. Esto simplemente significa retirar cada segundo de punto de datos. Mientras hace esto, el aliasing (Efecto que causa que señales

continuas distintas se tornen indistinguibles cuando se muestrean digitalmente, de tal manera, la señal original no puede ser reconstruida de forma unívoca a partir de la señal digital) se introduce en las componentes de la señal.

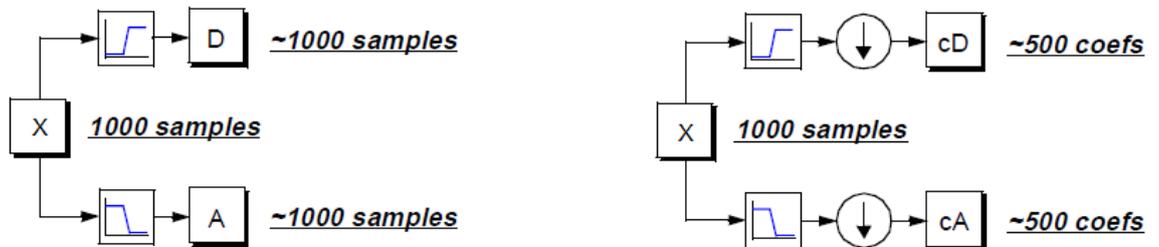


Figura 17. Disminución de resolución, produce los coeficientes de DWT (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

Se puede apreciar este proceso de mejor manera, en la Figura 18, la transformada de una señal sinusoidal con un ruido de alta frecuencia.

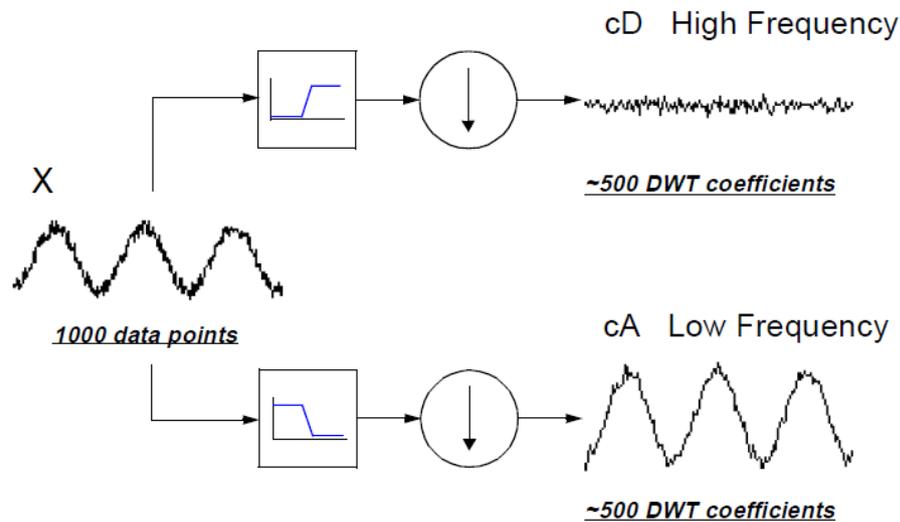


Figura 18. Descomposición de la señal original X en una señal de alta frecuencia (Detalle) y una señal de baja frecuencia (Aproximación) (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

Los coeficientes de detalle (cD), consisten principalmente en el ruido de alta frecuencia, mientras que los coeficientes de aproximación (cA) contienen mucho menos ruido que la señal original.

2.3.5.2. Descomposición Multinivel.

La descomposición multinivel o multiresolución (*multiresolution analysis*, MRA) ha sido usada en muchas áreas. Como su nombre lo dice, consiste en representar una señal a diferentes resoluciones (cantidad de detalle de la señal) formando con todas ellas una estructura piramidal, donde se va desde una resolución inicial pequeña hacia una resolución cada vez mayor como se muestra en la Figura 19 (Galiana, 2001).

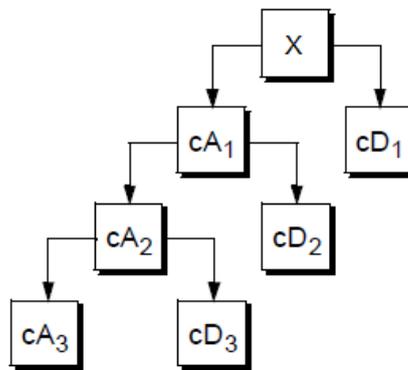


Figura 19. Modo de descomposición de la señal X, en la Transformada Wavelet (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

El proceso de descomposición puede repetirse, con aproximaciones sucesivas siendo descompuestas a su vez, de modo que una señal se divide en muchos componentes de resolución más baja. Esto se llama el *árbol de descomposición Wavelet* (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

Los coeficientes aproximados a nivel de descomposición *Wavelet* se obtienen mediante la convolución de los coeficientes aproximados en el nivel de descomposición anterior, con los coeficientes de filtro de paso bajo. Del mismo modo, los coeficientes detallados a nivel de descomposición *Wavelet* se obtienen mediante la convolución de los coeficientes aproximados en el nivel de descomposición anterior con los coeficientes de filtro de paso alto. Tal proceso representa en la Figura 20.

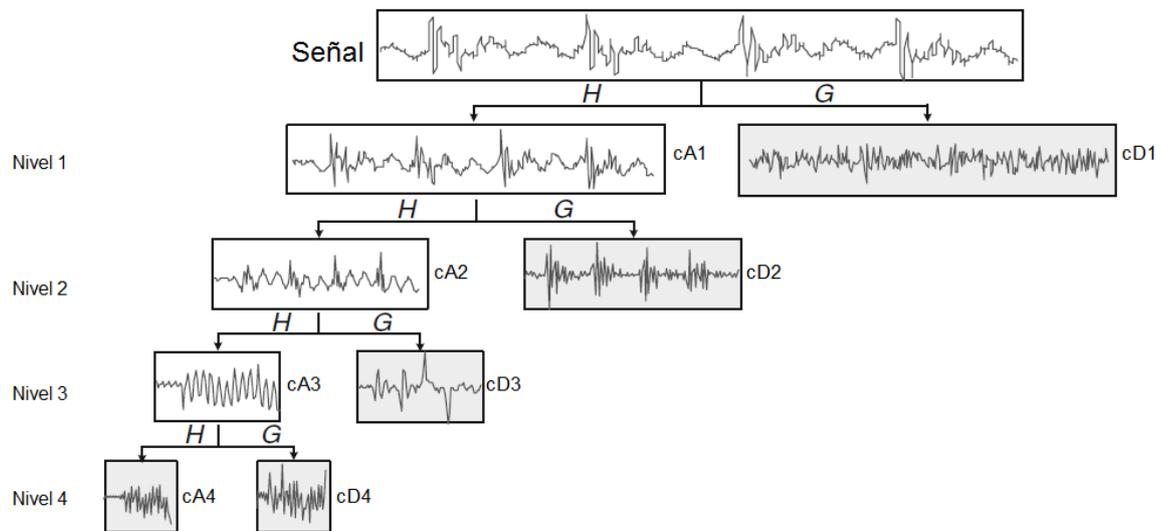


Figura 20. Procedimiento de 4 niveles de descomposición usando DWT. Nota: *H* filtro pasa bajo, *G* Filtro pasa alto (Gao & Yan, 2011).

La señal se descompone por una DWT de cuatro niveles. Después de pasar por los filtros de paso alto y de paso bajo en el primer nivel (nivel 1), la salida del filtro de paso bajo, que se denota como los coeficientes aproximados del primer, se filtra de nuevo por los bancos de filtros del segundo nivel. El proceso se repite y al final del cuarto nivel de descomposición, la señal se descompone en cinco grupos de características: un grupo que contiene los componentes de frecuencia más bajas, que se denota como información aproximada y etiquetado como cA4 y cuatro grupos que contiene componentes de frecuencia progresivamente más altas, llamado la información detallada y etiquetados como cD4, cD3, cD2 y cD1 (Gao & Yan, 2011).

2.3.6. Bases *Wavelet* Comúnmente usadas.

Las *Wavelets* son funciones que se emplean como funciones de análisis de una señal, estas se agrupan en familias, que son conjuntos de funciones con mismas características.

2.3.6.1. *Wavelet* Haar.

Este tipo de base *Wavelet* es un secuencia de funciones y es reconocida actualmente como el primer *Wavelet*. La *Wavelet* Haar fue definida matemáticamente en 1909, como (Haar, 1910):

$$\psi_{Haar}(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t \leq \frac{1}{2} \\ -1 & \frac{1}{2} \leq t \leq 1 \\ 0 & \text{lo contrario} \end{cases} \quad (13)$$

La *Wavelet* Haar es ortogonal y simétrica en su naturaleza, es la *Wavelet* más simple posible y representa lo mismo que la *Wavelet* db1 (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011). La *Wavelet* Haar tiene características de fase lineales, lo que significa que cuando una operación de filtrado *Wavelet* se ejecuta en una señal con esta base de *Wavelet*, no habrá ninguna distorsión de fase en la señal filtrada. Por otra parte, es la base de *Wavelet* más simple con la más alta resolución en el tiempo dado por un soporte compacto de 1 como se puede apreciar en (13) (Daubechies, 1992). Sin embargo, la forma rectangular de la *Wavelet* Haar determina su correspondiente espectro con características de degradación lenta, dando lugar a una resolución de baja frecuencia. La desventaja técnica de la *Wavelet* Haar, es que no es continuo y por lo tanto no derivable (Zamorano, 2010) (Gao & Yan, 2011).

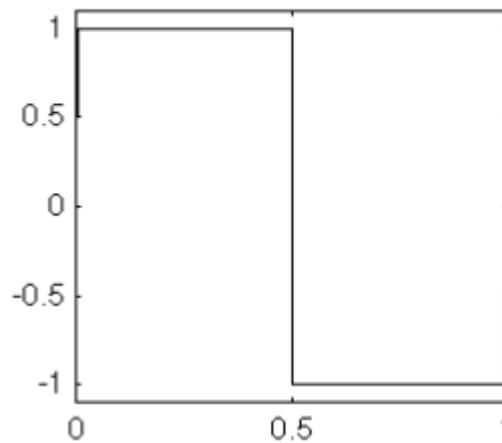


Figura 21. Representación gráfica de la *Wavelet* Haar (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

2.3.6.2. *Wavelet* Daubechies.

Ingrid Daubechies, es una de los iconos más importantes en el mundo de la investigación *Wavelet*, ella es quien invento lo que se conoce hoy en día como *Wavelets* Daubechies, estas se caracterizan por ser ortogonales y compactamente soportadas, lo que hace posible el análisis con la *Wavelet* discreta, sin embargo, asimétrica, que introduce una gran distorsión de fase. Esto significa que no se puede utilizar en aplicaciones en las que la información de fase de una señal debe mantenerse.

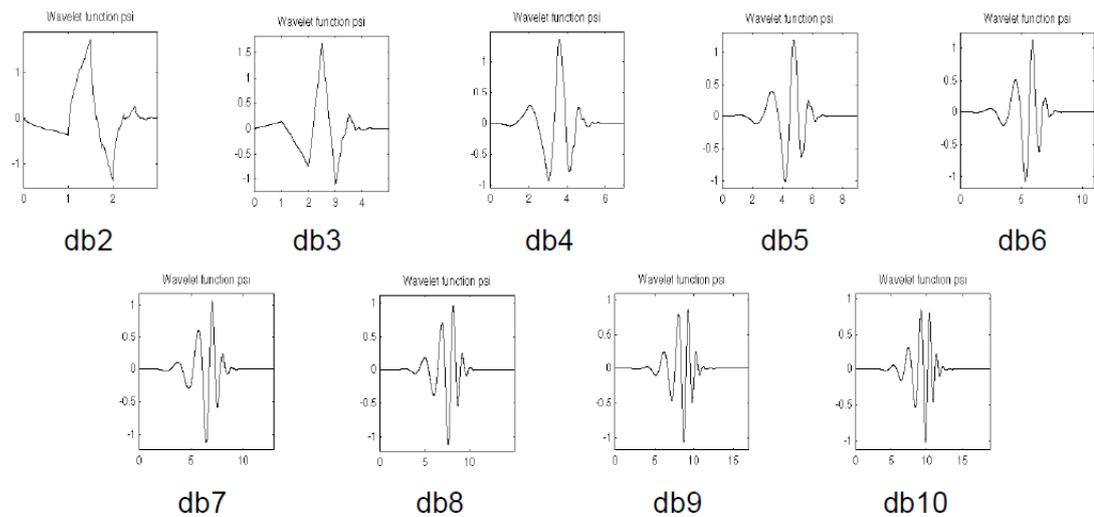


Figura 22. Familia *Wavelet* Daubechies de orden 2 a 10 (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

La familia Daubechies se representa con dbN , donde N es el orden de la *Wavelet* base, la *Wavelet* base al ser compactamente soportadas, tienen una anchura de ventana de $2N - 1$ (Daubechies 1992) (Zamorano, 2010). En teoría, N puede ser hasta el infinito. En las aplicaciones reales, se han utilizado las Daubechies con hasta el $N = 20$.

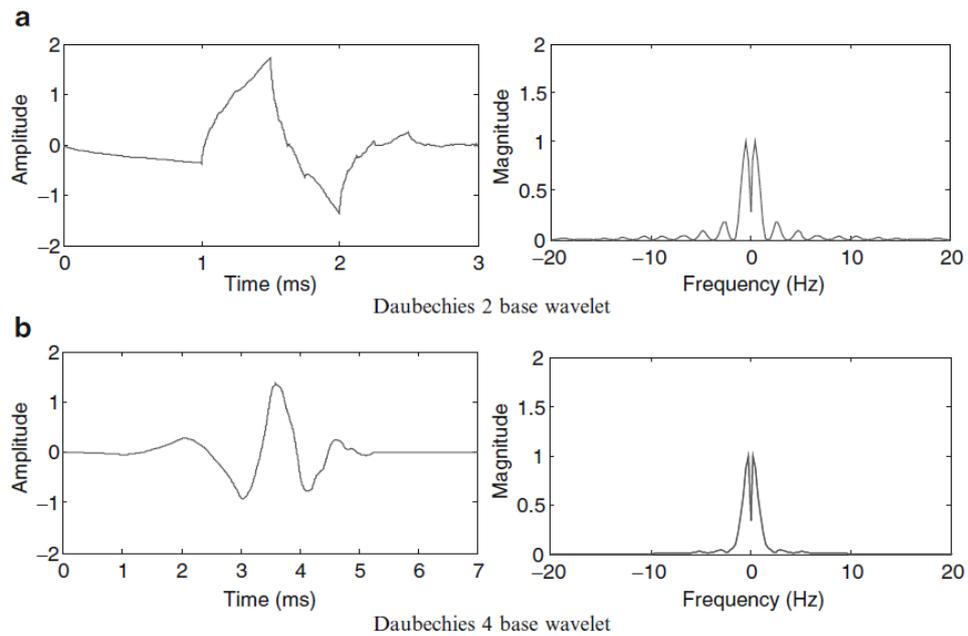


Figura 23. Wavelets Daubechies (izquierda) y Magnitud de Espectro (derecha). (a) Daubechies N=2 y (b) Daubechies N=4 (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

Con un aumento de la anchura del soporte (es decir, un aumento de la orden de *Wavelet* de base), la *Wavelet* Daubechies se vuelve cada vez más suave, lo que lleva a una mejor localización de frecuencia. En consecuencia, los espectros de magnitud para cada una de las *Wavelets* Daubechies decaen rápidamente, como se ilustra en la Figura 23, en donde se utilizan la Daubechies 2 *Wavelet* base y Daubechies 4 de base *Wavelet* como ejemplos (Gao & Yan, 2011) (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

2.3.6.3. *Wavelet* Coiflet.

La familia *Wavelet* Coiflet fueron construidas por parte de Ingrid Daubechies a petición de Ronald Coifman, con el fin de tener funciones de escala con momentos fuga, esta onda es mucho más simétrica que las Daubechies y además son ortogonales, la anchura de estas funciones es de $(6N - 1)$, para cada orden trabaja con $2N$ (Daubechies, 1992) (Coifman, Beylkin, & Rokhlin, 1991).

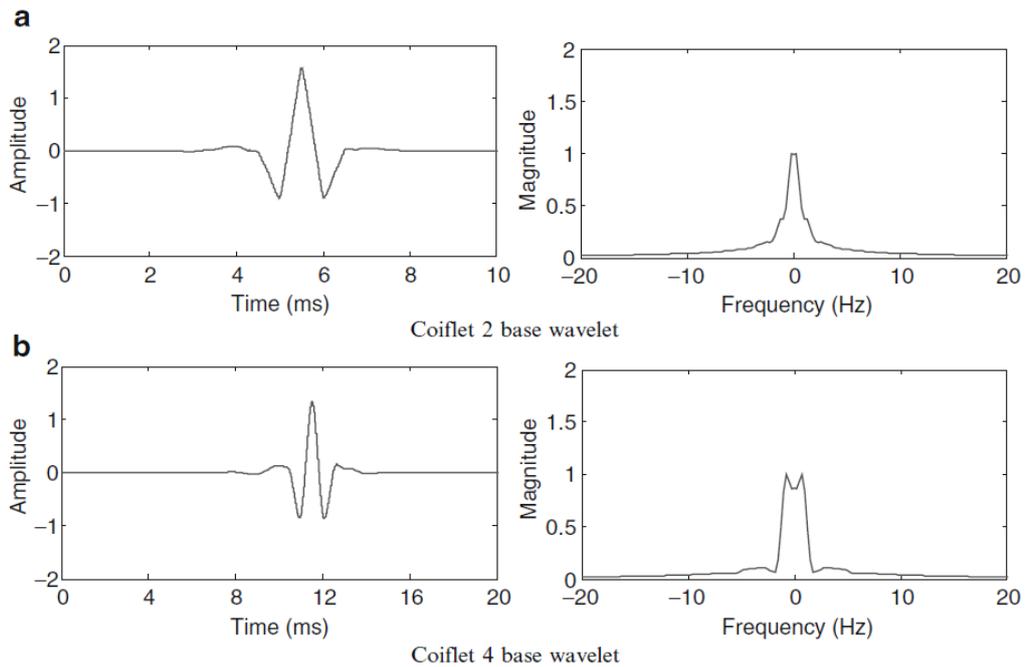


Figura 24. Wavelets Coiflet (izquierda) y Magnitud de Espectro (derecha). (a) Coiflet N=2 y (b) Coiflet N=4 (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

Todas la Coiflet, tienen características similares entre sí, es decir según se va aumentando el orden estas apenas varían, como se puede apreciar en la Figura 25 (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

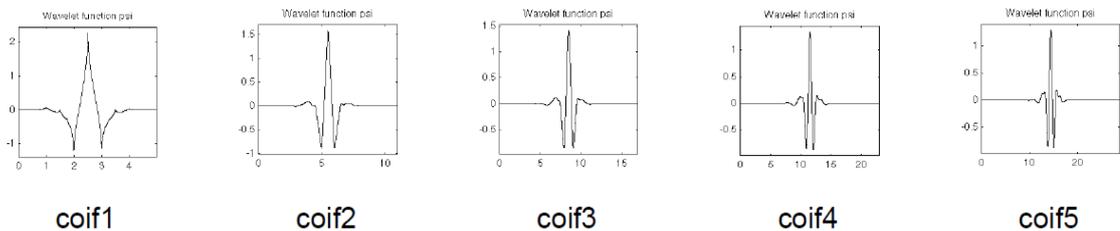


Figura 25. Familia Wavelet Coiflet de orden 1 a 5 (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

2.3.6.4. Wavelet Symlet.

Esta familia de Wavelet tiene gran similitud con la familia de Daubechies como se puede apreciar en la Figura 23 y Figura 26, que son representaciones de las respectivas Wavelet, en especial en el grupo de orden bajo, las cuales son prácticamente idénticas.

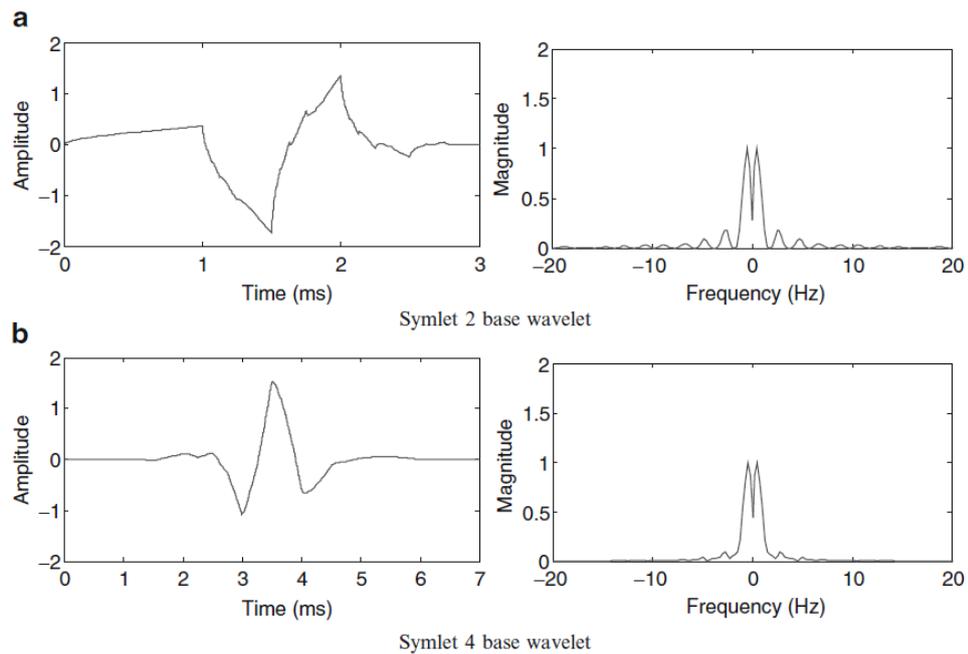


Figura 26. Wavelets Symlet (izquierda) y Magnitud de Espectro (derecha). (a) Coiflet N=2 y (b) Coiflet N=4 (Gao & Yan, 2011) (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

Son ortogonales y más simétricas en diferencia con las Daubechies (Daubechies, 1992). Esta propiedad asegura que la distorsión de fase se mínima. Symlet trabaja con orden N para un ancho de ventana de $(2N - 1)$ (Gao & Yan, 2011) (Zamorano, 2010) (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

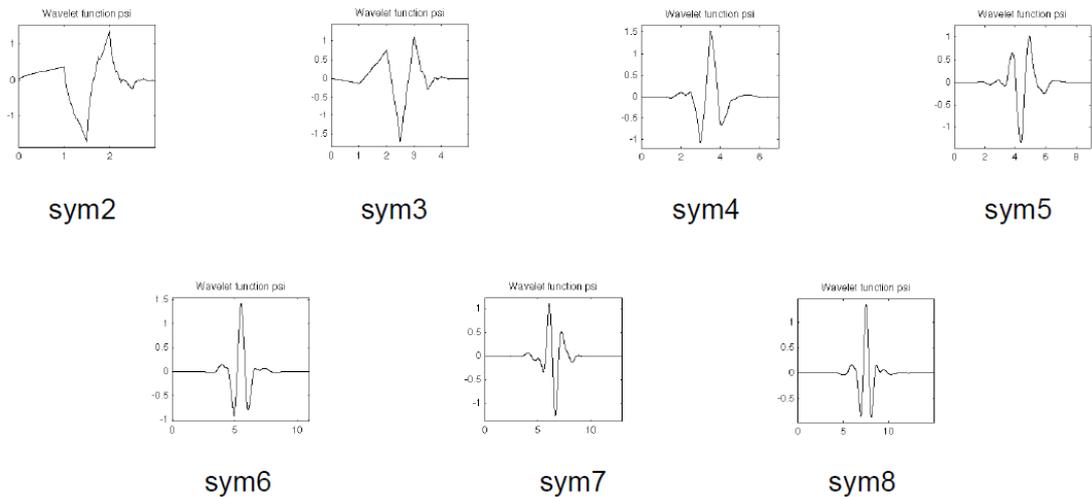


Figura 27. Familia Wavelet Symlet de orden 2 a 8 (Mistiti, Mistiti, Oppenheim, & Poggi, 2011).

2.3.6.5. *Wavelet* Biortogonal.

Esta familia de *Wavelets* son simétricas en su totalidad y como su nombre lo indica son biortogonales (Daubechies, 1992), lo que asegura que tengan características de fase lineal, esto es necesario para la reconstrucción de señales e imágenes, pero no son ortogonales.

Cada *Wavelet* posee dos representaciones, una para la descomposición de la señal y la otra para la reconstrucción, que serán representadas separadas por un punto (Gao & Yan, 2011) (Zamorano, 2010).

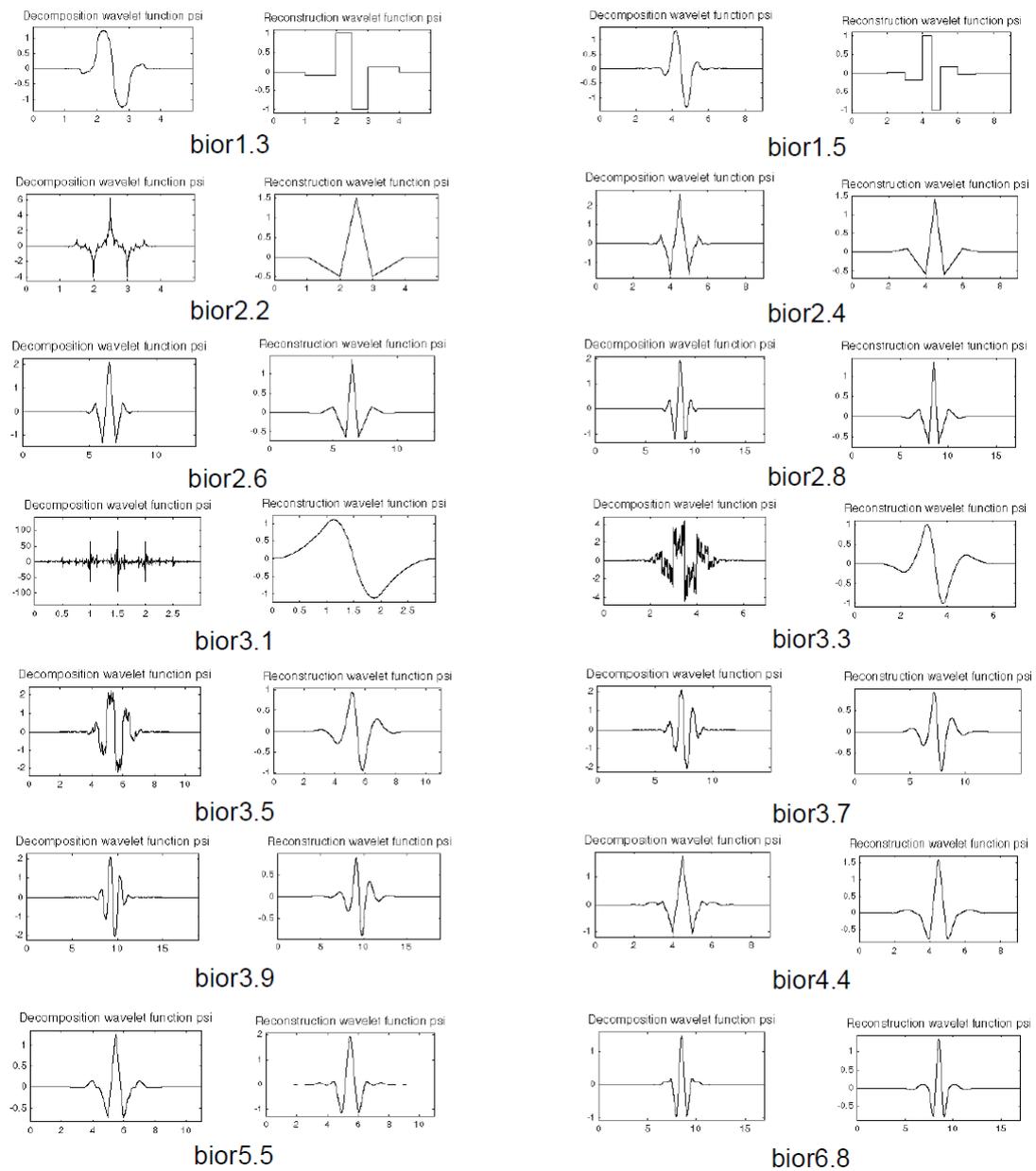


Figura 28. Familia Wavelet Biortogonal de orden 1.3, 1.5, 2.2 – 2.8, 3.1 – 3.9, 4.4, 5.5, 6.8 (Misititi, 2011).

2.3.6.6. Wavelet Meyer.

Esta familia *Wavelet* es ortogonal y simétrica, pero no tiene un soporte definido, es decir no tiene un soporte compacto con ancho de ventanas y está definida en el dominio y el tiempo (Meyer, 1991):

$$\psi_{Meyer}(f) = \begin{cases} \sqrt{2\pi}e^{i\pi f} \sin\left[\frac{\pi}{2}v(3|f| - 1)\right] & \frac{1}{3} \leq |f| \leq \frac{2}{3} \\ \sqrt{2\pi}e^{i\pi f} \sin\left[\frac{\pi}{2}v(3|f| - 1)\right] & \frac{1}{3} \leq |f| \leq \frac{2}{3} \\ 0 & |f| \notin \left(\frac{1}{3}, \frac{4}{3}\right) \end{cases} \quad (14)$$

Donde v es una función auxiliar, expresada:

$$v(\alpha) = \alpha^4 (35 - 84\alpha + 70\alpha^2 - 20\alpha^3), \alpha \in (0|1) \quad (15)$$

No admite soporte compacto, pero ψ tiende a cero cuando t tiende a infinito (Zamorano, 2010). La representación de la *Wavelet* Meyer y su espectro se ilustra en la Figura 29.

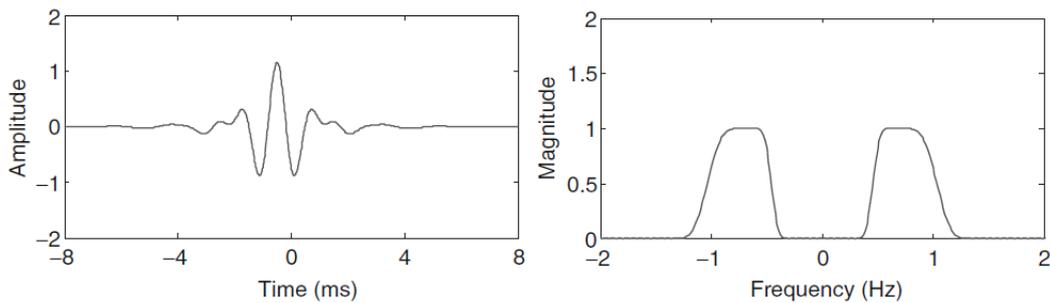


Figura 29. *Wavelet* Meyer (izquierda) y Magnitud de Espectro (derecha) (Gao & Yan, 2011).

2.4. FENÓMENO SÍSMICO VOLCÁNICO

Los fenómenos sísmicos son registrados en sismogramas y acelerogramas, que permiten observar las características de dichos fenómenos, así como las perturbaciones producidas por los mismos, sin embargo varias clases de instrumentos registran señales sísmicas que se encuentran dentro de una gama de frecuencias (Gómez, Zorrilla, & Monsalve, 2009).

Las ondas de cuerpo de sismos tienen un contenido espectral entre 1 y 10 Hz, de 0,1 a 1 Hz para sismos distantes. El rango de frecuencias registrado en ondas superficiales (ondas que se propagan por las capas más superficiales de la Tierra, decreciendo su amplitud con la profundidad) en la corteza y el manto (capa de la tierra que se encuentra entre la corteza y el núcleo) son entre 0,01 y 0,1 Hz con un período comprendido entre 10 a 100 segundos, por otra parte en el manto inferior en ondas superficiales registra un largo período de 1000 segundos, lo recientemente explicado se lo representa gráficamente en Figura 30. Para registrar estas señales se requiere banda de registros amplia por lo que la responsabilidad de los registros es netamente instrumental. Existe una serie de instrumentos que registran eventos sísmicos (Sanabria & Navas, 2012).

Tabla 1. Instrumentos de medición sísmica y rango espectral respectivo (Sanabria & Navas, 2012).

INSTRUMENTO	RANGO ESPECTRAL
Piezoeléctricos	$10^3 - 10^6$ Hz.
Acelerómetros	0,01 – 100 Hz.
Geófonos de Prospección	4 – 50 Hz.
Sismómetros de Corto Período	0,2 – 2 seg.
Sismómetros de Largo Período	10 – 100 seg
Extensómetros, Deformímetros, Distanciómetros	$f \ll 0,5$ Hz.
Banda Ancha	0,003 – 30 Hz.

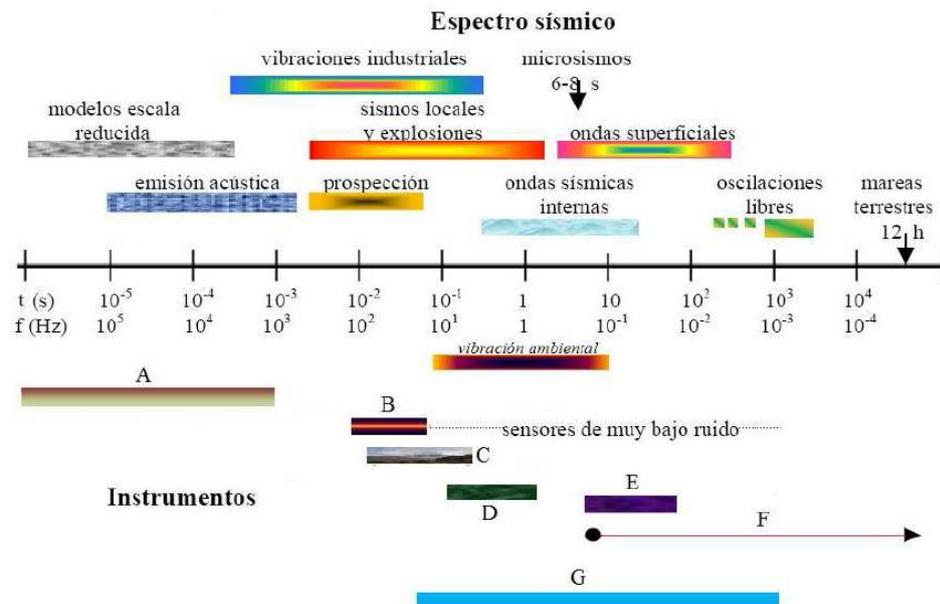


Figura 30. Ilustración gráfica de los diferentes tipos de espectro sísmico (Sanabria & Navas, 2012).

2.4.1. ¿Qué es un sismo?

Los sismos, son perturbaciones repentinas en las capas interiores y superiores de la tierra que originan vibraciones o movimientos del suelo; la causa principal y general de los sismos (grandes y pequeños) es la ruptura y fracturamiento de las rocas en las capas más exteriores de la tierra. Como resultado de un proceso gradual de acumulación de energía, debido a los fenómenos geológicos que deforman la superficie de la tierra, dando lugar a las grandes cadenas montañosas (Sismos, 2010) (Vyacheslav, 2012).

Los sismos generalmente, ocurren en zonas de debilidad de la corteza terrestre, conocidas como *fallas* geológicas. Existen también sismos menos frecuentes causados por la actividad volcánica en el interior de la tierra y temblores artificiales ocasionados por la detonación de explosivos. El sitio donde se inicia la ruptura se llama *foco* y su proyección en la superficie de la tierra, *epicentro*, las *ondas* sísmicas se alejan del foco propagándose por el interior de la tierra, produciendo vibraciones en la superficie como se puede ver en la Figura 31 (Vyacheslav, 2012).

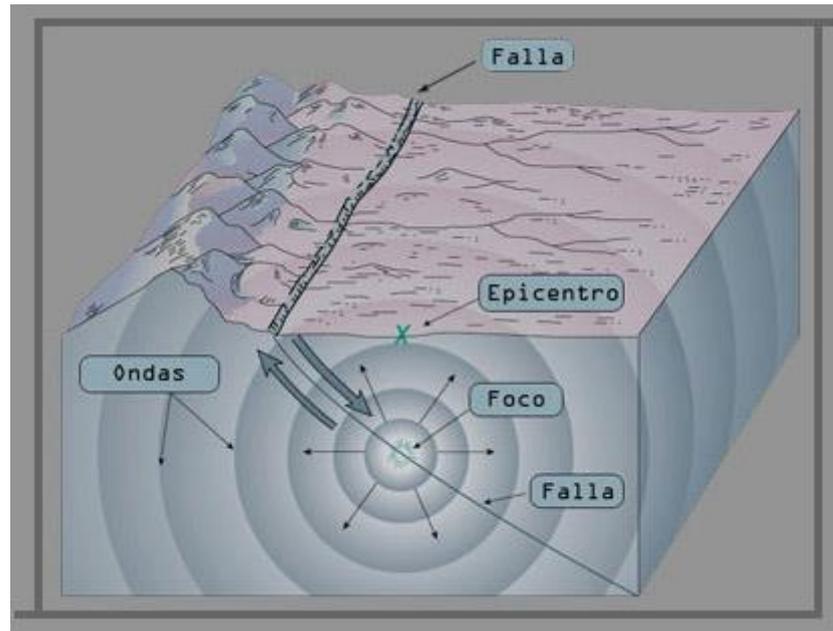


Figura 31. Características de un Sismo (Sismos, 2010).

2.4.2. Tipos de Sismos.

La caracterización o clasificación de las señales sísmicas, establece un objetivo de gran interés, debido al gran número de sismos que suceden permanentemente en la zona del Volcán Cotopaxi. Los sismos que se producen en las regiones volcánicas tienen características propias que los distinguen, tanto por su forma de onda y su duración como por su contenido espectral. Esto se debe, al mecanismo que los genera, en algunos casos totalmente al de los terremotos de origen *tectónico* (por ejemplo asociado a la resonancia de cavidades rellenas de fluido o de conductos abiertos, a variaciones no lineales del flujo magmático, etc.) y a las peculiaridades del medio en el que se producen, donde encontramos secuencias de materiales eruptivos con propiedades muy diferentes; diques (terraplén para evitar el paso del agua, puede ser natural o artificial) y conductos rellenos de fluidos, tanto gases como agua y magma; focos de calor que afectan al equilibrio geotérmico (aumento de temperatura que se aprecia al profundizar en el interior de la tierra); etc. (Almendros, 1999) (Sanabria & Navas, 2012).

Podemos caracterizarlos según varios criterios, uno de los principales pasos y el más común es atender o bien a su forma de onda y contenido espectral, o bien al mecanismo de la fuente que los produce. El primer criterio es inmediato, basta echar un vistazo a los sismogramas y realizar un análisis preliminar. Pero resulta arbitrario y poco general ya que los eventos difieren mucho de un volcán a otro. Otros, como el tremor volcánico, aparecen en casi todos los volcanes, aunque eso sí, con características variables. El segundo criterio tiene más sentido físico y proporciona una visión unificadora de la actividad sísmica en los volcanes, aunque requiere un análisis detallado casi nunca es posible (Almendros, 1999).

Entre los principales tipos de señales sísmicas encontradas en volcanes activos se tiene los eventos denominados volcanes-tectónicos, los eventos de largo periodo, los sismos híbridos y el tremor volcánico, basándose la clasificación de LAHR, propuesta en 1994. En la clasificación puede apreciarse, cómo la importancia relativa de las altas frecuencias frente a las bajas, va aumentando desde los eventos de largo periodo como el de la Figura 32a hasta los terremotos volcano-tectónicos como el de la Figura 32c, pasando por un estadio intermedio que corresponde a los eventos híbridos como el de la Figura 32b. A estos tipos hay que añadir el tremor volcánico, que constituye tal vez la señal más característica que se genera en los volcanes (Lahr, Chouet, Stephens, Power, & Page, 1994).

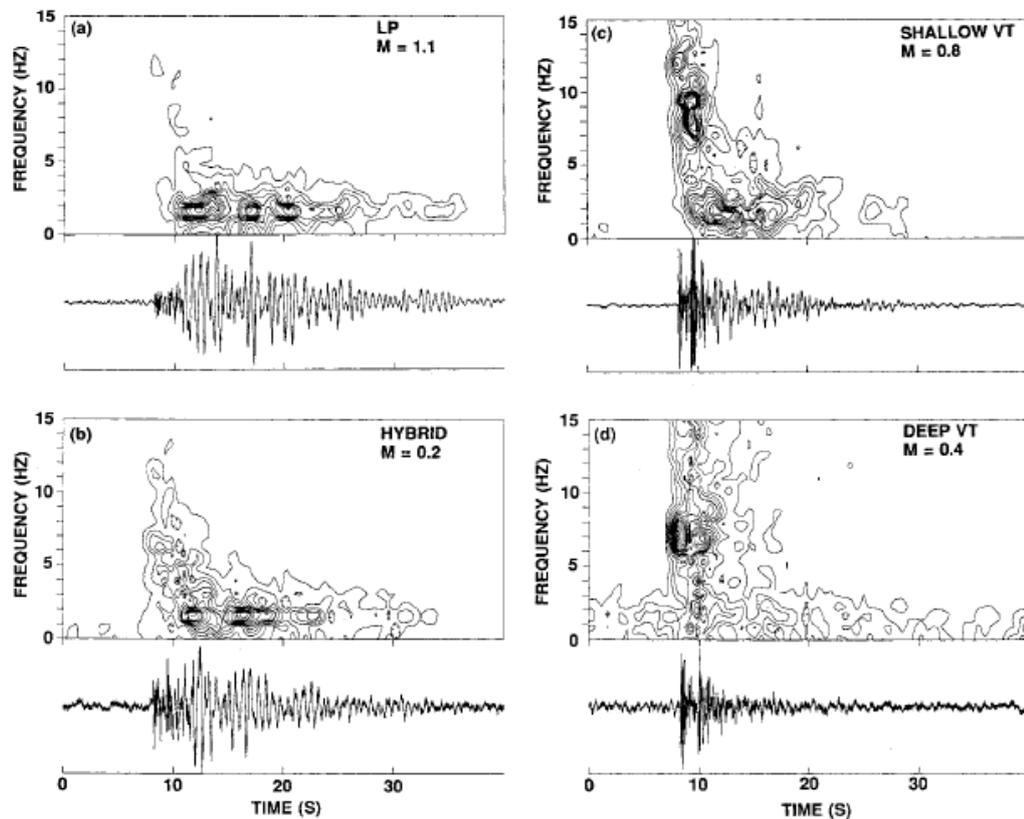


Figura 32. Clasificación de sismos volcánicos, basándose en su forma de onda y contenido espectral. (a) Evento de Largo Periodo. (b) Evento Híbrido. (c) y (d) Sismos Volcano-Tectónicos (Lahr, Chouet, Stephens, Power, & Page, 1994).

2.4.2.1. Sismos Volcano-Tectónicos.

Un terremoto ocurrido en un ambiente volcánico recibe el nombre de sismo volcano-tectónico (VT), son originados por el mecanismo de doble par (que Corresponde teóricamente a una fractura de cizalla, es decir, que existe movimiento paralelo al plano). Son ocasionados por la fractura del medio frágil al acumularse esfuerzos debidos a las variaciones de presión en los conductos, a la deformación causada por inyección de fluidos, etc. Este sismo está caracterizado por ser una señal de duración variable, desde los pocos segundos para los terremotos más pequeños, hasta algunos minutos para los más grandes, tienen fases P y S distinguibles y espectros con un contenido energético considerable, en una banda ancha de frecuencia.

El comienzo de la señal suele ser más o menos impulsivo, es donde se registra la llegada de la onda P y es posible identificar la llegada de la onda S a lo largo del tiempo de la señal del evento sísmico, es mejor la identificación de esta segunda onda si se tiene registro en tres componentes. En la Figura 33 se apreciamos un ejemplo de terremoto volcano-tectónico registrado en la Isla Decepción (Antártida) en las tres componente (vertical, N-S y E-W), donde se aprecia la llegada impulsiva de la onda P, la de la onda S en las componentes horizontales, así como lo que se define como coda (Almendros, 1999) (Ibañez & Camona).

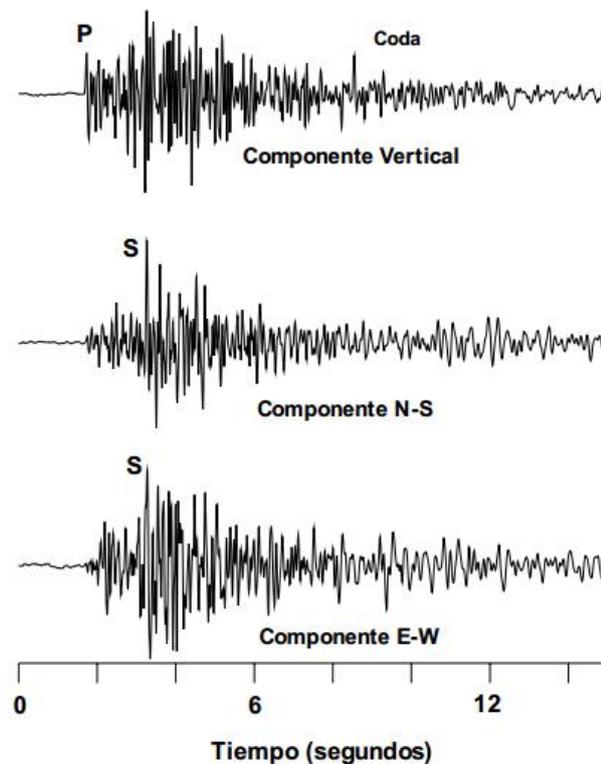


Figura 33. Ejemplo de sismo volcano-tectónico, registrado en la isla Decepción (Antártida), en las 3 componentes (Ibañez & Camona).

Sus frecuencias típicas pueden estar entre los 5 y 15 Hz, se supone que fuente volcánica puede generar frecuencias mayores, pero en general no son registradas por la fuerte atenuación local. En la Figura 34 se presenta un ejemplo del contenido espectral de un terremoto volcano-tectónico de la Isla Decepción. El espectro se muestra a través de lo que se denomina

espectrograma, esto es, una representación a lo largo del tiempo de la evolución espectral del registro sísmico. Su forma de onda es característica, representada por las llegadas de los paquetes de las ondas P y S, así como la contribución de ondas superficiales y un decaimiento final en forma de exponencial decreciente que se define como la coda. Los terremotos que se presentan en zonas volcánicas, suelen ser de menor magnitud que los que se observan en zonas puramente tectónicas. Se puede apreciar como existe señal para frecuencias superiores a los 25 Hz.

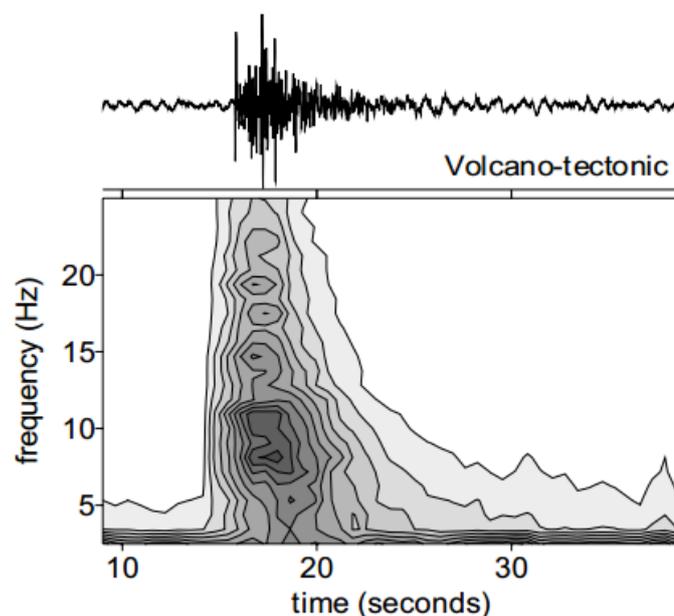


Figura 34. Contenido espectral de un terremoto volcano-tectónico de la Isla Decepción (Ibañez & Camona).

La aparición de los sismos en regiones volcánicas suele ser en forma de lo que se conoce como enjambre sísmico (secuencia de numerosos terremotos agrupados en el tiempo, de tamaño similar y compartiendo una misma zona epicentral). Especialmente, los terremotos volcano-tectónicos se suelen presentar en un amplio rango de profundidades, desde las decenas de kilómetros, hasta la misma superficie del edificio volcánico. En su proyección en superficie, la distribución es muy variada, entorno a un posible conducto, pero también a lo ancho de todo el sistema volcánico (Chouet, 1996).

2.4.2.2. Sismos de Largo Periodo.

Este tipo de sismos, son también conocidos por tratarse de trenes de ondas de baja frecuencia que carecen de fases distinguibles y se caracterizan por una envolvente ahusada (forma de huso), de comienzo emergente. Son señales típicas de un ambiente volcánico, se caracterizan por tener una duración entre los pocos segundos hasta algo más de un minuto y con un contenido espectral muy limitado a unas bandas de frecuencia relativamente estrechas ($0.5 < f < 5$ Hz). Su espectro suele ser casi monocromático, con picos alrededor de 1-3 Hz, como se puede apreciar en la Figura 35. En ciertos casos, vienen anteceditos por una señal más débil pero de más alta frecuencia (> 5 Hz). La duración de estos eventos suele variar entre unos pocos segundos y un minuto. El mecanismo que los origina involucra la interacción con los fluidos volcánicos, por lo cual su análisis es determinante a la hora de conocer el estado interno del volcán (Chouet, 1996).

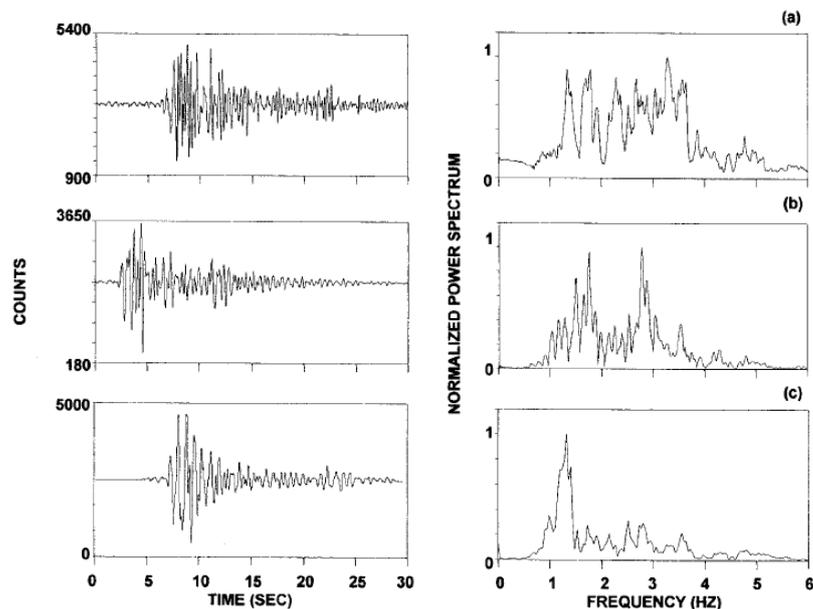


Figura 35. (Izquierda) Sismos de largo periodo registrados en el volcán Galeras durante la extrusión de un domo de lava en 1991. (Derecha) Espectro correspondiente (Gil Cruz & Chouet, 1997).

Los eventos sísmicos son diferentes entre cada volcán sea cual sea, incluso dentro del mismo sistema volcánico. Se puede apreciar en la Figura 36,

eventos aislados o en forma de enjambres sísmicos. Los enjambres sísmicos suelen contener eventos con forma de onda similar.

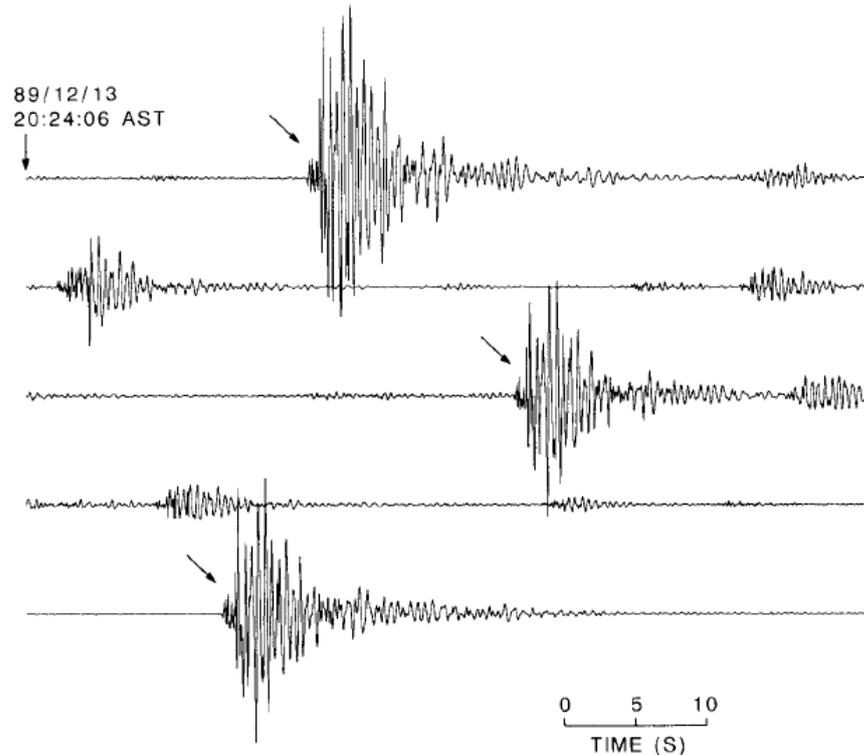


Figura 36. Enjambre de eventos de largo periodo registrado en el volcán Redoubt. Se muestran cinco minutos del movimiento vertical del suelo en una estación a 4 km del cráter (Almendros, 1999).

El aspecto de un terremoto superficial en una zona volcánica, debido a la complejidad del medio, puede ser similar al de un evento de largo periodo. Para distinguirlos es necesario un análisis más profundo que separe los efectos de la fuente y el camino, lo que puede conseguirse observando si el espectro es constante en función de la distancia a la fuente y si el primer impulso del evento es el mismo para cualquier azimuth. En ambos casos se revela la presencia de un evento de largo periodo.

2.4.2.3. Sismos Híbridos.

Los sismos híbridos (HB), comparten las características de los sismos VT y los LP (Lahr, Chouet, Stephens, Power, & Page, 1994). Tienen un comienzo caracterizado por señales a altas frecuencias, normalmente una amplia banda espectral (<10 Hz), en donde se pueden identificar fases P y S, por lo que normalmente se asocia a un pequeño terremoto. Comienzan con una llegada energética en alta frecuencia, que se interpreta como el resultado de una fractura, seguida al poco tiempo por una coda muy similar a los eventos de largo periodo, que se produce por la interacción con los fluidos volcánicos.

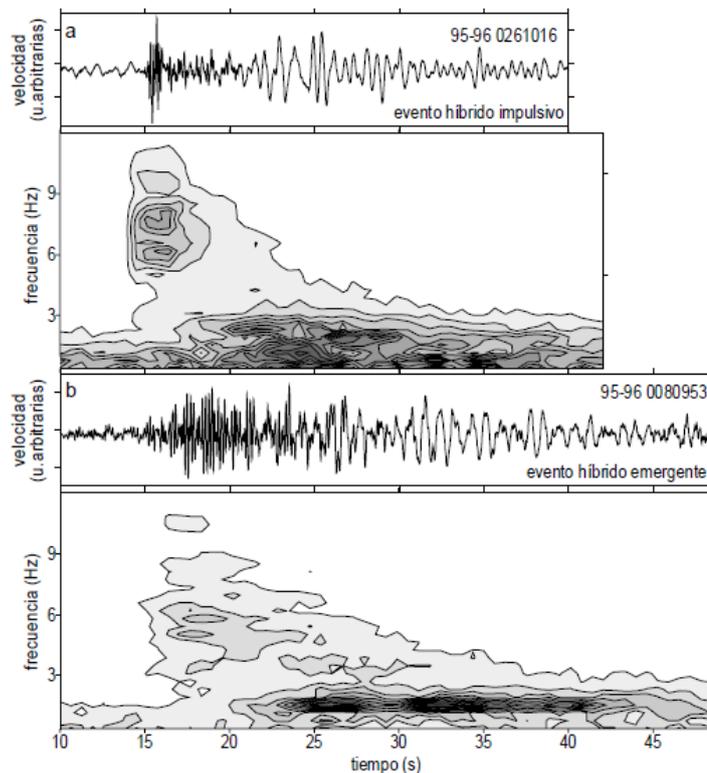


Figura 37. Ejemplos de eventos de tipo híbrido registrados en la Isla Decepción. Se puede comprobar la llegada inicial a altas frecuencias, más la señal similar a la de los eventos de tipo L.P (Ibañez & Camona).

Después de la primera llegada aparece una señal muy similar en forma de onda, duración y contenido espectral, a los eventos de largo período, como se puede apreciar en la Figura 37. Se puede confundir los híbridos con eventos

LP con una llegada en alta frecuencia inicial, debemos considerar que la regla general, es que la llegada en alta frecuencia de los híbridos debe presentar ondas P y S claras.

La presencia espacial y temporal de estas señales es muy similar a la ya descrita para los eventos de tipo LP. Por tanto aparecen asociadas a episodios pre-eruptivos muy inminentes. El espectro suele presentar dos regiones: una en altas frecuencias, conteniendo energía en una banda ancha que varía desde los pocos Hz hasta más de 15 Hz, en función de la magnitud de la ruptura inicial. La otra en bajas, de carácter monocromático, con picos espectrales entre 0.5 y 3 Hz (Ibañez & Camona) (Almendros, 1999).

2.4.2.4. Tremor Volcánico.

El tremor volcánico (TRE), es quizás la señal más distintiva que generan los volcanes, al caracterizarse por su amplitud constante y su larga duración se considera también la más compleja. Su duración oscila entre unos minutos y varios días, como se puede apreciar en la Figura 38. Su información espectral se limita a bandas de frecuencia relativamente estrechas (Almendros, 1999) (Ibañez & Camona).

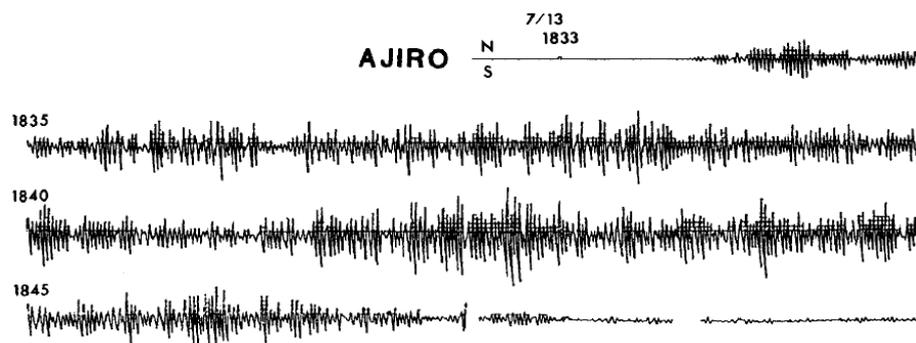


Figura 38. Tremor Volcánico registrado en 1989, durante una erupción submarina junto a la península de Izu (Japón) (GIL CRUZ & CHOUET, 1997).

En la Figura 39, puede verse que el segundo espectrograma, tiene un contenido espectral mucho más restringido. Los picos con mayor amplitud y en general, son estables y no parecen estar influenciados por las características del medio ni por la intensidad de la actividad eruptiva. El origen del tremor no es claro aún, aunque hay varias teorías que lo intentan explicar. Si la frecuencia es alta (>5 Hz), se supone que se debe a derrumbamientos y avalanchas o a ruido geotérmico (Leet, 1988). Si la frecuencia es baja, el origen está mayormente relacionado con el funcionamiento del volcán y se produciría por desgasificaciones (proceso de eliminación de gases disuelto en agua, usando aspiración o calor) (Steinberg & Steinberg, 1975), oscilaciones no lineales del flujo (Julian, 1994), resonancia de grietas (Dahm, 1992), etc. Se considera que el tremor volcánico es el resultado de la superposición en el tiempo de eventos más simples que ocurren de manera sustentada (Almendros, 1997). Se puede encontrar en varias fuentes, que el tremor se debe más a un efecto de camino que de fuente, aunque eso parece contradecir algunos estudios recientes (Lahr, Chouet, Stephens, Power, & Page, 1994).

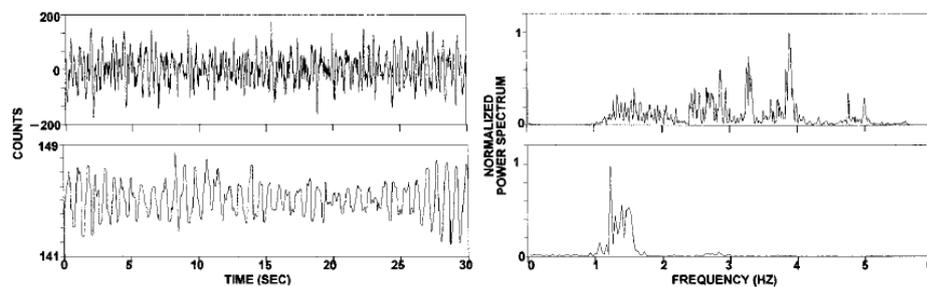


Figura 39. Ejemplos de tremor volcánico registrado en el volcán Galeras (Colombia) durante la actividad eruptiva de mayo de 1989. Porción de las trazas de la componente vertical (izquierda), espectro correspondiente (derecha) (GIL CRUZ & CHOUET, 1997).

Basándose en la información espectral del tremor volcánico se lo ha dividido:

1. **TH:** Tremor volcánico en altas frecuencias (> 6 Hz) incluso puede llegar a ser superior a 25 Hz. Generalmente aparecen después de explosiones y puede durar horas.

2. **TI:** Tremor volcánico a frecuencias intermedias (1-6 Hz). Pueden ser vibraciones de diversa duración, entre minutos a varias horas. En algunos volcanes esta información espectral varía según la actividad volcánica, es decir en fases tranquilas el evento se centra en bajas frecuencias (1 Hz) y en fases pre eruptivas la frecuencia varia hasta el orden de los 3 Hz.
3. **TL:** Tremor volcánico de bajas frecuencias (0,5 Hz o menores), requiere de sensores de banda ancha para registrarlos. La localización espacial de la fuente del tremor resulta complicada por la ausencia de fases identificables, por otra parte cabe destacar que la ocurrencia del tremor es continua en cualquier fase: pre-eruptiva, eruptiva y pos-eruptiva (Londoño, 2011).

CAPITULO III

PROCESAMIENTO DE LAS SEÑALES

3.1. INTRODUCCIÓN

En este capítulo se presentan las técnicas empleadas para analizar y caracterizar señales sísmicas detectadas en el volcán Cotopaxi, basadas en la fundamentación, con lo que se plantea de la siguiente manera las técnicas de procesamiento:

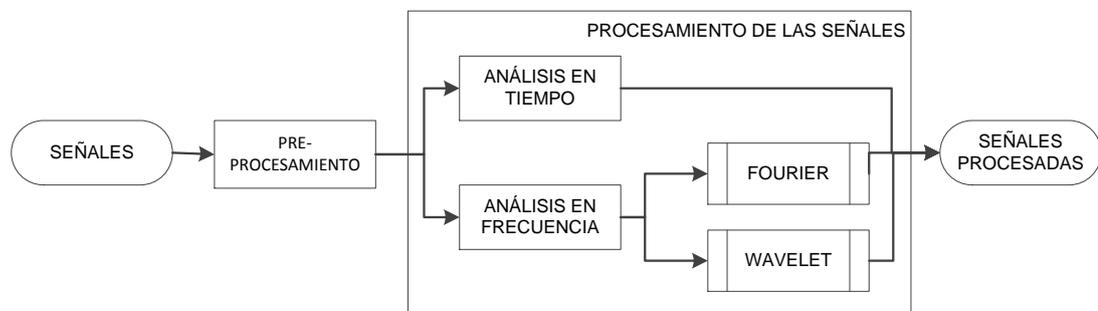


Figura 37. Etapas para Procesamiento de las Señales.

Cada etapa y sub-etapa de procesamiento planteado en la Figura 37, se detalla de la siguiente manera:

- **Procesamiento basado en el Tiempo:** Al representar la señal en el dominio del tiempo, se busca caracterizar las señales indagando variaciones respecto a la amplitud y duración en los diferentes tipos sísmicos.
- **Procesamiento basado en la Frecuencia:**
 - **Transformada de Fourier:** Al representar la señal en el dominio de la frecuencia, buscando las variaciones entre

los anchos de banda de cada evento, como los picos máximos, frecuencia de picos máximos, armónicos, etc.

- ***Transformada Wavelet:*** En este caso se representa la señal en el dominio de la frecuencia también, pero de manera más detallada en las frecuencias en la que cada evento posee, es decir, para un tipo LP, se trabaja caracterizando con los coeficientes y energía de los niveles de la *Wavelet* tres y cuatro y para los VT se trabaja con los niveles dos, tres y cuatro, por ejemplo.

3.2. DEFINICIÓN DE LAS HERRAMIENTAS SOFTWARE A UTILIZAR.

En el procesamiento de las señales sísmicas provistas por IGEPN del volcán Cotopaxi, tendrá como inconveniente, que al realizar la lectura de las señales, estas se encuentran en un formato que no es reconocido por Matlab®, por lo que se adaptan para la lectura y posterior análisis de las mismas.

Se dispone de las señales en formato .sac, un formato propio de IRIS (*Incorporated Research Institutions Seismology*) instrumento de medición con el que se cuenta en las estaciones.

Además se debe tener en cuenta que el procesamiento de las señales, conlleva un costo computacional un tanto alto, por lo que debemos contar con una herramienta de programación que cumpla con los requerimientos que pueda abarcar todos los métodos de análisis matemático que se plantea anteriormente.

Es por esto que la herramienta de programación que se usa en este proyecto, es Matlab®, una herramienta de modelamiento matemático que ofrece un entorno de desarrollo integrado (IDE, *Integrated Development Environment*) con un lenguaje de programación propio (lenguaje M). Matlab®,

usa un lenguaje de alto nivel, pero también se puede trabajar en un entorno interactivo, en lo que se refiere a la visualización y la programación.

Zhigang Peng (2013), desarrolló una serie de subrutinas en el lenguaje M, con las que se realiza la lectura y escritura de los archivos en formato .sac, en el entorno de Matlab®. Este directorio fue nombrado como paquete MatSAC (Peng, 2013).

3.3. ACONDICIONAMIENTO DE LAS SEÑALES PARA SU LECTURA.

3.3.1. Adquisición y Organización de Datos

El IGEPN cuenta con una base de datos con eventos sísmicos amplia, por lo cual se facilitaron los registros sísmicos de seis meses del volcán Cotopaxi. Cada evento fue clasificado y recolectado previamente por expertos, que forman parte del instituto geofísico.

Los datos son recolectados en segmentos de veinte minutos, las 24 horas del día, por lo que la selección de las señales sísmicas se hace por medio de las etiquetas del tipo de evento sísmico provistas por el IGEPN, en un archivo con el siguiente formato para cada mes del año mostrada en la Tabla 2, que indica el número de registro almacenado en el IGEPN, el volcán de donde se tomó el registro, el nombre de la estación, componente en la que se tomó, fecha del registro, el tiempo de inicio del evento y finalmente el tipo de evento sísmico:

Tabla 2. Formato de registro mensual de las señales sísmicas por el IGEPN.

CODREGISTRO	VOLCÁN	ESTACION	COMPONENTE	FECHA	HORA	TIPO
16375	Cotopaxi	VC1	SHZ	01/01/2012	1:03:01	HB
16390	Cotopaxi	VC1	SHZ	01/01/2012	6:02:44	LP
16391	Cotopaxi	VC1	SHZ	01/01/2012	10:21:39	LP
16396	Cotopaxi	VC1	SHZ	01/01/2012	15:01:26	LP
16400	Cotopaxi	VC1	SHZ	01/01/2012	17:45:01	LP
16415	Cotopaxi	VC1	SHZ	02/01/2012	7:27:07	VT
16416	Cotopaxi	VC1	SHZ	02/01/2012	7:38:36	LP
16418	Cotopaxi	VC1	SHZ	02/01/2012	7:44:54	LP
16419	Cotopaxi	VC1	SHZ	02/01/2012	7:56:33	LP
16427	Cotopaxi	VC1	SHZ	02/01/2012	11:51:26	VT
16434	Cotopaxi	VC1	SHZ	02/01/2012	19:22:26	LP
16446	Cotopaxi	VC1	SHZ	03/01/2012	4:21:58	LP
16447	Cotopaxi	VC1	SHZ	03/01/2012	5:34:48	LP
16457	Cotopaxi	VC1	SHZ	03/01/2012	12:58:18	HB
16460	Cotopaxi	VC1	SHZ	03/01/2012	15:23:15	LP
16464	Cotopaxi	VC1	SHZ	03/01/2012	23:11:57	LP
16772	Cotopaxi	VC1	SHN	12/01/2012	5:46:00	TRE

Las señales sísmicas, se encuentran en el formato .sac, de manera que, la lectura de los registros se realizó mediante la herramienta de lectura MatSAC.

```
[t,data,SAChdr] = fget_sac(filename)
```

Como ejemplo se toma al evento sísmico del día 3 de enero del 2012, de tipo LP, tomado de la estación VC1, con un tiempo inicial a las 23:11:57, se puede apreciar en la Figura 38 y en la Tabla 2.

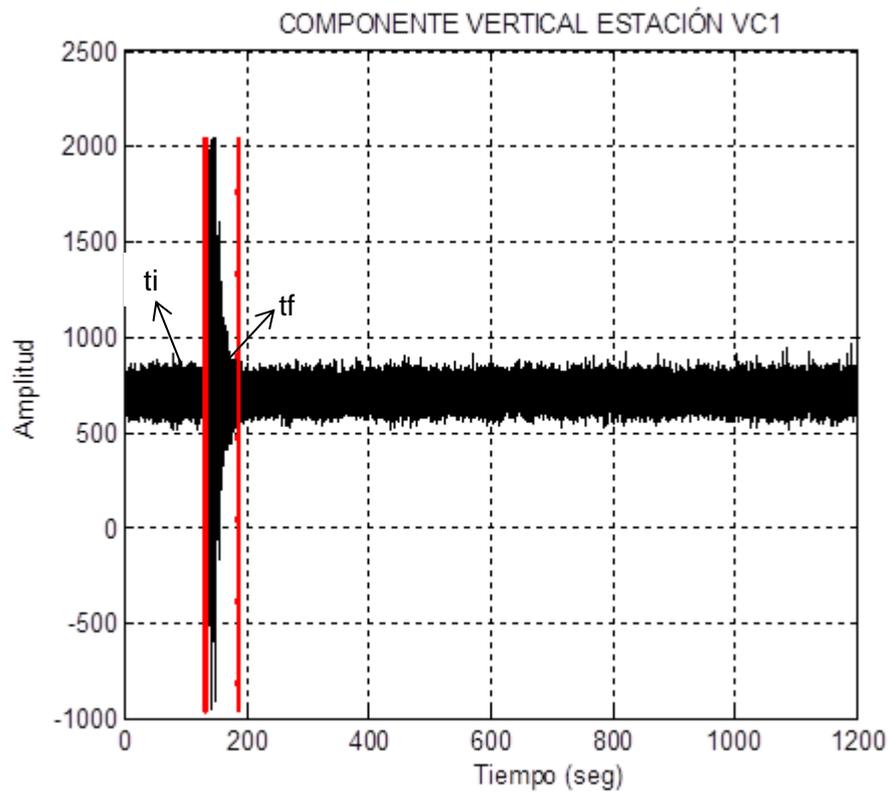


Figura 38. Señal completa del registro sísmico (20 minutos).

Se toma la señal completa, es decir, la señal de veinte minutos y mediante la etiqueta de tiempo inicial del registro provisto por el IGEPN se selecciona el evento sísmico y mediante la apreciación visual se asigna el tiempo final, obteniendo solo la señal del evento sísmico de la partición de la señal completa del registro evento sísmico, como se ve en la Figura 39.

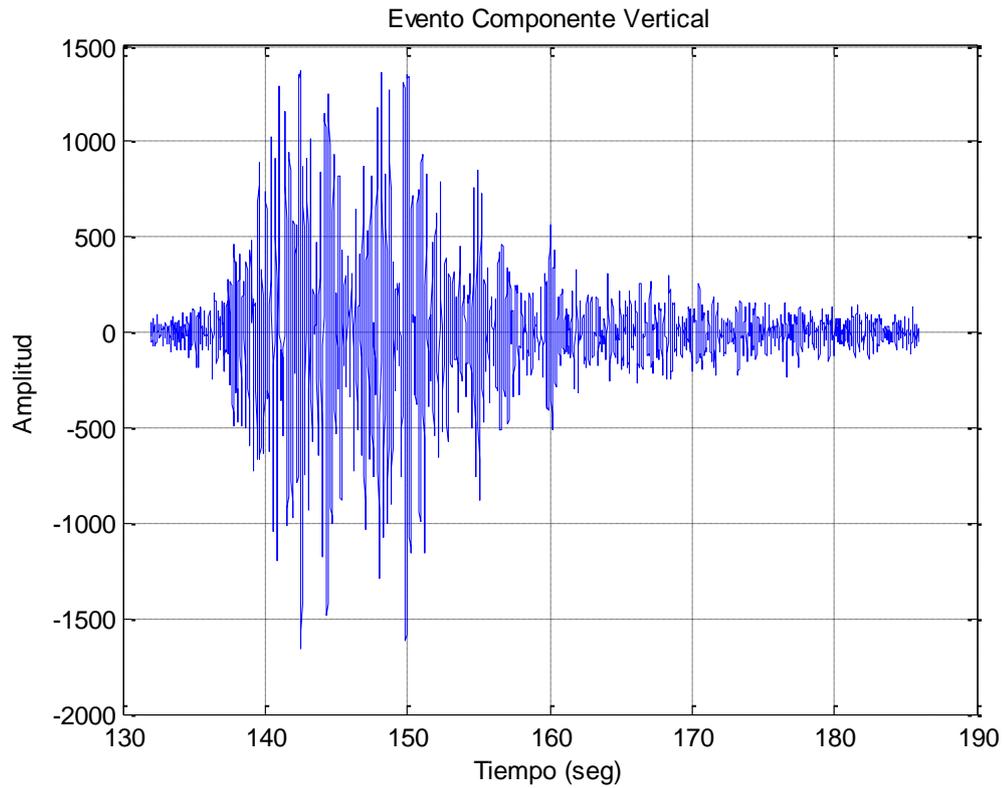


Figura 39. Señal de evento sísmico.

3.3.2. Pre-Procesamiento.

El pre-procesamiento es un paso primordial para obtener las señales verdaderas del movimiento de tierra del registro sísmico, obtenidas desde el instrumento sísmico de lectura, debido a que existen errores instrumentales, calibración que afecte al registro de los eventos sísmicos, etc. El pre-proceso se ilustra gráficamente en la Figura 40.



Figura 40. Etapas para Pre-Procesamiento de las Señales.

Se puede calcular la frecuencia de muestreo, tomando dos valores secuenciales de los valores del tiempo de la señal y posteriormente invirtiendo este valor, para obtener la frecuencia mediante la ecuación (16).

$$f_m = \frac{1}{t_m} \quad (16)$$

$$t_m = t_2 - t_1$$

Existen tres pasos que se deben cumplir para realizar un correcto pre-proceso de la señal:

1. Remover la media y la tendencia lineal de la señal.

La media se presenta como una componente de DC dentro de la señal, que puede ser grande en comparación con la señal original.

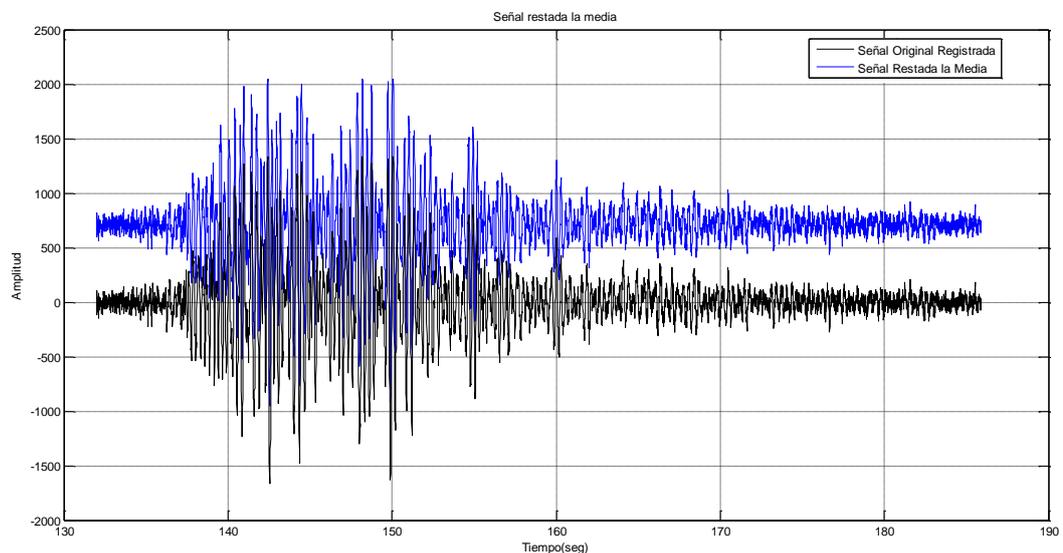


Figura 41. Ilustración de la señal sísmica anulada la media matemática.

El valor de la media en este caso es significativo, por lo que es importante anular este efecto, el resultado se ilustra en la Figura 41.

La tendencia lineal, tiene un efecto menor, pero puede amplificar algunos efectos lineales no deseados, se puede apreciar en la Figura 42, el resultado de este proceso.

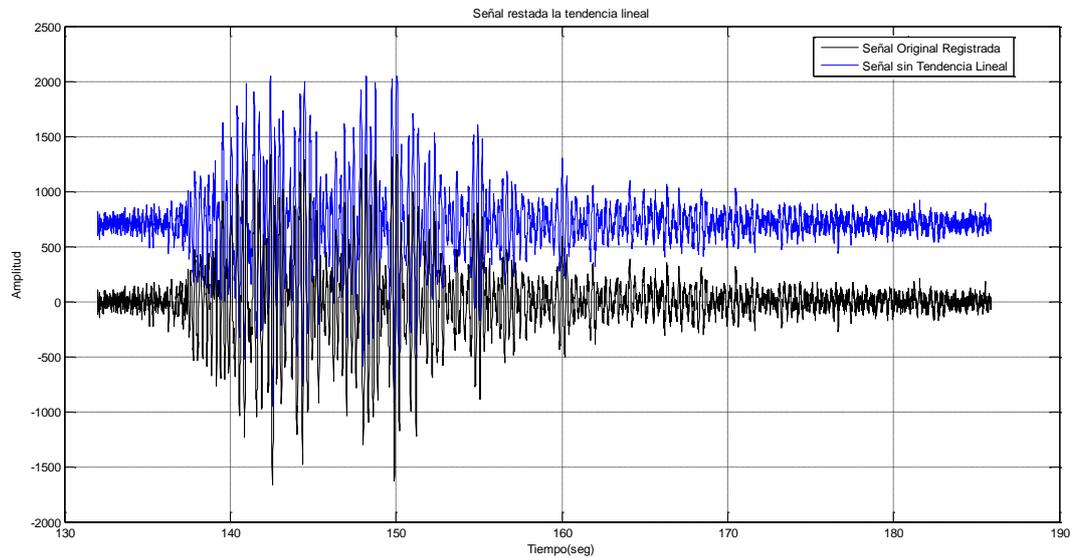


Figura 42. Ilustración de la señal sísmica anulada la tendencia lineal.

2. Remover el error (Porrit, 2010).

Al remover el error de la señal, el proceso se vuelve complejo porque este difiere para cada volcán, por lo que se realiza una comparación entre los periodogramas (diagrama de la energía versus la frecuencia, estimado de la Densidad Espectral de Potencia.) de la señal, tomado una parte de la señal en donde se encuentra el evento sísmico y otra donde está en estado pasivo (sin reconocimiento de evento sísmico) gráficamente se aprecia en la Figura 43. Obteniendo de esta manera una señal sin posibles errores.

Cada evento sísmico tiene un rango de frecuencias en el que se encuentra y este rango difiere entre eventos, esto se anuncia en el capítulo anterior, los eventos sísmicos deben analizarse a partir de los 0.5 Hz, para evitar anular información importante de las señales sísmicas, el filtraje se deberá realizar a partir de esta frecuencia umbral (Chouet, 1996). Existe un pico

prominente en los 0.2Hz aproximadamente, que corresponde a una grieta llenas de fluido como fuente generadora de este evento considerado como error, la cual es extraída para el análisis de las señales (Chouet, Page, Stephens, Lahr, & Power, 1994).

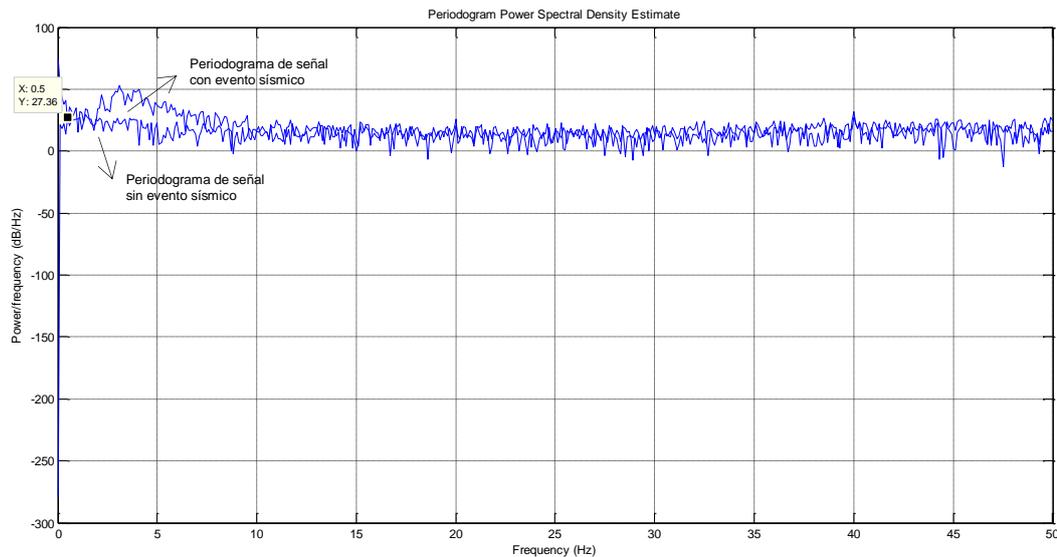


Figura 43. Periodogramas de la señal sin evento sísmico y con evento sísmico. Selección de punto de corte para filtro Pasa-Alto.

Si una señal tiene una media aritmética diferente de cero, su espectro de potencia posee un impulso en la frecuencia cero. Si el valor de la media es grande, este componente va a resultar de una magnitud que dominará al estimado del espectro de potencia, por lo que en estos casos, resulta conveniente substraer de los valores de la señal la media aritmética, antes de obtener el periodograma (Estévez, Machado, & Estévez, 2008).

En la Figura 43, se puede apreciar que el filtraje de la señal se podría realizar tanto en frecuencias altas, como en frecuencias bajas (teniendo en cuenta que la frecuencia de muestreo es de 100 Hz), por lo que se opta por un filtro de tipo pasa-banda.

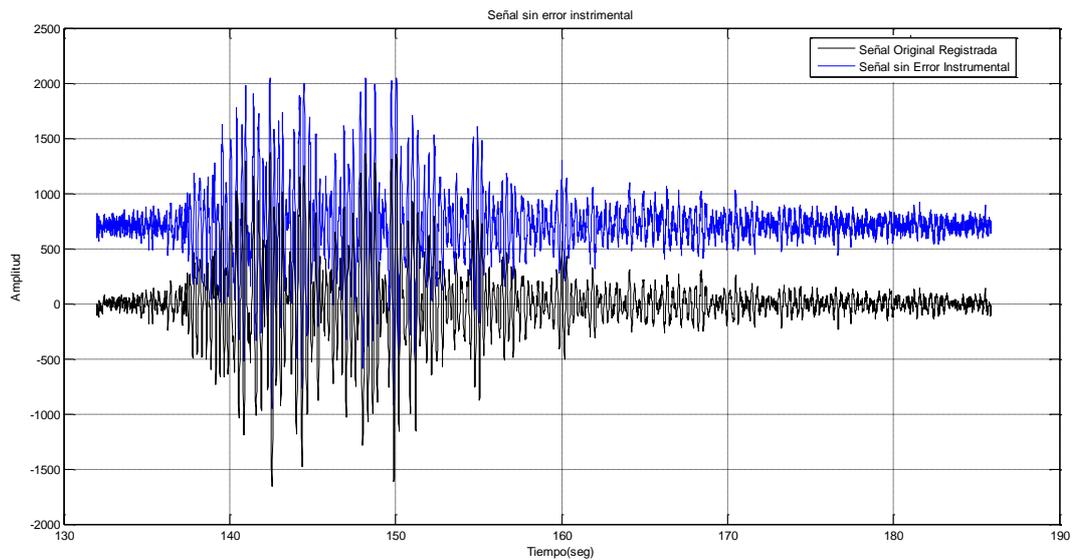


Figura 44. Ilustración de la señal sísmica sin error.

Como resultado, después del filtro pasa-banda, se obtiene finalmente las señales del movimiento de tierra del registro sísmico como se aprecia en la Figura 44.

3.4. PROCESAMIENTO DE SEÑALES.

El procesamiento de las señales sísmicas que se ilustra en la Figura 37, en el cual se encuentra el esquema de bloques en función del dominio del tiempo y en frecuencia del procesamiento de las señales.

3.4.1. Análisis en Tiempo.

Al leer los datos sísmicos en Matlab®, se realiza la representación de la señal en tiempo discreto, por lo que se puede proceder con el cálculo de los valores obtenidos para la caracterización.

Como ejemplos para la explicación de las características obtenidas en dominio del tiempo, se toman los eventos sísmicos listados en la Tabla 3:

Tabla 3. Ejemplos tomados para explicación de características obtenidas.

Día	Hora Inicial	Tipo	Estación
03/01/2012	23:11:57	LP	VC1
03/01/2012	12:58:18	HB	VC1
04/01/2012	14:26:51	VT	VC1
13/01/2012	20:30:02	TRE	VC1

3.4.1.1. Tiempo de Duración.

Se trata del tiempo de duración que tiene cada evento, tomando en cuenta el pre-procesamiento realizado en la Sección 3.2.2. Como se ilustra en la Figura 45.

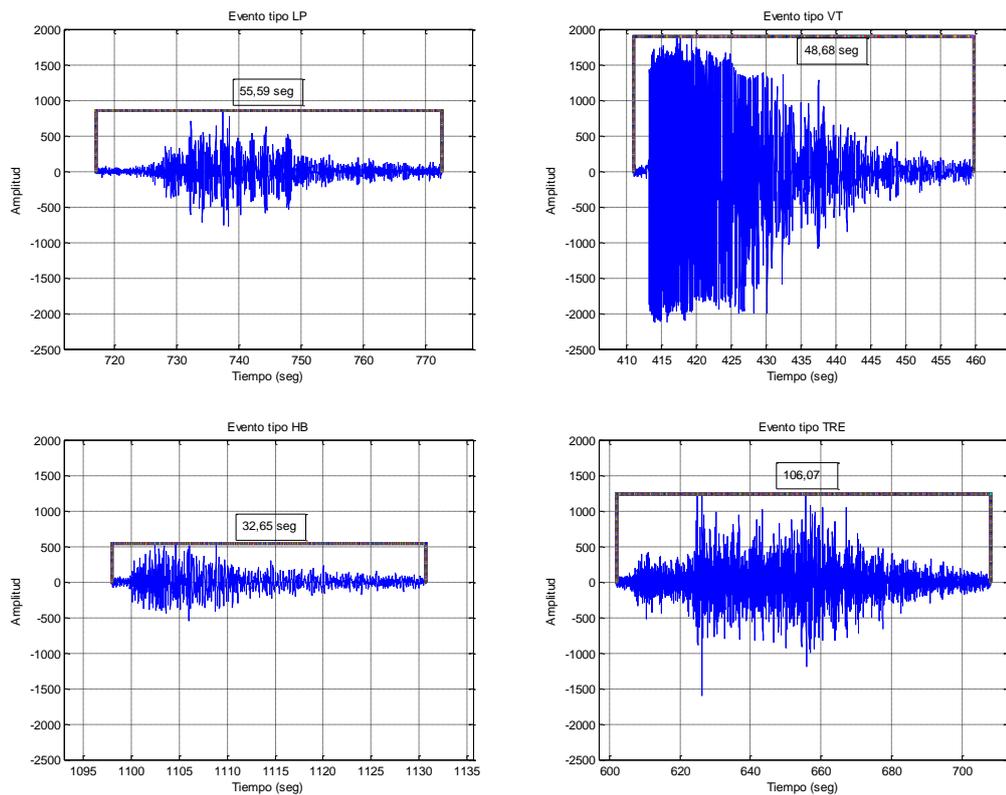


Figura 45. Tiempo de duración de los cuatro tipos de eventos sísmicos.

3.4.1.2. Tiempo en alcanzar el Pico Máximo y Valor del Pico Máximo.

Se toma el tiempo de cada señal desde su inicio hasta el pico máximo de la misma. Como se ilustra en la Figura 46.

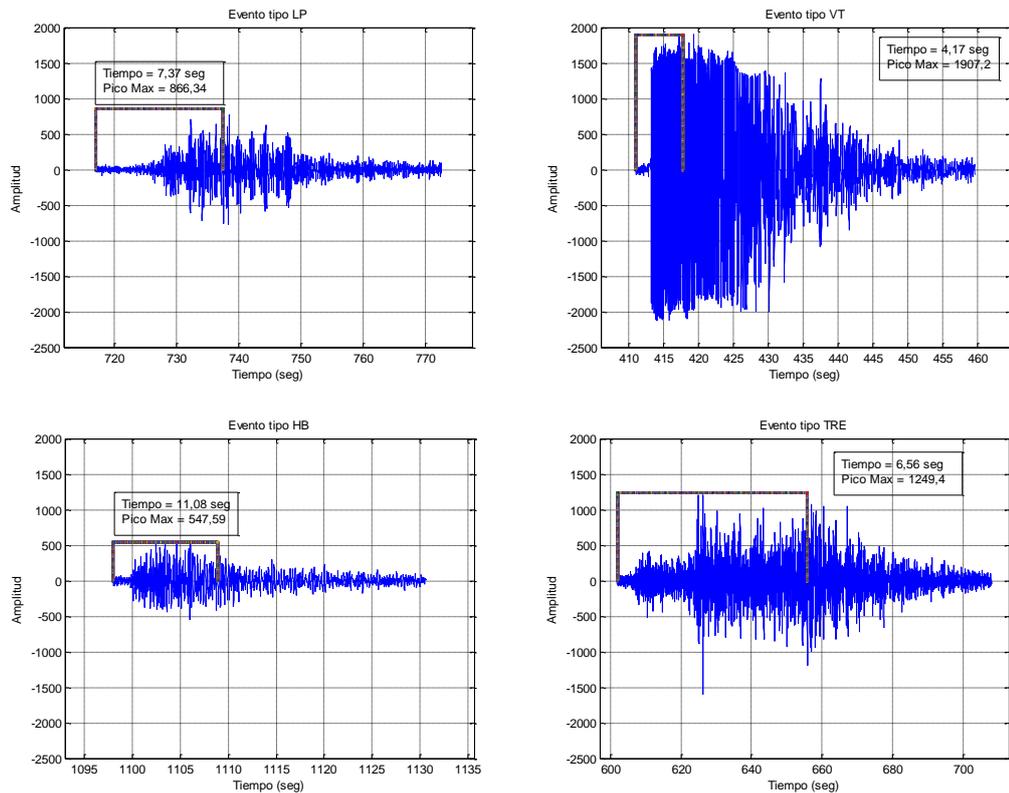


Figura 46. Tiempo al pico máximo de los cuatro tipos de eventos sísmicos.

3.4.1.3. Entropía.

Es también llamada entropía de información o entropía de Shannon, con la cual se obtiene la incertidumbre de una fuente de información, en este caso la base de datos de las señales sísmicas.

La entropía referida la teoría de información, hace referencia a la cantidad de información media que contienen los símbolos usados. Los símbolos con menor probabilidad son los que aportan mayor información. La

entropía es el límite máximo al que se puede comprimir una fuente sin ninguna pérdida de información (Rodríguez, 2012) (Ramíó, 1999).

$$E(s) = - \sum_i^N s_i^2 \log(s_i^2) \quad (17)$$

Para cada señal sísmica, se obtiene la entropía de Shannon, en función del tiempo con la ecuación (17).

3.4.1.4. Valor RMS.

La media cuadrática o RMS (*Root Mean Square*) es una medida estadística de la magnitud de una cantidad variable. Puede calcularse para una serie de valores discretos o para una función de variable continua. El nombre deriva del hecho de que es la raíz cuadrada de la media aritmética de los cuadrados de los valores.

La media cuadrática para una colección de N valores $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ de una variable discreta, viene dada por la fórmula (Mitacc Meza, 1996) :

$$X_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} = \sqrt{\frac{x_1^2 + x_2^2 + x_3^2 + \dots + x_N^2}{N}} \quad (18)$$

El valor RMS respecto a la señal sísmica se puede apreciar en la Figura 47.

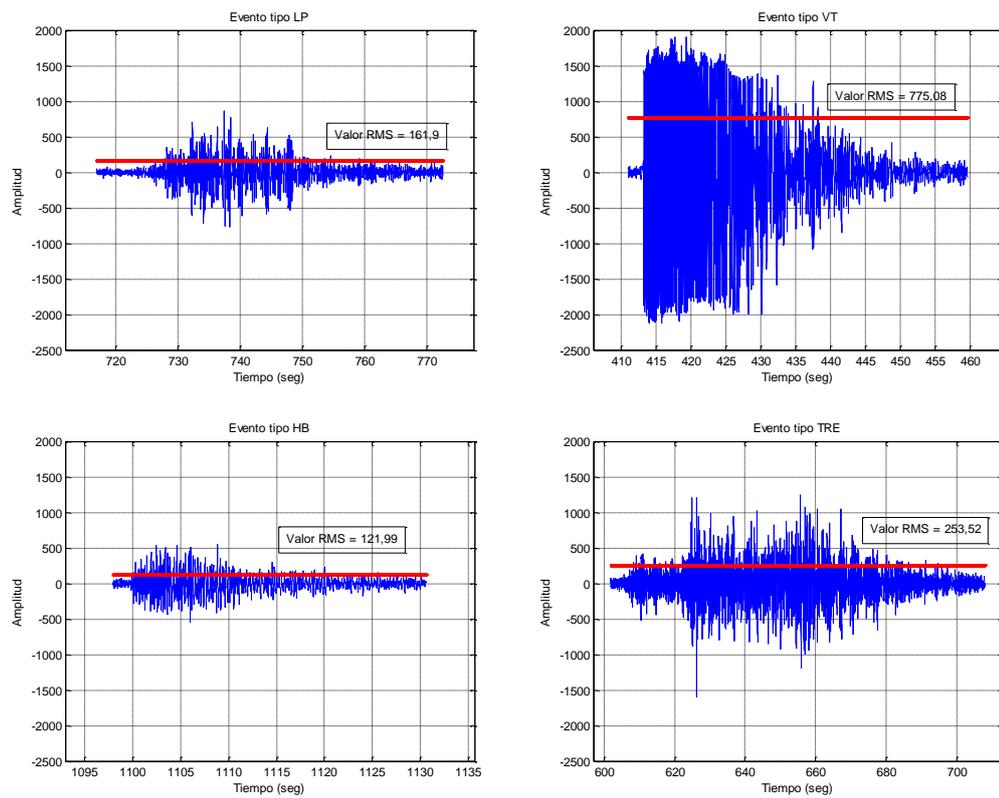


Figura 47. Valor RMS de los cuatro tipos de eventos sísmicos.

3.4.1.5. Valor de Diferencia de máximo y mínimo.

Calculo de la diferencia entre los valores máximo y mínimo en la señal.
Como se ilustra en la Figura 48.

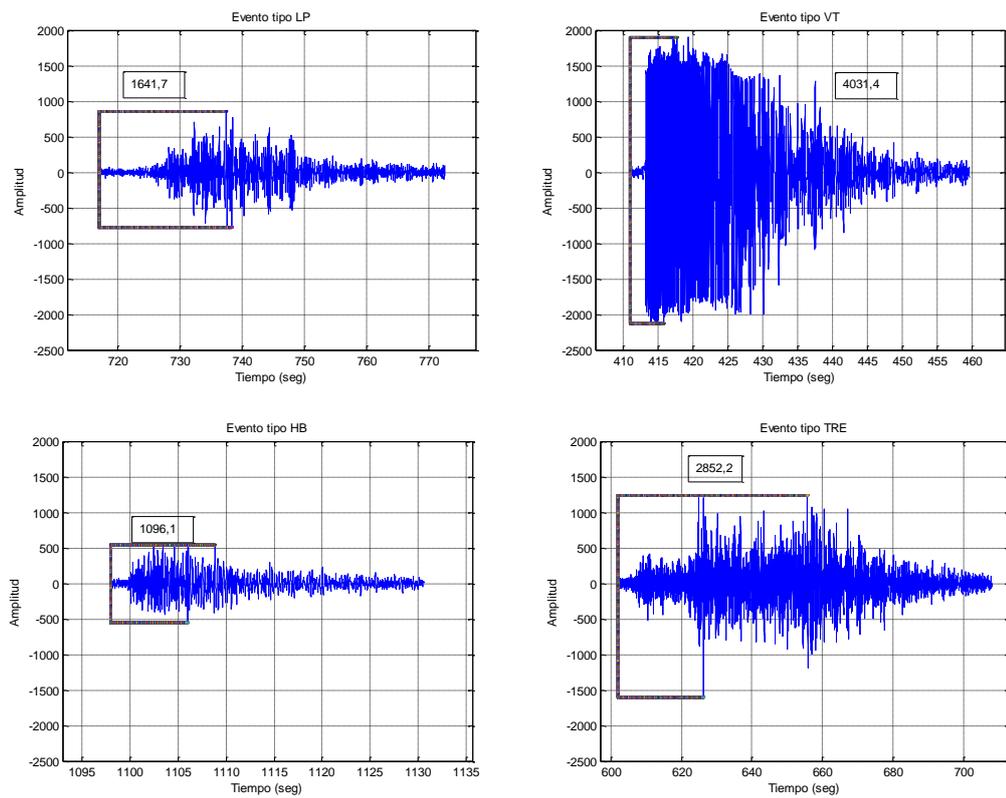


Figura 48. Valor de Diferencia entre máximos de los cuatro tipos de eventos sísmicos.

3.4.1.6. Relación de Valores Pico y de RMS

Se calcula la relación entre el valor absoluto más grande de la señal a la (RMS) valor de la raíz cuadrada media de la misma. Como se ilustra en la Figura 49.

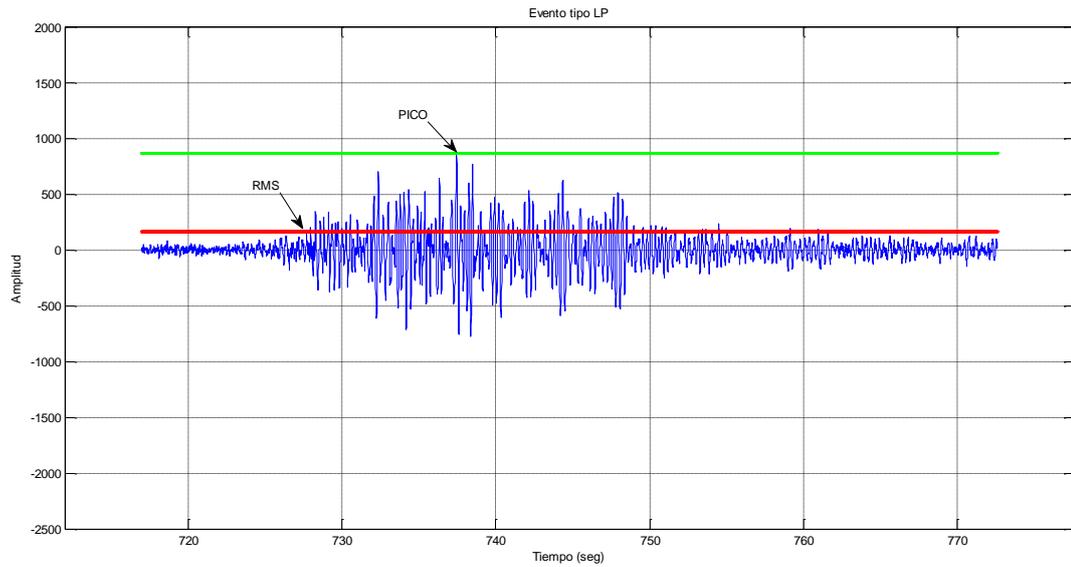


Figura 49. Valores pico y RMS de una señal FFT de un sismo tipo LP.

La relación de pico de magnitud a RMS es (Mitacc Meza, 1996):

$$\frac{\|X\|_{\infty}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |X_n|^2}} \quad (19)$$

3.4.1.7. Energía.

Energía de la señal en dominio del tiempo (Fessler, 2004).

$$E_x = \sum_{n=-\infty}^{\infty} |x[n]|^2 \quad (20)$$

3.4.1.8. Densidad de Cruces por Cero.

Los cruces por cero indican el número de veces que dos muestras consecutivas difieren de signo, o bien cuando una muestra toma el valor de cero (al trabajar con señales reales no existen valores igual a cero). Consecuentemente, las señales con mayor frecuencia presentan un mayor valor de esta característica (Peralta & Cotrina, 2002).

$$z = \sum_{m=0}^{N-1} |\text{sign}[x(m)] - \text{sign}[x(m-1)]| \quad (21)$$

donde,

$$\text{sign}\{x(m)\} = \begin{cases} +1, & x(m) \geq 0 \\ -1, & x(m) < 0 \end{cases}$$

La ecuación (21), es la explicación matemática de cruce por cero, donde *sign* es la función signo y *N* es el número de muestras.

3.4.1.9. Kurtosis.

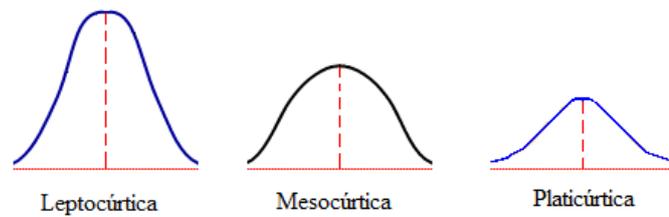
Es una medida estadística utilizada para describir la distribución de los datos observados alrededor de la zona central de distribución. Una mayor kurtosis implica una mayor concentración de datos cerca de la media de distribución. Esto explica una forma de la distribución de frecuencias con colas muy elevadas y con un centro muy apuntado. Basándose en la siguiente ecuación (Romero & Zúnica, 2005) (The MathWorks, 2014):

$$k = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^2} \quad (22)$$

En la ecuación (22), \bar{x} es la media de x .

De acuerdo a la distribución se diferencia en 3 grupos, como se ilustra en la Figura 50:

- **Leptocúrtica:** Existe una gran concentración. Si $k > 3$.
- **Mesocúrtica:** Existe una concentración normal. Si $k = 3$.
- **Platicúrtica:** Existe una baja concentración. Si $k < 3$.



**Figura 50. Curvas de Tipo de Distribución de acuerdo a Kurtosis .
(Romero & Zúnica, 2005)**

3.4.2. Análisis en Frecuencia

3.4.2.1. Mediante Fourier.

Las señales sísmicas, al ser representadas en función de la frecuencia, permiten apreciar características que al ser analizadas en el dominio del tiempo son imposibles de ver y que se diferencia de gran manera entre tipos de señales sísmicas.

Como ejemplos para la explicación de las características obtenidas en dominio de la frecuencia con FFT, se toman los eventos sísmicos listados en la Tabla 4:

Tabla 4. Ejemplos tomados para explicación de características obtenidas.

Día	Hora Inicial	Tipo	Estación
03/01/2012	23:11:57	LP	VC1
03/01/2012	12:58:18	HB	VC1
02/01/2012	7:27:07	VT	VC1
13/01/2012	20:30:02	TRE	VC1

3.4.2.1.1. Valores máximos de la FFT

Al obtener la transformada FFT de las señales, se trabaja con el valor máximo de la amplitud y de la frecuencia, para la caracterización de la señal. Como se ilustra en la Figura 51.

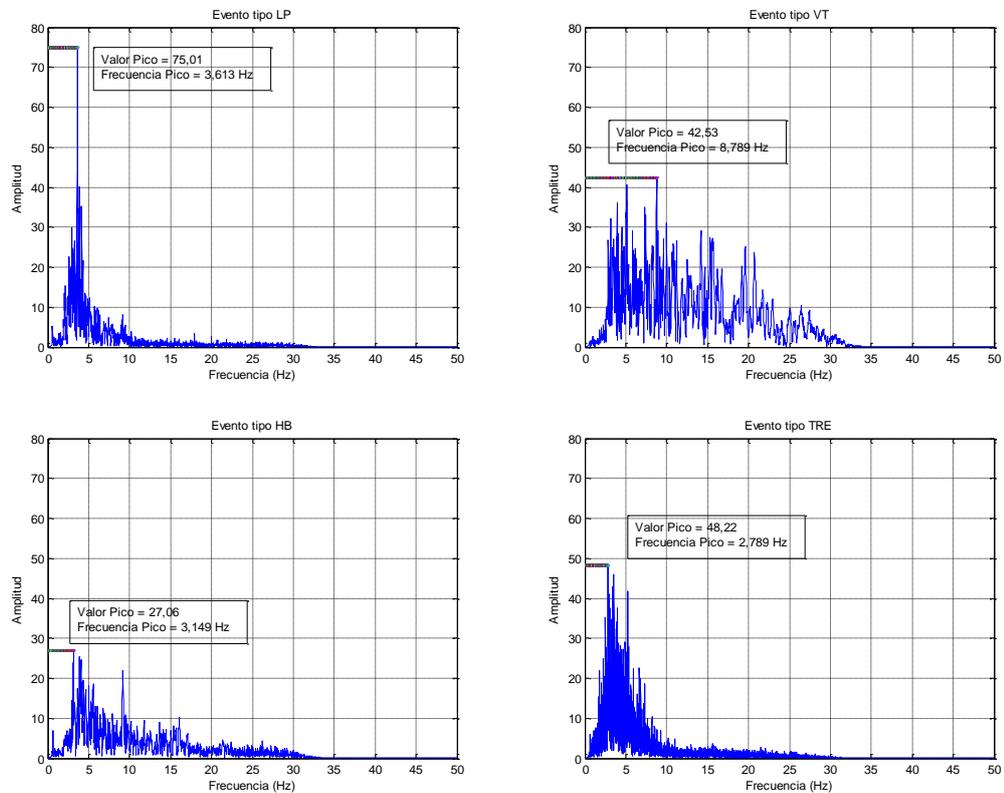


Figura 51. Valor máximo de frecuencia y amplitud de los cuatro tipos de eventos sísmicos.

3.4.2.1.2. Media de la FFT

Valor medio de la amplitud respecto a la frecuencia de la señal sísmica. Como se ilustra en la Figura 52.

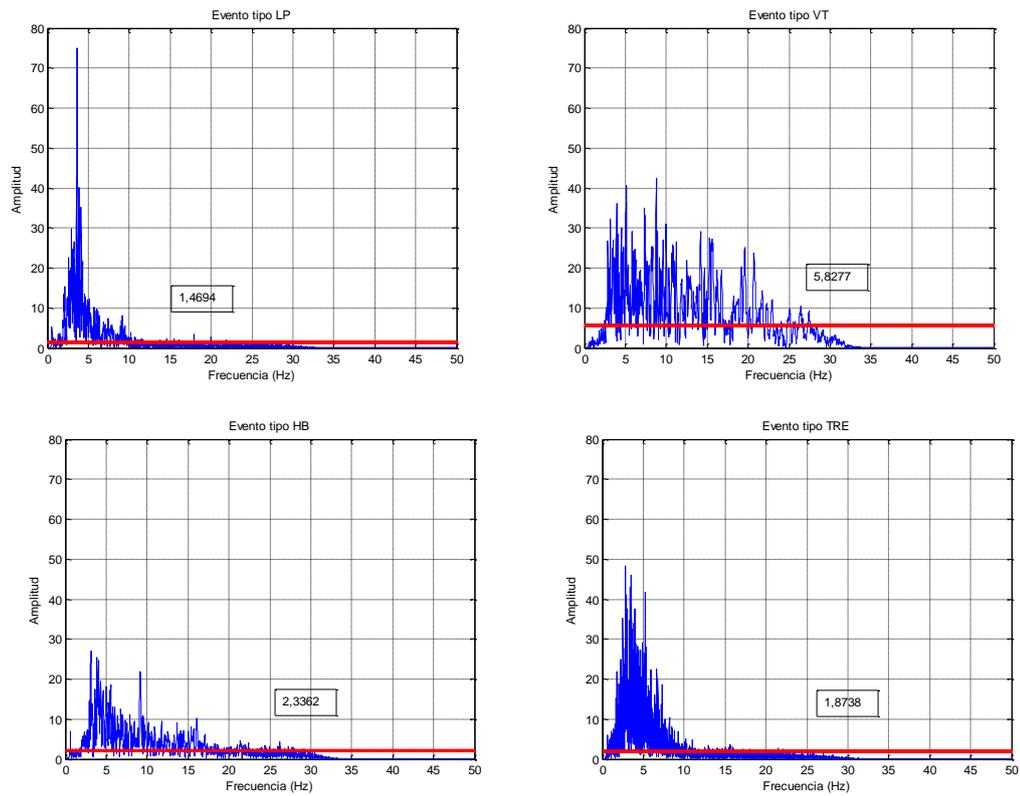


Figura 52. Valor de la media de amplitud en FFT de los cuatro tipos de eventos sísmicos.

3.4.2.1.3. Valores máximos en la banda de frecuencia de 10 Hz a 20 Hz.

Pico máximo y frecuencia en la banda de 10 Hz a 20 Hz la representación del dominio de la frecuencia. Como se ilustra en la Figura 53.

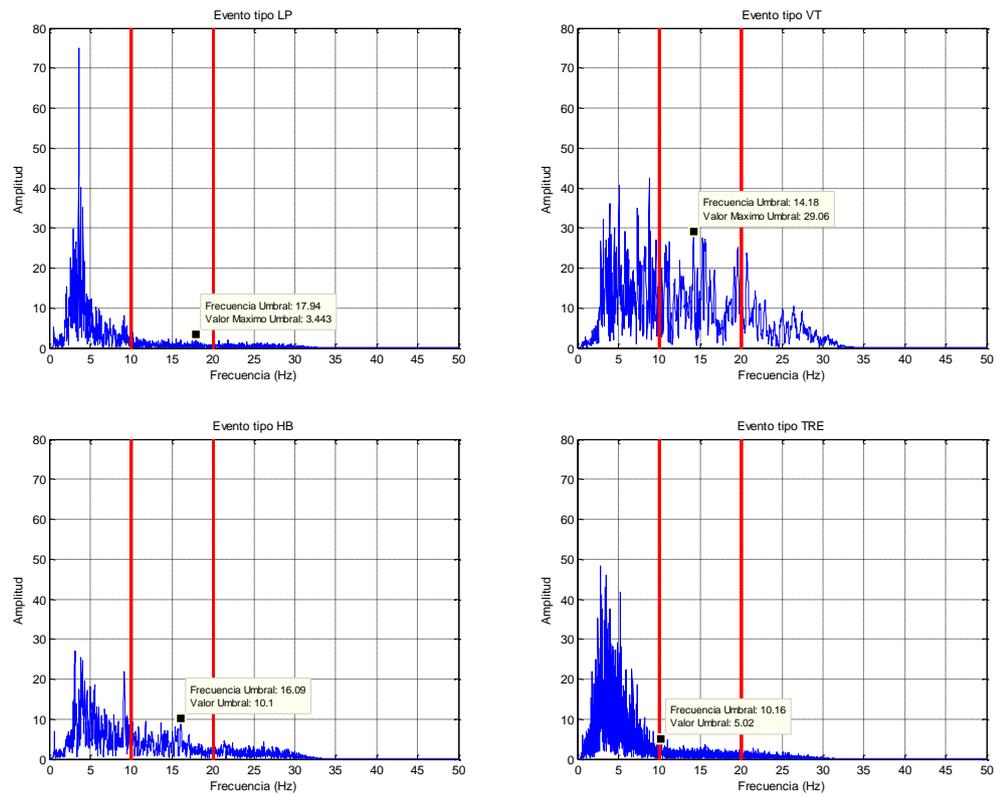


Figura 53. Valores máximos en la banda de 10 Hz a 20 Hz en FFT de los cuatro tipos de eventos sísmicos.

3.4.2.1.4. Valores máximos en la banda de frecuencia de 20 Hz a 30 Hz.

Pico máximo y frecuencia en la banda de 20 Hz a 30 Hz la representación del dominio de la frecuencia. Como se ilustra en la Figura 54.

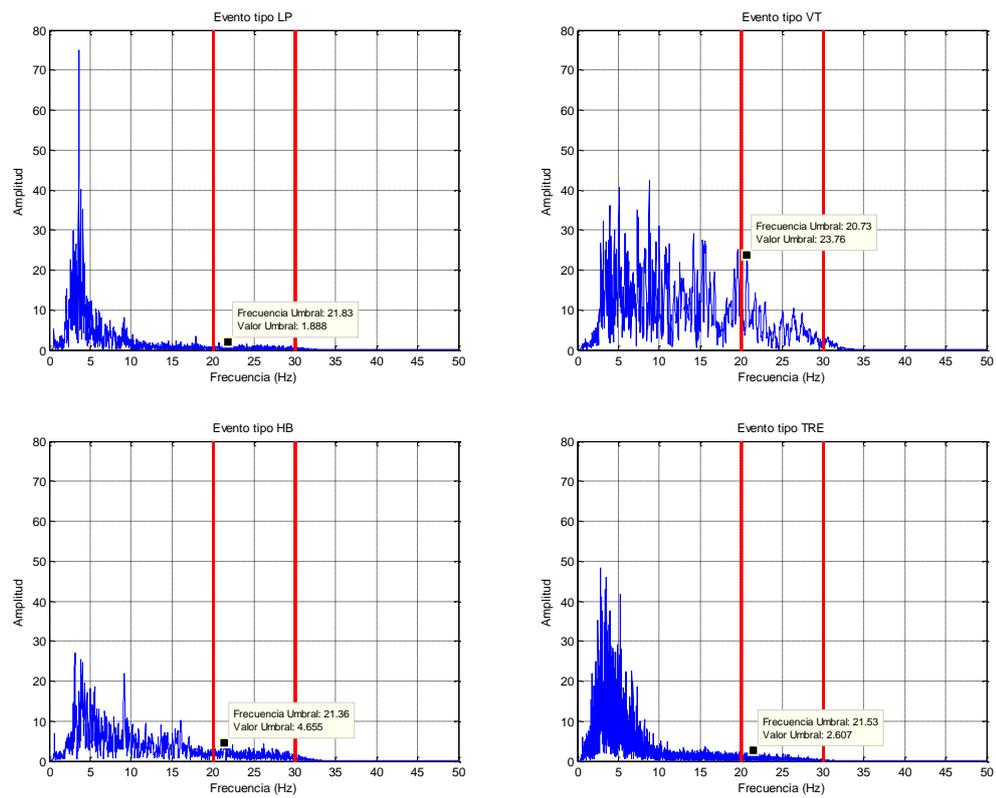


Figura 54. Valores máximos en la banda de 20 Hz a 30 Hz en FFT de los cuatro tipos de eventos sísmicos.

3.4.2.1.5. Valor RMS en la FFT.

Calculo de la media cuadrática en la representación, de la señal FFT. Como se ilustra en la Figura 55.

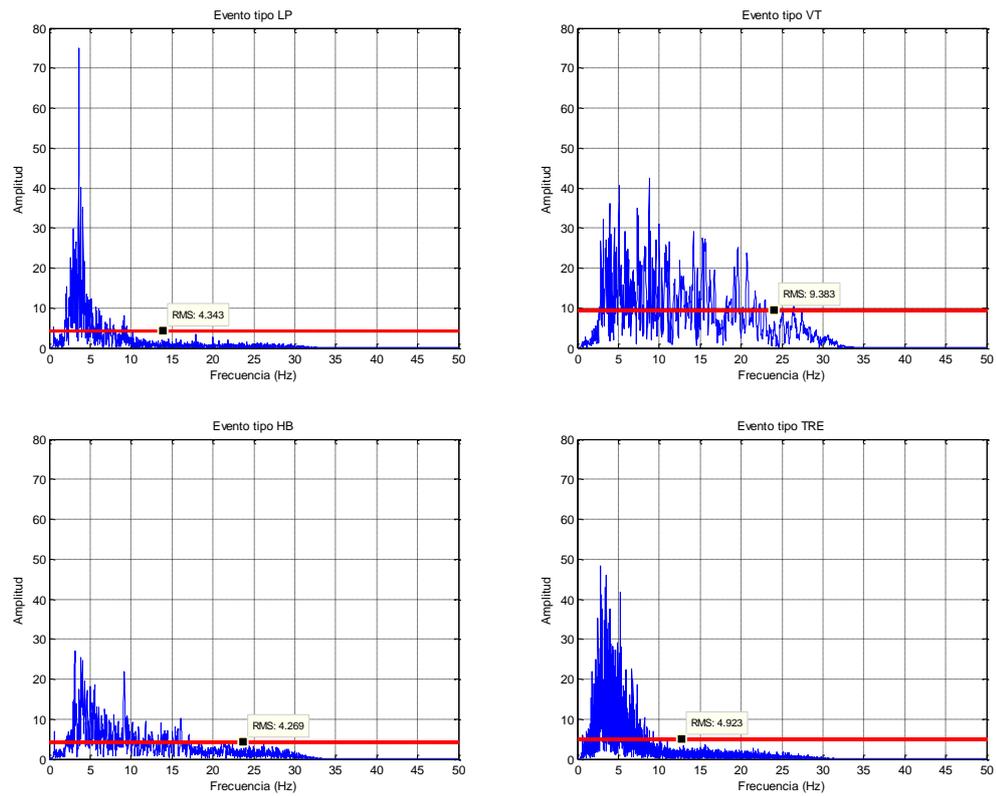


Figura 55. Valor RMS en FFT de los cuatro tipos de eventos sísmicos.

3.4.2.1.6. Relación de Pico de Magnitud a RMS.

Se realiza el mismo procedimiento que para la señal en el dominio del tiempo. Como se ilustra en la Figura 56 y se explica en la Sección 3.3.1.5.

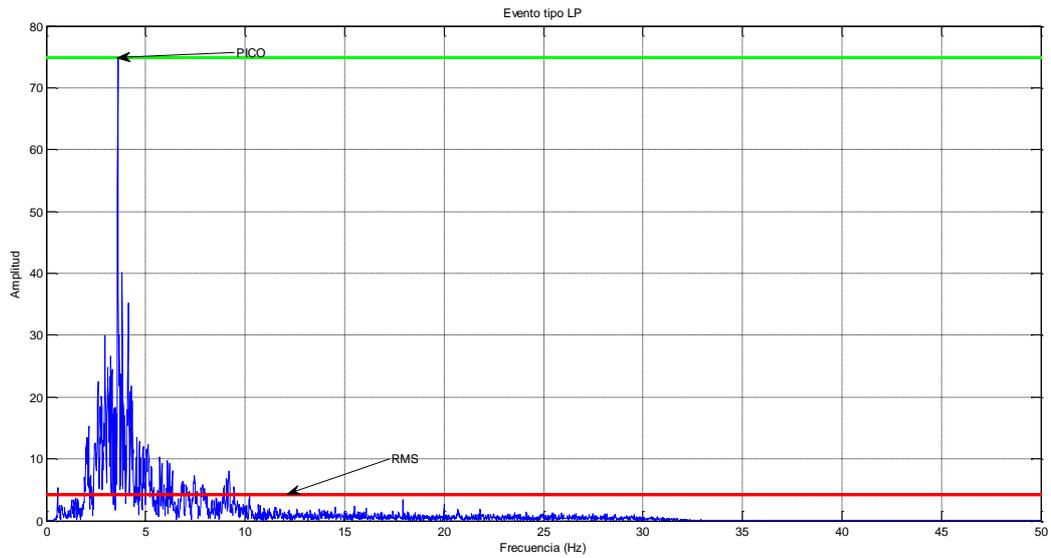


Figura 56. Valores pico y RMS de una señal FFT de un sismo tipo LP.

3.4.2.1.7. Energía de FFT.

Energía de la señal en dominio de la frecuencia, obtenida de la transformada FFT, mediante la siguiente ecuación:

$$E = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |X(f)|^2 df \quad (23)$$

3.4.2.1.8. Segundo y Tercer pico máximo

Valores del segundo y tercer pico máximo en la FFT y las frecuencias ubicadas en los picos. Como se ilustra en la Figura 57.

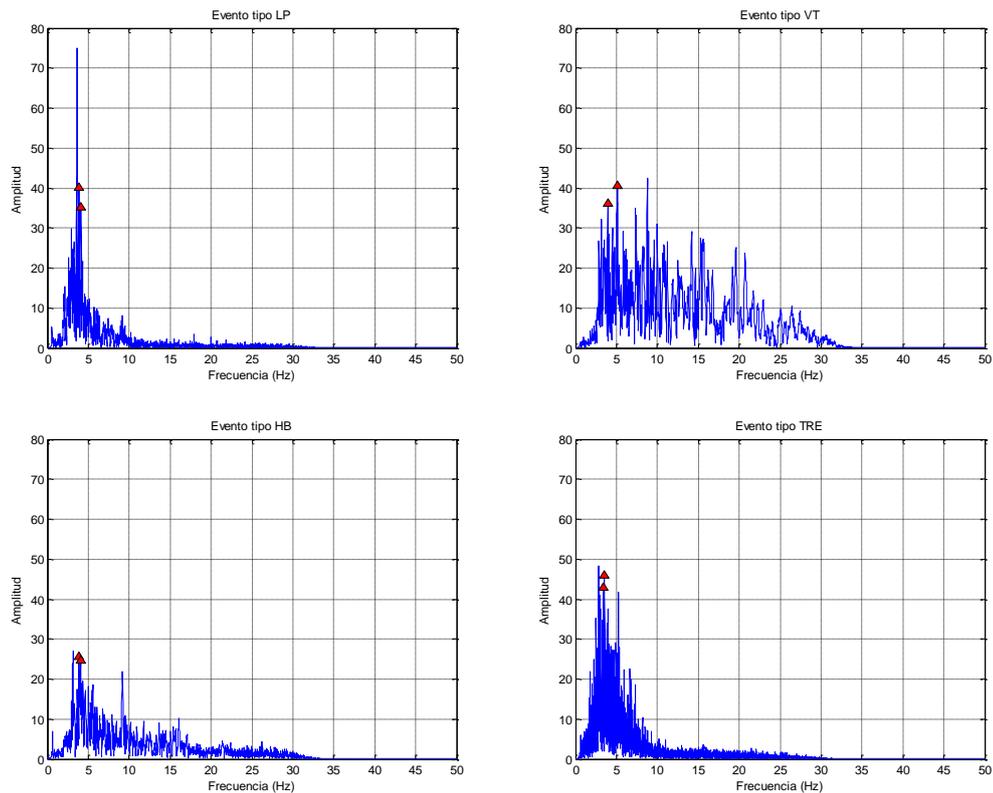


Figura 57. Segundo y Tercer picos máximos en FFT de los cuatro tipos de eventos sísmicos.

3.4.2.1.9. Espectrograma STFT y Densidad Espectral de Potencia.

La representación gráfica de la STFT, nos permite visualizar la gama de frecuencias que tiene la señal analizada a lo largo del tiempo. El análisis se realiza a través de la Densidad Espectral de Potencia (PSD, *Power Spectral Density*), con la que se conoce distribución de potencia de la señal.

La matriz densidad espectral de potencia P , está dada por:

$$P(i, j) = k |S(i, j)|^2$$

$$\text{donde, } k = \frac{1}{F_S \sum_{n=1}^L |w(n)|^2} \quad (24)$$

En la ecuación (24), $w(n)$ denota la ventana, para el caso de señales sísmicas resulta mejor usar una ventana tipo Hamming con tamaño de 512, con

lo que existe un equilibrio en la representación tiempo y frecuencia (Astuti, 2012), F_s es la frecuencia de muestreo, en este caso 100 Hz y $S(i,j)$ es la transformada de Fourier, como se ilustra en la Figura 58, Figura 59, Figura 60 y Figura 61 (Fernández, 2013).

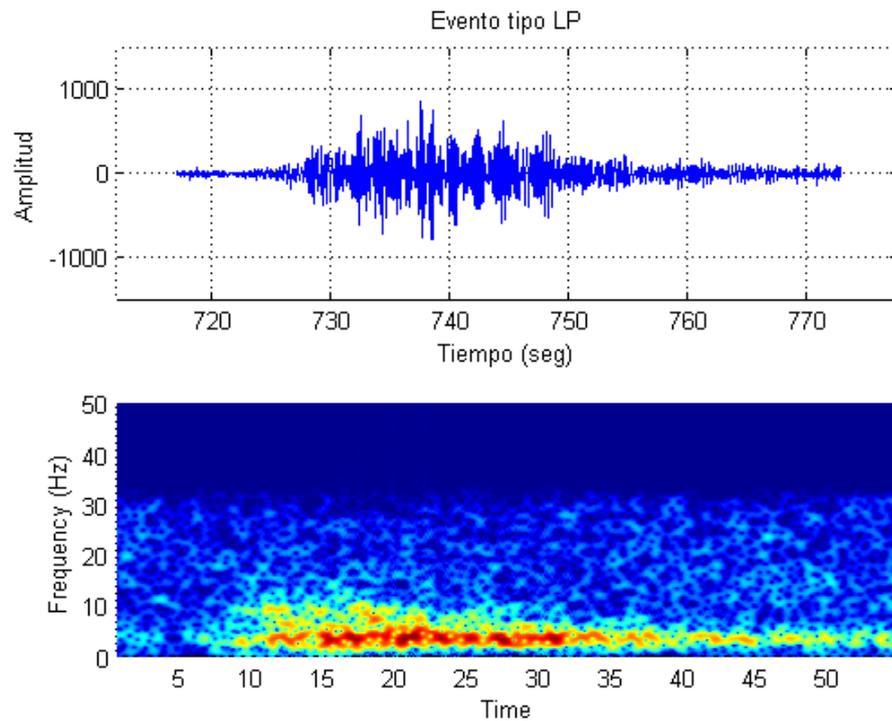


Figura 58. STFT de un Evento Tipo LP.

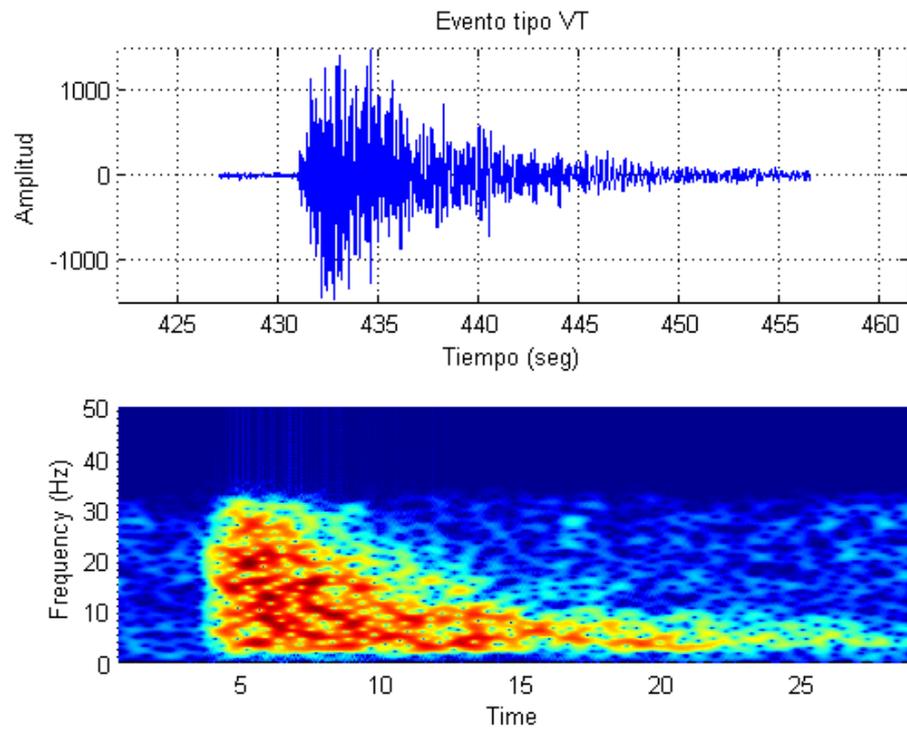


Figura 59. STFT de un Evento Tipo VT.

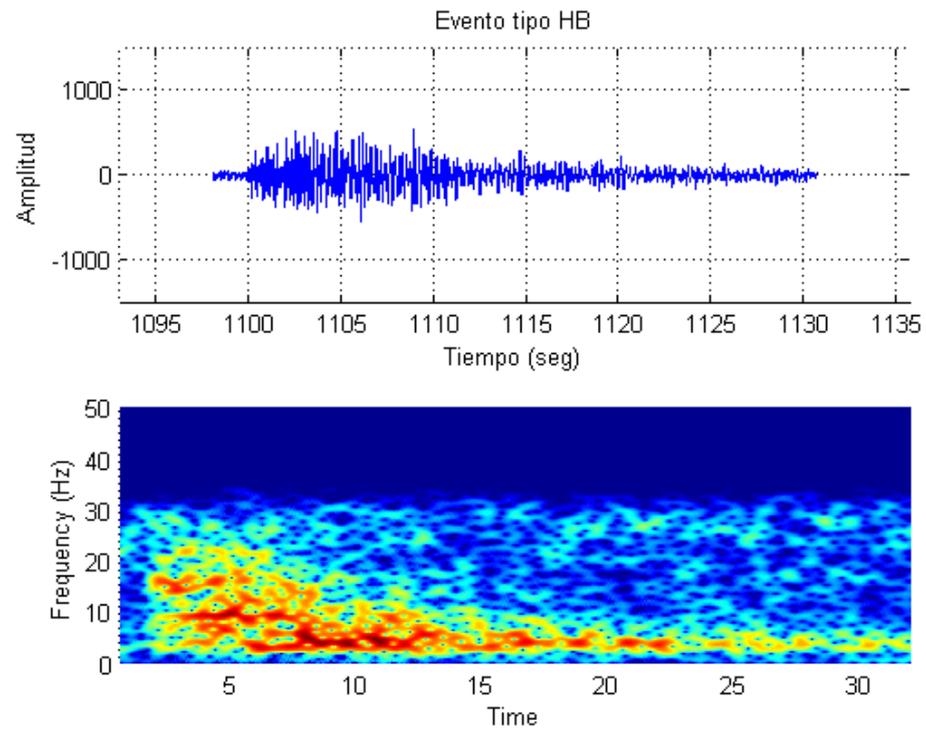


Figura 60. STFT de un Evento Tipo HB.

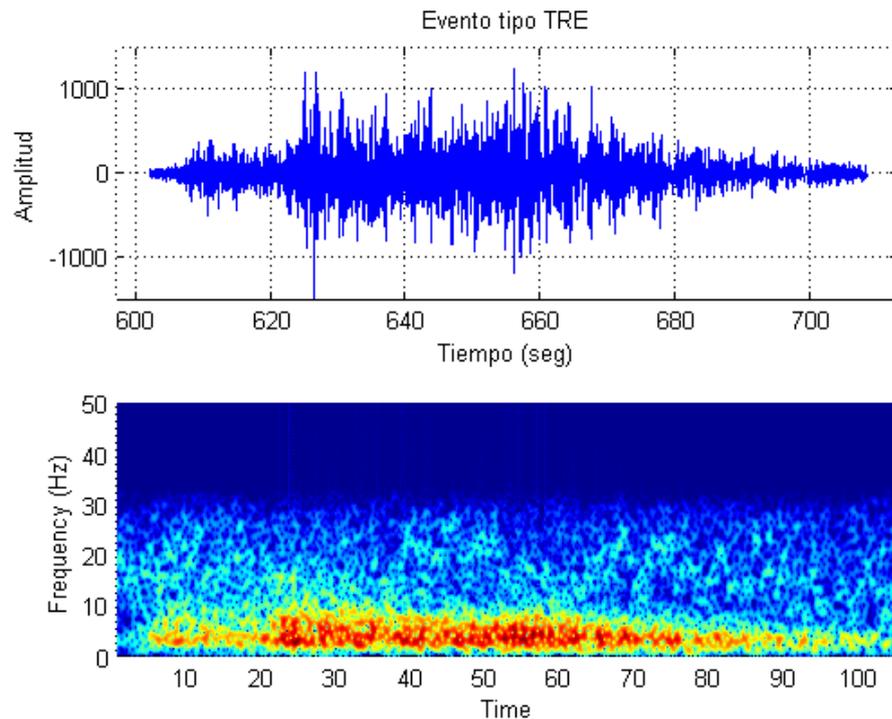


Figura 61. STFT de un Evento Tipo TRE.

Diferenciando así de manera más específica la naturalidad de cada tipo señal sísmica a lo largo del tiempo, respecto a los armónicos que contienen.

3.4.2.2. Análisis Mediante *Wavelet*

La transformada *Wavelet*, es otra representación de la señal en dominio de la Frecuencia. A diferencia de la STFT, es más detallada, resolviendo los problemas que se tenía en la anterior transformada.

Para empezar a trabajar con la transformada *Wavelet*, se escoge la *Wavelet* madre a usar y el nivel de descomposición de la señal con la que se analizará la señal, con respecto a los siguientes parámetros:

- Buscar la WTM que se asemeje más a la señal a analizar, en este caso a las señales sísmicas.

- Deducir los niveles de descomposición al sintetizar la señal con la WT (Galiana, 2001) (Brij & Arvind, 2006).

Tabla 5. Características Generales de las Familias *Wavelet* Populares (Brij & Arvind, 2006).

Familia	Daubechies	Symmlet	Coiflet
Nombre Corto	Db	Sym	Coif
Orden N	N solo enteros positivos.	N=2,3,...	N=1,2,...5
Ejemplos	Db1 o Haar, Db4, Db15	Sym2,Sym8	Coif2, Coif4
Ortogonal	SI	SI	SI
Biortogonal	SI	SI	SI
Soporte Compacto	SI	SI	SI
DWT	POSIBLE	POSIBLE	POSIBLE
CWT	POSIBLE	POSIBLE	POSIBLE
Soporte	2N-1	2N-1	2N-1
Tamaño de Filtros	2N	2N	6N
Regularidad	Sobre 0.2N para un largo de N		
Simetría	LEJANO	CERCANO	CERCANO

Al analizar las características de las familias *Wavelet* de la Tabla 5. Características Generales de las Familias *Wavelet* Populares .Tabla 5, las *Wavelet* madre consideradas son similares, pero se puede apreciar que la *Wavelet* Coiflet y Symmlet son aproximadamente simétricas, lo cual las hace no óptimas para el análisis de señales sísmicas y al tratar con señales reales no se puede trabajar con *Wavelet* madre simétricas. Por lo que se escoge una *Wavelet* madre del grupo de las Daubechies.

Para la elección de la *Wavelet* madre, se encuentra visualmente la *Wavelet* indicada para el análisis de señales sísmicas (Galiana, 2001) (Brij & Arvind, 2006). Teniendo en cuenta la señal sísmica de la Figura 62 como ejemplo:

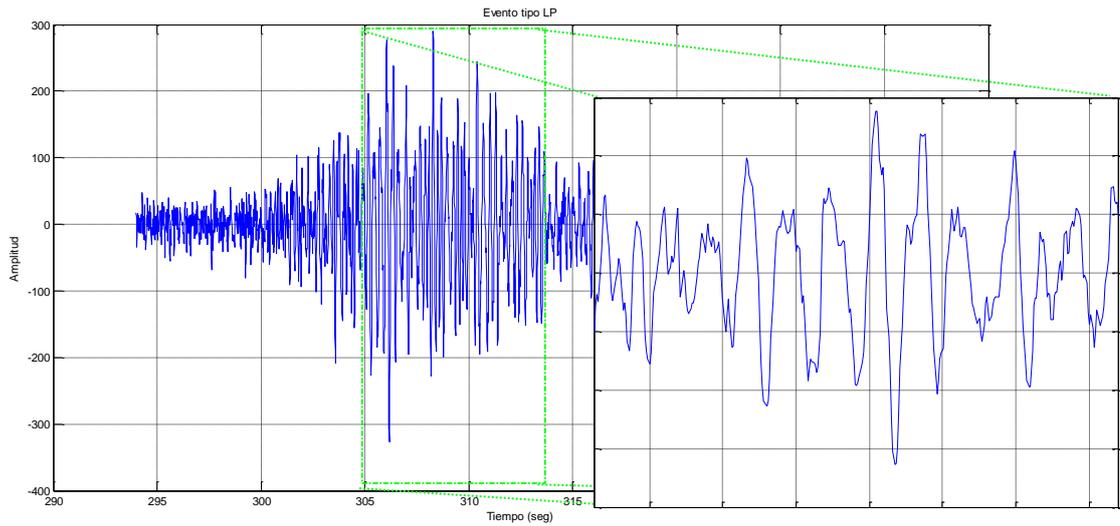
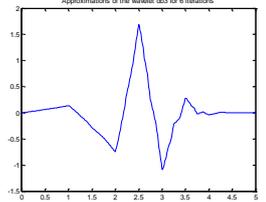
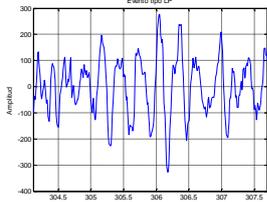
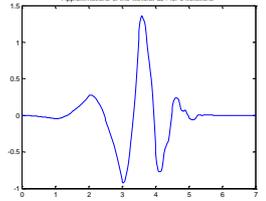
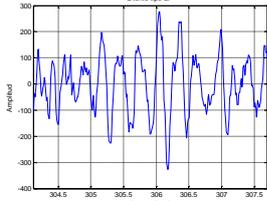
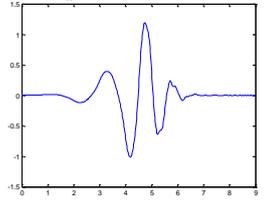
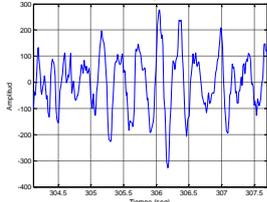
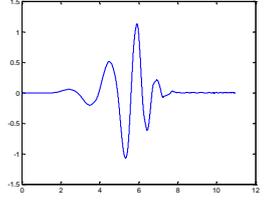
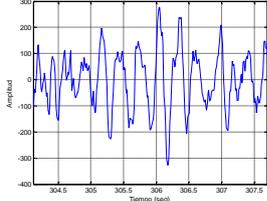
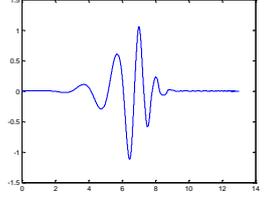
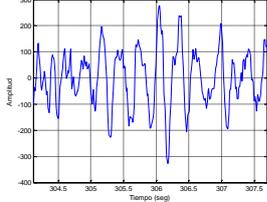
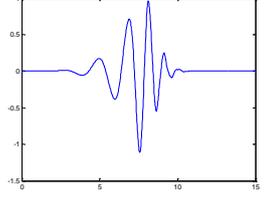
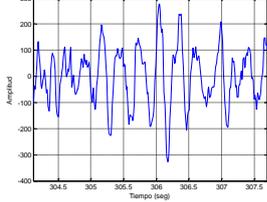
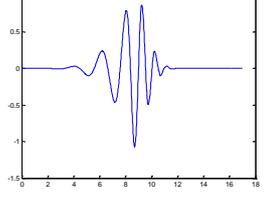
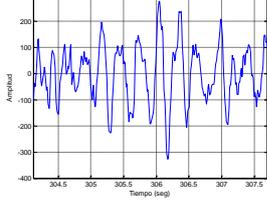


Figura 62. Señal Sísmica Tipo LP y Ampliación de Segmento de la misma.

Se realiza un zoom de la señal para la apreciación visual más exacta de la señal a analizar en la Figura 63.

<i>Wavelet</i> Madre	Zoom de Señal Sísmica	Similitud
		NO
		NO

Continua →

Wavelet Madre	Zoom de Señal Sísmica	Similitud
		NO
		NO
		NO
		SI
		SI
		SI
		SI

Continua 

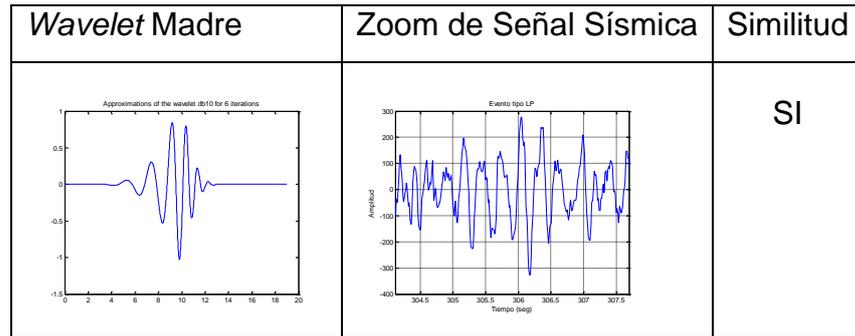


Figura 63. Comparación visual de la Wavelet madre tipo Daubechies orden db1- db10 y señal sísmica.

Al realizar la *comparación visual* entre la WTM y la señal sísmica, se puede señalar que las WTM db1 a db5 no poseen características similares, en el hecho de que la frecuencia de picos no es tan seguida como en las demás Daubechies, además que a medida que el orden de la WT se incrementa el número de picos de la WTM se asemeja al de la señal sísmica.

Los parámetros más adecuados para trabajar con señales sísmicas, con la WT son: *Wavelet* madre del tipo 10 (Db10), con un máximo nivel de descomposición entre cinco y seis y con entropía de Shannon (Galiana, 2001) (Bentaleb, Hajji, & Orhanou, 2010) (Colak, Destici, Ozen, Cerezci, & Ari) (Kulesh, Holshneider, & Diallo) (Boroschek, Szczecinski, Correa, & Rivas, 2001).

Los niveles de descomposición de la WT, se escogen considerando, que a medida que los niveles se incrementan el costo computacional se incrementa y además de que cada descomposición es un filtro por la cual transita la señal inicial, como se puede apreciar en la Figura 64, además la energía de esos niveles es aproximadamente nula en todos los tipos de evento sísmico, como se puede ver en la Sección posterior 3.3.3.2.

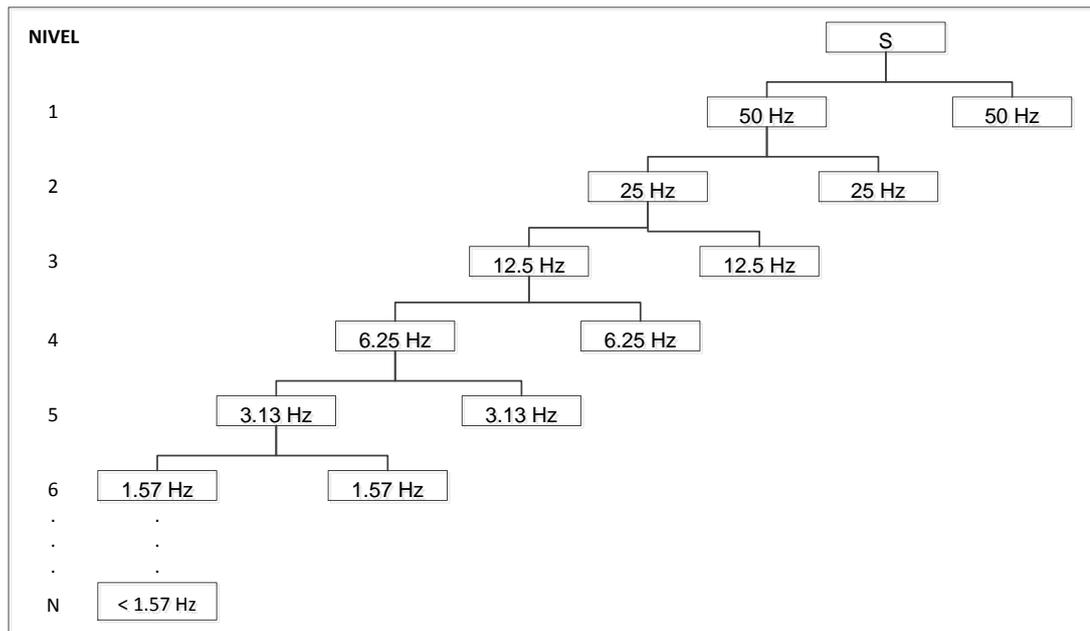


Figura 64. Descomposición *Wavelet*, en base a las frecuencias.

Al llegar al nivel seis de descomposición, se logra llegar a la frecuencia donde se encuentran la mayoría de características que son necesarias para el análisis de señales sísmicas, descomponer esta frecuencia sería innecesario, debido a que los valores de frecuencias que se pueden encontrar en las señales sísmicas ya se vuelven insignificantes a comparación de los otros niveles.

3.4.2.2.1. Energía de WT.

Energía de la señal sintetizada, obtenida de la transformada *Wavelet*, mediante la ecuación (20).

3.4.2.2.2. Porcentaje de Energía de Niveles.

Se calcula la energía de cada nivel *Wavelet* con la ecuación (20) y posteriormente encontrar el porcentaje que tiene cada nivel de descomposición respecto a la energía total de la transformada *Wavelet*, de tal manera encontrar

los niveles más relevantes para caracterización. Los niveles se ilustran en la Figura 65.

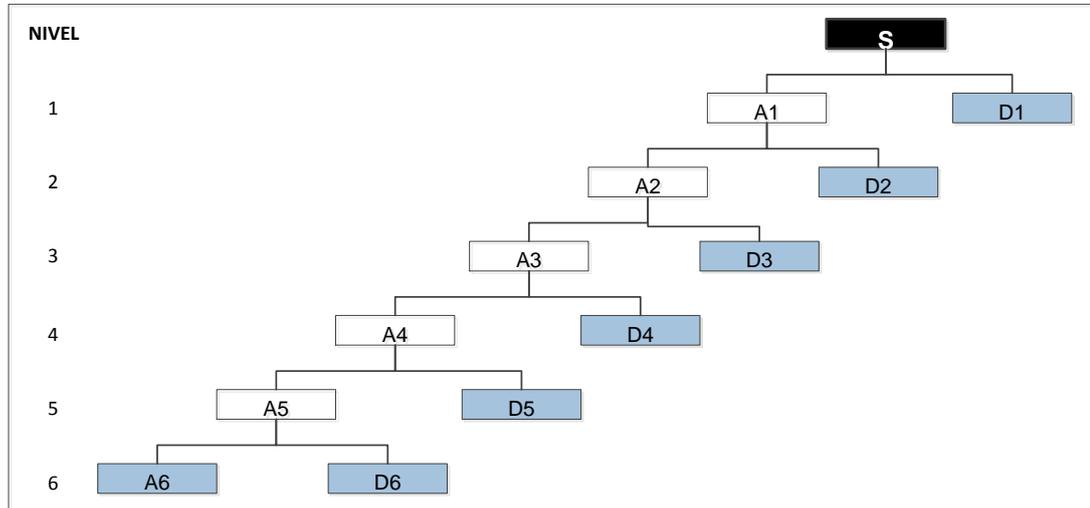


Figura 65. Descomposición *Wavelet*, en base a Detalles y Aproximaciones.

Se trabaja con los últimos niveles de descomposición y todos los niveles de detalles, los porcentajes de cada tipo de fenómeno sísmico se ilustra en la Figura 66, donde por ejemplo D4 corresponde al nivel cuarto de detalles:

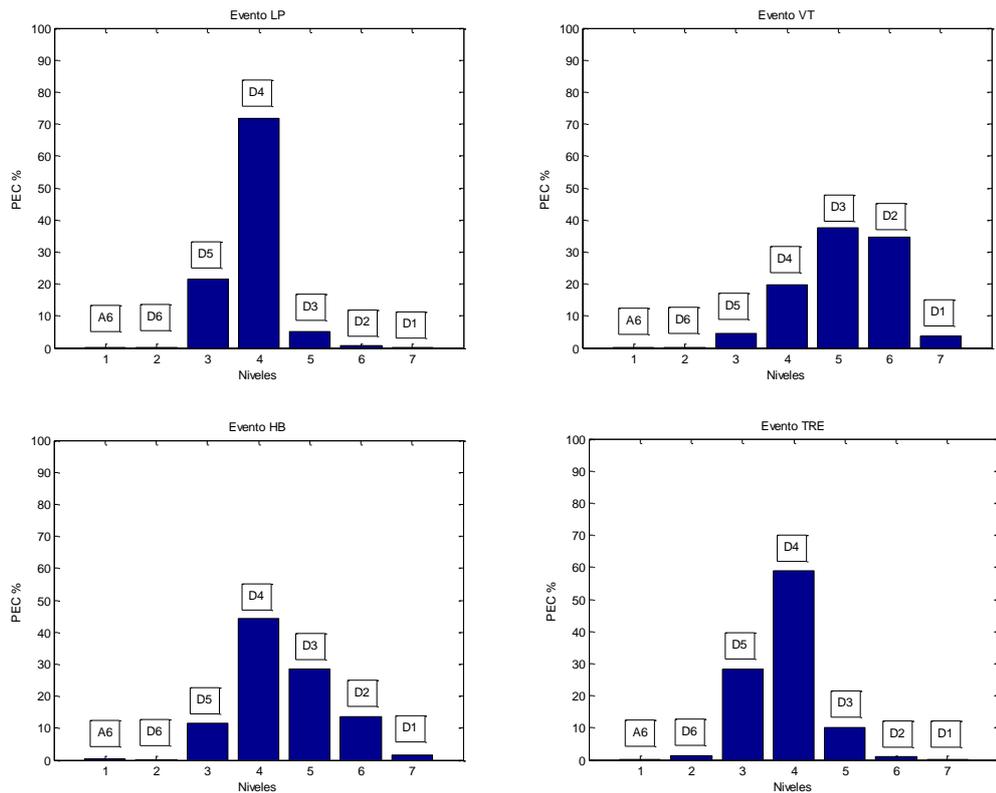


Figura 66. Porcentaje de Energía en los Niveles de Descomposición de la *Wavelet* en cuatro tipos de Señales sísmicas.

3.4.2.2.3. Características de Detalles y Aproximaciones de *Wavelet*.

Combinando las dos transformadas WT, FFT y el dominio del tiempo de la WT, se analiza para cada nivel *Wavelet* las siguientes características:

- Valores máximos en la FFT.
- Frecuencia media de la FFT.
- Valor RMS
- Valor de diferencia máximo a mínimo.
- Relación de máximo a RMS.

Las características obtenidas para cada tipo de fenómeno sísmico en los niveles de la WT, se ilustran gráficamente en la Figura 67, Figura 68, Figura 69, Figura 70, Figura 71, Figura 72 y la Figura 73.

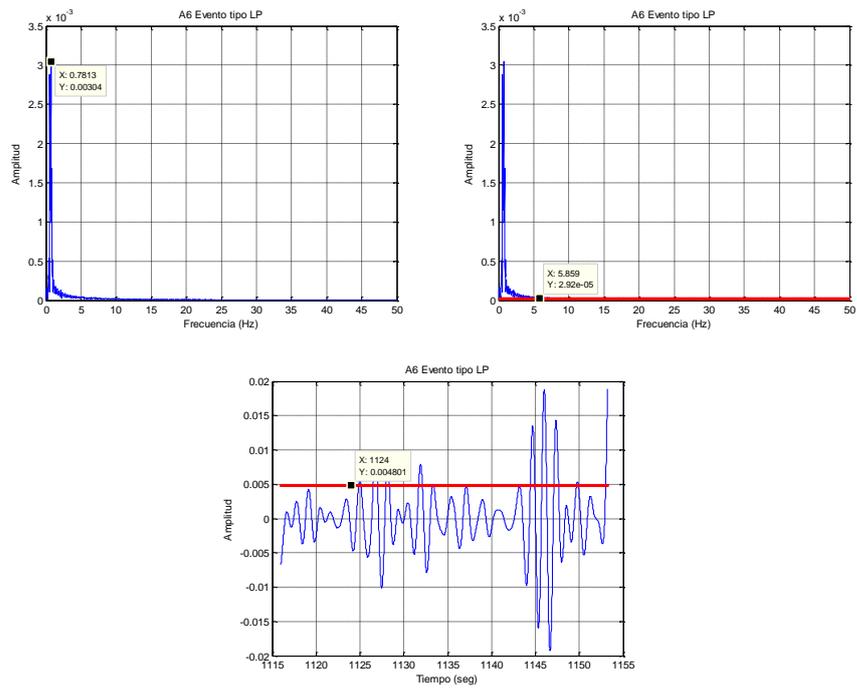


Figura 67. (1) Transformada FFT de A6 de una Señal tipo LP. (2) Frecuencia media de la FFT. (3) Valor RMS de A6.

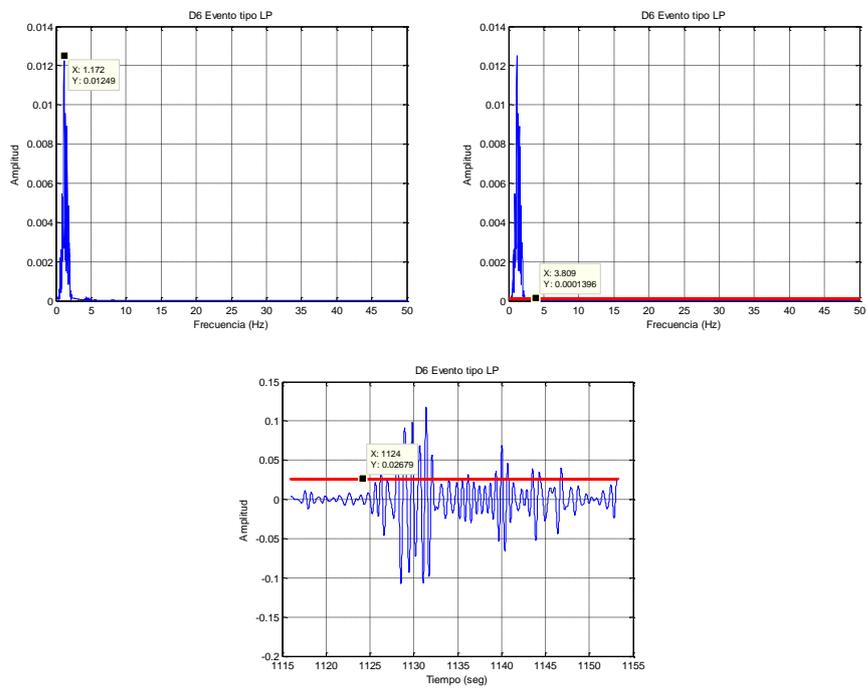


Figura 68. (1) Transformada FFT de D6 de una Señal tipo LP. (2) Frecuencia media de la FFT. (3) Valor RMS de D6.

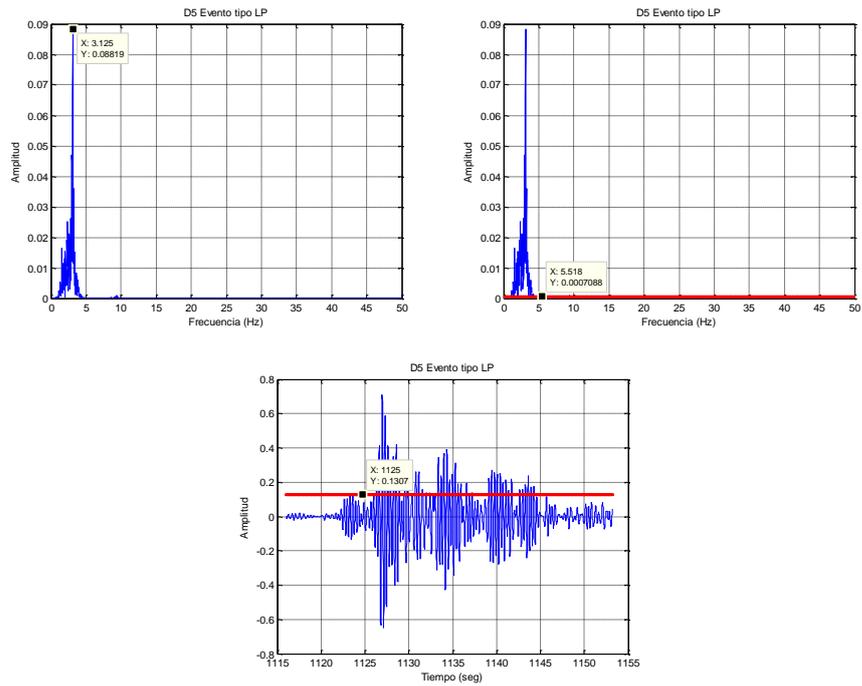


Figura 69. (1) Transformada FFT de D5 de una Señal tipo LP. (2) Frecuencia media de la FFT. (3) Valor RMS de D5.

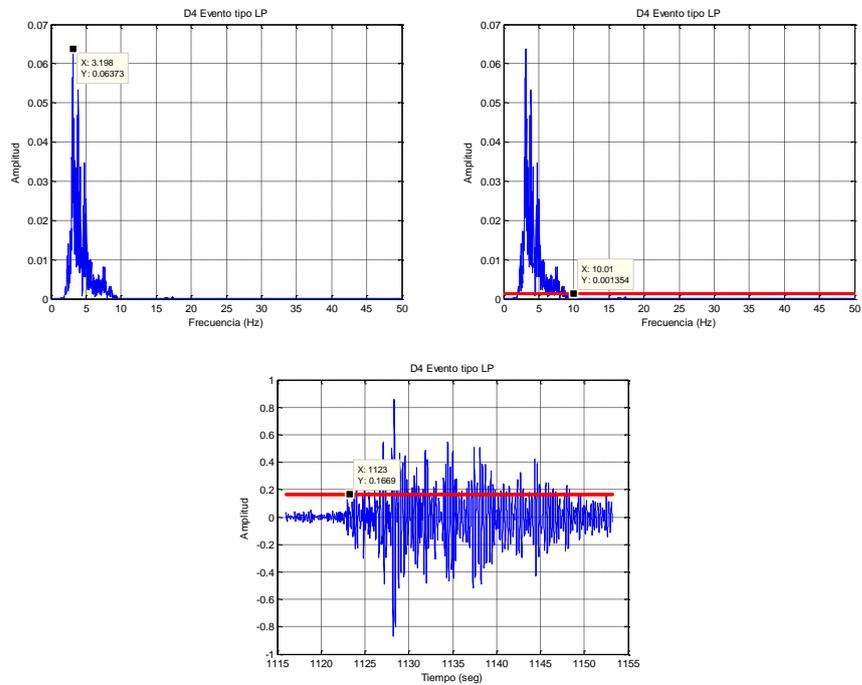


Figura 70. (1) Transformada FFT de D4 de una Señal tipo LP. (2) Frecuencia media de la FFT. (3) Valor RMS de D4.

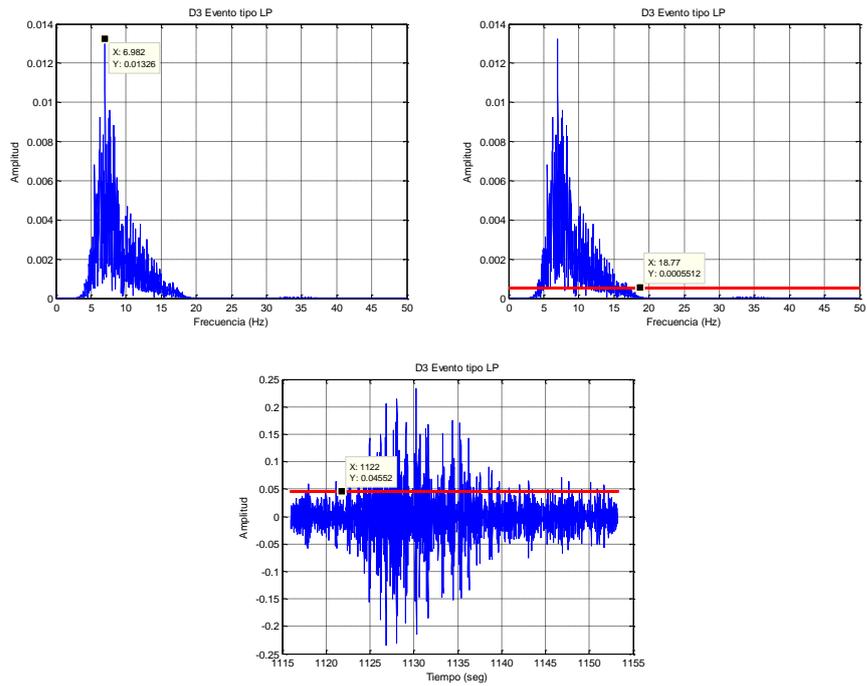


Figura 71. (1) Transformada FFT de D3 de una Señal tipo LP. (2) Frecuencia media de la FFT. (3) Valor RMS de D3.

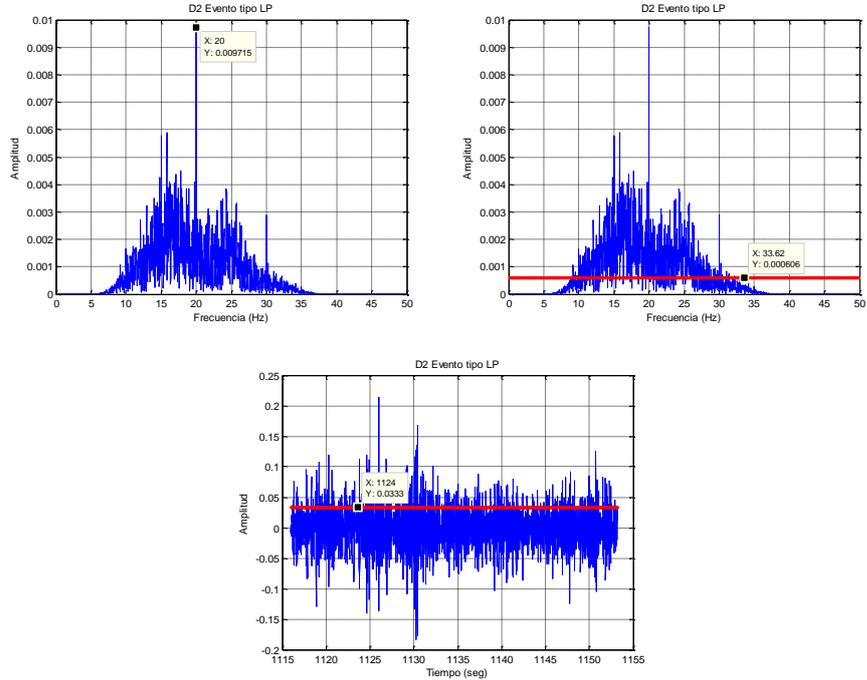


Figura 72. (1) Transformada FFT de D2 de una Señal tipo LP. (2) Frecuencia media de la FFT. (3) Valor RMS de D2.

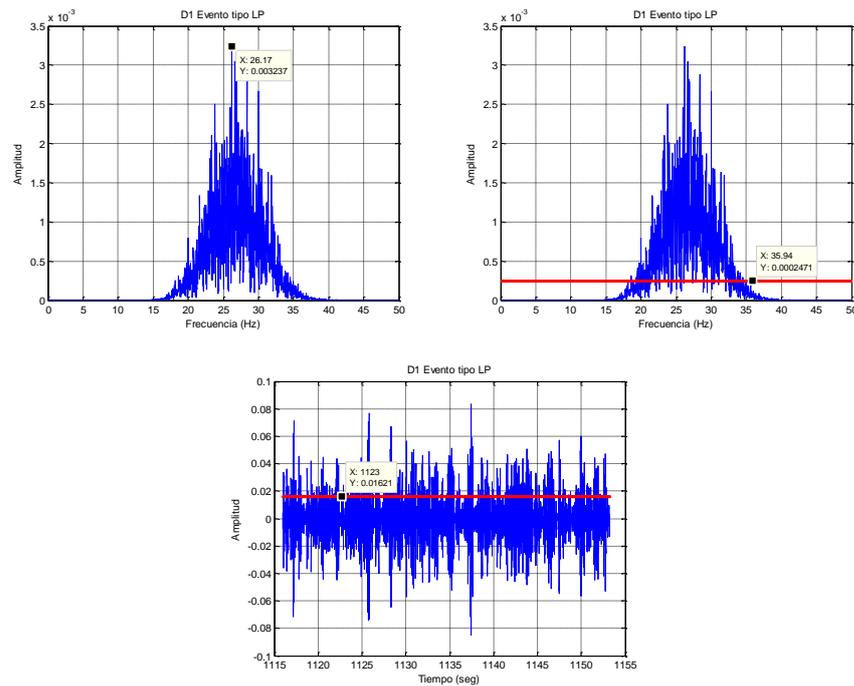


Figura 73. (1) Transformada FFT de D1 de una Señal tipo LP. (2) Frecuencia media de la FFT. (3) Valor RMS de D1.

Para los valores de diferencia de máximo a mínimo se realiza el mismo procedimiento que en la Sección 3.3.1.4 y relación de máximo a RMS, se realiza el cálculo con la ecuación (19).

3.5. CARACTERIZACIÓN DE LAS SEÑALES.

Una vez obtenidas las características de un grupo considerable de datos sísmicos, se precede a tabular las características tomadas en la Sección 3.3., sumando en total 79 características, de 914 datos en total divididos en:

- 759 datos tipo LP.
- 116 datos tipo VT.
- 30 datos tipo HB.
- 9 datos tipo TRE.

Los datos que se usan comprenden los meses de enero hasta junio del año 2012. La diferencia de ocurrencia entre los diferentes tipos de fenómenos sísmicos se ilustra en la Figura 74.

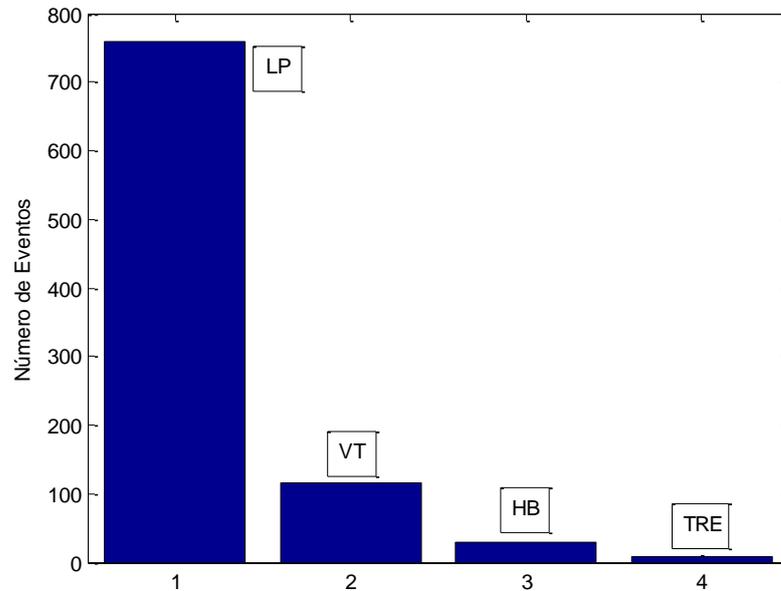


Figura 74. Número de Eventos sísmicos de la Base de Datos.

En el Anexo 1, se encuentran los datos tabulados obtenidos de la base de datos usados para la caracterización y clasificación, para los métodos de selección de características empleados. La Tabla 6 muestra las 79 características obtenidas de los eventos sísmicos.

Tabla 6. Características obtenidas de los eventos sísmicos.

DOMINIO	CARACTERÍSTICAS	Nº	Nº
TIEMPO	Duración	1	1
	Tiempo de Alcance Pico Máximo	2	2
	Pico Máximo	3	3
	Entropía	4	4
	Valor RMS	5	5
	Valor de Pico a Pico	6	6

Continua →

DOMINIO		CARACTERÍSTICAS	Nº	Nº
		Relación Pico a RMS	7	7
		Energía en Tiempo	8	8
		Densidad de Cruces por Cero	9	9
		Kurtosis	10	10
		Densidad de Número de Picos sobre RMS	11	11
FRECUENCIA	FFT	Valor Pico FFT	1	12
		Frecuencia de Pico FFT	2	13
		Valor de Media FFT	3	14
		Valor en Umbral 10 Hz – 20 Hz	4	15
		Frecuencia Umbral Máxima (10 – 20 Hz)	5	16
		Valor en Umbral 20 Hz – 30 Hz	6	17
		Frecuencia Umbral Máxima (20 – 30 Hz)	7	18
		Valor RMS en FFT	8	19
		Relación de Pico a RMS en FFT	9	20
		Energía en FFT	10	21
		Densidad de Número de Picos sobre RMS	11	22
		Segundo Pico Máximo en FFT	12	23
		Frecuencia del segundo pico	13	24
		Tercer Pico Máximo en FFT	14	25
		Frecuencia del tercer pico	15	26
		Valor Máximo de PSD	16	27
		Tiempo en pico de PSD	17	28
		Frecuencia en pico de PSD	18	29
	FFT Y WAVELET	Valor Max en FFT de A6	1	30
		Frecuencia en pico FFT de A6	2	31
		Frecuencia media en FFT de A6	3	32
		Valor Max en FFT de D6	4	33

Continua 

DOMINIO		CARACTERÍSTICAS	Nº	Nº	
		Frecuencia en pico FFT de D6	5	34	
		Frecuencia media en FFT de D6	6	35	
		Valor Max en FFT de D5	7	36	
		Frecuencia en pico FFT de D5	8	37	
		Frecuencia media en FFT de D5	9	38	
		Valor Max en FFT de D4	10	39	
		Frecuencia en pico FFT de D4	11	40	
		Frecuencia media en FFT de D4	12	41	
		Valor Max en FFT de D3	13	42	
		Frecuencia en pico FFT de D3	14	43	
		Frecuencia media en FFT de D3	15	44	
		Valor Max en FFT de D2	16	45	
		Frecuencia en pico FFT de D2	17	46	
		Frecuencia media en FFT de D2	18	47	
		Valor Max en FFT de D1	19	48	
		Frecuencia en pico FFT de D1	20	49	
		Frecuencia media en FFT de D1	21	50	
		WAVELET	Energía en <i>Wavelet</i>	1	51
			Porcentaje de Energía D6	2	52
			Porcentaje de Energía D5	3	53
			Porcentaje de Energía D4	4	54
Porcentaje de Energía D3	5		55		
Porcentaje de Energía D2	6		56		
Porcentaje de Energía D1	7		57		
Porcentaje de Energía A6	8		58		
Valor RMS en A6	9		59		
Valor de pico a pico en A6	10		60		
Relación de pico a RMS en A6	11		61		
Valor RMS en D6	12		62		
Valor de pico a pico en D6	13		63		

Continua 

DOMINIO		CARACTERÍSTICAS	Nº	Nº
		Relación de pico a RMS en D6	14	64
		Valor RMS en D5	15	65
		Valor de pico a pico en D5	16	66
		Relación de pico a RMS en D5	17	67
		Valor RMS en D4	18	68
		Valor de pico a pico en D4	19	69
		Relación de pico a RMS en D4	20	70
		Valor RMS en D3	21	71
		Valor de pico a pico en D3	22	72
		Relación de pico a RMS en D3	23	73
		Valor RMS en D2	24	74
		Valor de pico a pico en D2	25	75
		Relación de pico a RMS en D2	26	76
		Valor RMS en D1	27	77
		Valor de pico a pico en D1	28	78
		Relación de pico a RMS en D1	29	79

3.5.1. Métodos de Selección de Características.

Para el uso de los métodos se organiza la información contenida en dos tablas: los tipos de eventos sísmicos y las características obtenidas de cada señal. Lo que intenta encontrar cada método, es que los tipos de eventos tengan características similares entre los eventos del mismo tipo y que las características de otro tipo difieran con las de los otros fenómenos sísmicos.

La tabla de características, contiene un grupo de variables, de las cuales se deberá obtener las características más importantes o relevantes para las señales sísmicas, para evitar en un futuro la monotonía al calcular la probabilidad de éxito al realizar una técnica de clasificación (predice el valor de un atributo categórico: discreto o nominal) (Montenegro & Campo, 2010) (Berzal).

Por lo que respecta a la irrelevancia de las variables, se considera que una *variable predictiva* es irrelevante cuando el conocimiento del valor de la misma no aporta nada al conjunto original de variables. Un caso concreto de variables predictivas son las variables redundantes. Concretamente, una *variable predictiva*, es aquella que permite predecir resultados o llegar a hacer pronósticos, se dice redundante cuando su valor puede ser determinado partir de otras variables predictivas (Gestal, 2009).

Los métodos de selección de variables pueden ser catalogados en función de, si el enfoque empleado es indirecto o directo. Se estaría hablando respectivamente de métodos *filter* o métodos *wrapper*.

Generalizando, las técnicas *filter* seleccionan subconjuntos de variables en un paso de pre-procesamiento de manera independiente del proceso de clasificación. Por su parte, los métodos *wrapper* utilizan aprendizaje automático para asignar una puntuación a los subconjuntos de muestras en función de su capacidad predictiva.

Otro grupo de técnicas, denominadas *embedded* que realizan la selección de variables durante el propio proceso de aprendizaje o clasificación de las muestras. Los arboles de decisión CART (*Classification And Regression Tree*), por ejemplo, realizan un proceso de selección de variables forma interna.

3.5.1.1. *Filter*.

El criterio de relevancia puede estar construido en base a la cantidad de información mutua (mide la dependencia mutua de dos variables, es decir la entropía de una variable aleatoria, debido al conocimiento de la otra), el incremento en la verosimilitud del modelo teniendo o no en cuenta cada una de las variables de manera individual, factores de correlación, test Chi-cuadrado (prueba en la que el estadístico utilizado sigue una distribución χ^2 si las variables son independientes) y análisis de varianza. El proceso de este método se ilustra en la Figura 75.

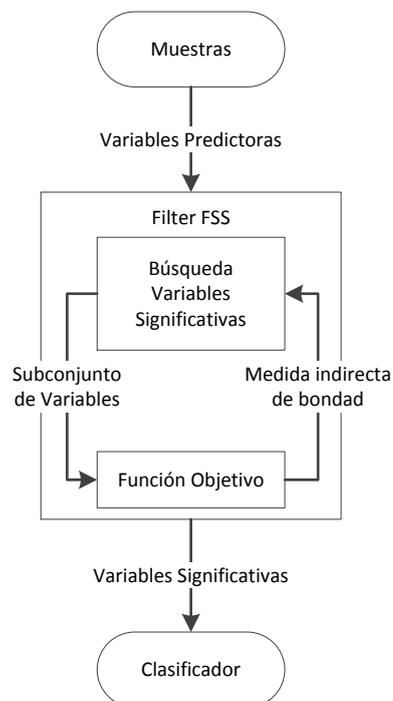


Figura 75. Selección de Variables: Técnica *Filter* (Gestal, 2009).

A partir del cálculo de relevancia es posible asignar un orden a las variables predictoras, por ejemplo de mayor a menor relevancia respecto de la variable-clase (siendo la variable la característica y clase el tipo de fenómeno sísmico). La medida de relevancia a partir de la que se han ordenado las variables predictivas no tiene en cuenta el prototipo con el que se va a inducir

el modelo clasificatorio (árboles de clasificación, Naive-Bayes, etc.) (Weber & Cisternas, 2007) (Gestal, 2009).

3.5.1.2. Wrapper.

En la aproximación directa o *wrapper*, cada posible subconjunto de variables es evaluado por medio del modelo de clasificación inducido a partir del subconjunto que contiene exclusivamente las variables seleccionadas junto con la variable que determina la clase a la que pertenece dicha muestra. Esta evaluación puede realizarse en base al porcentaje de muestras correctamente clasificadas.

En comparación a *filter*, el costo computacional es mucho más exigente, lo que la hace difícilmente aplicable en muchas situaciones, como aquellas que exigen elección de un gran grupo de características y que contengan valores que no sean enteros o de gran valor, por lo que no se considera en el proyecto, además, como se ilustra en la Figura 76 se necesita un clasificador previo para la selección, el clasificador no forma parte de los objetivos del proyecto (Gestal, 2009).

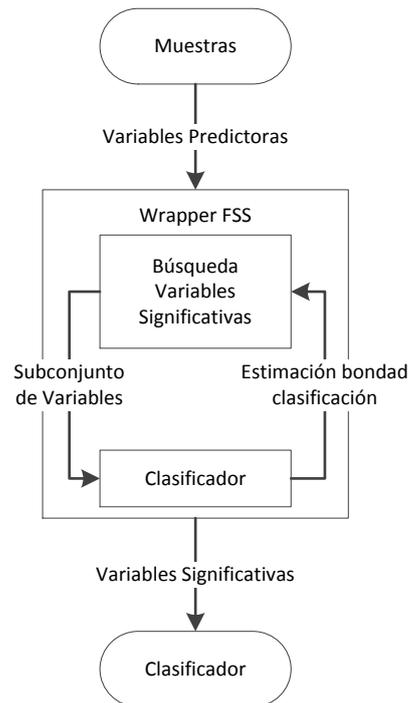


Figura 76. Selección de Variables: Técnica *Wrapper* (Gestal, 2009).

3.5.1.3. *Embedded*.

La técnica de selección de variables, denominada *embedded*, es esencialmente diferente a las dos anteriormente comentadas. En este caso, la búsqueda del subconjunto óptimo de variables se realiza dentro del proceso de construcción del sistema clasificador.

Al igual que la aproximación basada en la técnica *wrapper*, esta aproximación está ligada a un algoritmo de aprendizaje específico. Sin embargo, tiene la ventaja de incluir el diseño del modelo de clasificación a la vez y requiere un menor número de recursos computacionales que la anterior (Gestal, 2009).

3.5.2. Selección de Características.

Existiendo varias opciones aplicativas, que son útiles al obtener las características relevantes de las señales sísmicas con las que se trabaja, se

emplea los algoritmos de selección de características más conocidos y son parte de diferentes técnicas de selección de atributos.

Los árboles de decisión CART, es un método de clasificación que trabaja con la técnica de selección de variables *embedded* y variando el índice de clasificación se obtiene resultados similares, pero no iguales, con los se puede realizar un análisis comparativo resultante. Así como el algoritmo de selección con la Ortogonalización con Gram-Schmidt, que se trata también con un tipo de técnica *embedded* (Lal, Chapelle, Weston, & Elisseeff). Otro de los métodos de selección es el cual se trabaja mediante la Interacción de Información, tratándose esta vez de una técnica tipo *filter* (Schroedl, 2010).

La técnica *wrapper* es considerada alta en costo computacional y no considerada aplicable en muchos casos de selección de atributos, se descarta y se opta por la técnica mejorada *embedded*, con diferentes índices de relevancia (Gestal, 2009) (Lal, Chapelle, Weston, & Elisseeff)

3.5.2.1. Árboles de Decisión (CART).

Los *Arboles de Decisión* CART, son de tipo *embedded*, se basan en una estructura en forma de árbol, o jerárquica, donde las ramas representan conjuntos de decisiones, las cuales generan reglas de clasificación de un conjunto de datos en subgrupos de datos. Estas ramificaciones se generan de forma recursiva hasta que se cumplan ciertos criterios de parada.

Los árboles de decisión son empleados para clasificar y pronosticar, es decir identificar el resultado categórico atendiendo a una serie de criterios dados y pronosticar el resultado según una futura serie de criterios o variables independientes. Los análisis de clasificación basados en árboles de decisión, que son técnicas de explotación de datos que consisten en estudiar grandes masas de datos con el fin de descubrir patrones. Al tener la posibilidad de encontrar las características relevantes para la construcción del árbol, estas serán las que se analiza en el trabajo de investigación (Vigo, 2010).

Los índices de relevancia con los cuales que se trabaja son los siguientes:

Índice de diversidad Gini: Fue propuesto para árboles de decisión por Breiman (1984). El índice de diversidad de Gini trata de minimizar la impureza existente en los subconjuntos de casos de entrenamiento generados al ramificar por un atributo. La función empleada es la siguiente:

$$G(C|A_{i,j}) = 1 - \sum_{k=1}^J p^2(C_k|A_{ij}) \quad (25)$$

Donde A_i , es el atributo para ramificar el árbol, $p(C_k|A_{ij})$ es la probabilidad de que un ejemplo pertenezca a la clase C_k cuando su atributo A_i toma su j -ésimo valor.

Un nodo con una sola clase (un nodo puro) tiene el índice de Gini 0, de lo contrario el índice de Gini es positivo. De modo que es una medida de la impureza del nodo (The MathWorks Inc, 2014).

Con el índice Gini se recalca las siguientes características para los cuatro tipos de sismos, colocados en la Tabla 7 en orden de importancia del mayor al menor:

Tabla 7. Características obtenidas mediante índice Gini.

	CARACTERÍSTICAS	PESOS
1	VALOR UMBRAL 10-20	0,006641015
2	TIEMPO PICO MAX	0,000499198
3	RMS EN WAV D2	0,000342458
4	PEC NIV D3 WAV	0,000284474
5	PEC NIV D5 WAV	0,000238865
6	FRECUENCIA MAX FFT	0,000223752
7	FREC 3ER PICO EN FFT	0,000195374
8	FRECUENCIA EN PICO PSD	0,000165082
9	DURACIÓN	0,000118443
10	P2RMS EN WAV D2	0,000116858
11	FREC MAX WAV D6	8,70E-05
12	P2RMS EN FFT	7,80E-05
13	KURTOSIS EN TIEMPO	7,65E-05
14	VALOR MAX WAV D3	7,63E-05
15	PEC NIV D2 WAV	7,63E-05
16	VALOR MAX FFT	7,61E-05
17	FREC MAX WAV A6	7,57E-05
18	PEC NIV D6 WAV	7,34E-05
19	PEC NIV D4 WAV	7,33E-05
20	FRECUENCIA UMBRAL 20-30	4,40E-05

Teniendo en cuenta que en su mayoría, los datos con los que se trabaja en la investigación, son de tipo LP y VT, se realizó un análisis único para estas características mostradas en la Tabla 8.

Tabla 8. Características obtenidas mediante índice Gini, para señales tipo LP y VT.

	CARACTERÍSTICAS	PESOS
1	VALOR UMBRAL 10-20	0,016634
2	PEC NIV D5 WAV	0,000692
3	PEC NIV D4 WAV	0,000361
4	FRECUENCIA MAX FFT	0,000265
5	PEC NIV D6 WAV	0,00019
6	FREC MAX WAV A6	0,000189
7	KURTOSIS EN TIEMPO	0,000189
8	VALOR MAX WAV D3	0,000188
9	TIEMPO PICO MAX	0,000185
10	FREC MAX WAV D5	1,83E-05

Para tener una idea de la diferencia de peso para cada característica de relevancia se a graficado los pesos de la Tabla 7 en la Figura 77.

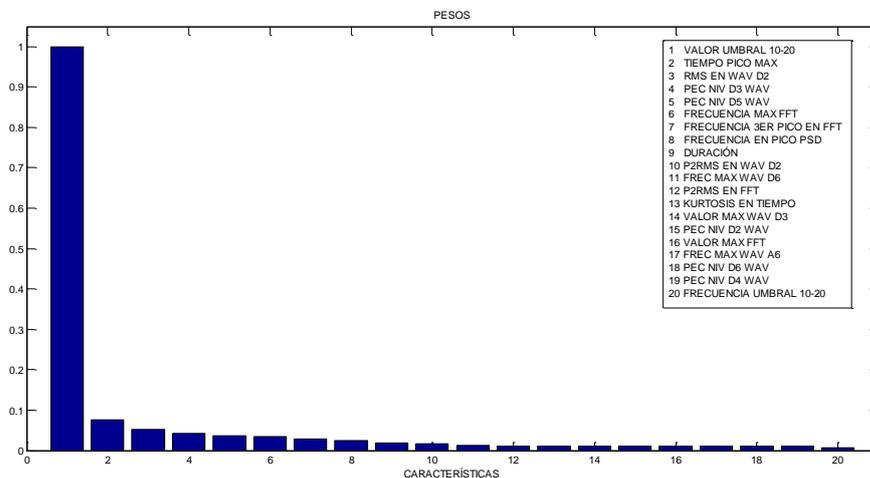


Figura 77. Pesos de Características mediante Índice Gini.

Regla Twoing: Twoing no es una medida de pureza de un nodo, pero es una medida diferente para decidir cómo dividir un nodo. Toma los dos datos más significativos de los datos, es decir en dos categorías. Aunque el valor de

Twoing produce arboles más balanceados, este algoritmo trabaja más lento que el índice de Gini.

$$V_{Twoing} = P(L)P(R) \left(\sum_i |L(i) - R(i)|^2 \right) \quad (26)$$

Donde $L(i)$ y $R(j)$ representan los nodos hijos izquierdo y derecho respectivamente, $P(L)$ y $P(R)$, la proporción de observaciones en los dos extremos L y R (The MathWorks Inc, 2014) (Berzal). Las características que se obtienen se encuentran en la Tabla 9 y Tabla 10.

Tabla 9. Características obtenidas mediante Regla de Twoing.

	CARACTERÍSTICAS	PESOS
1	VALOR UMBRAL 10-20	0,004832
2	TIEMPO PICO MAX	0,000228
3	FREC 3ER PICO EN FFT	0,000228
4	RMS EN WAV D2	0,000182
5	FREC MAX WAV D6	0,000182
6	FREC MEDIA WAV D6	0,000137
7	P2RMS EN WAV D2	9,12E-05
8	FREC 2DO PICO EN FFT	4,56E-05
9	VALOR MAX FFT	4,56E-05
10	FREC MAX WAV A6	4,56E-05
11	PEC NIV D6 WAV	4,56E-05
12	PEC NIV D2 WAV	4,56E-05
13	FREC MEDIA WAV D1	4,56E-05
14	PEC NIV D5 WAV	1,52E-18

Tabla 10. Características obtenidas mediante índice Twoing, para señales tipo LP y VT.

	CARACTERÍSTICAS	PESOS
1	VALOR UMBRAL 10-20	0,009714
2	PEC NIV D5 WAV	0,000381
3	PEC NIV D4 WAV	0,00019
4	PEC NIV D6 WAV	9,52E-05
5	FRECUENCIA MAX FFT	9,52E-05
6	FREC MAX WAV A6	9,52E-05
7	TIEMPO PICO MAX	9,52E-05
8	DENSIDAD PICOS RMS EN TIEMPO	9,52E-05
9	VALOR MAX WAV D3	9,52E-05
10	FREC MAX WAV D5	3,61E-20

Para tener una idea de la diferencia de peso para cada característica de relevancia se a graficado los pesos de la Tabla 9 en la Figura 78.

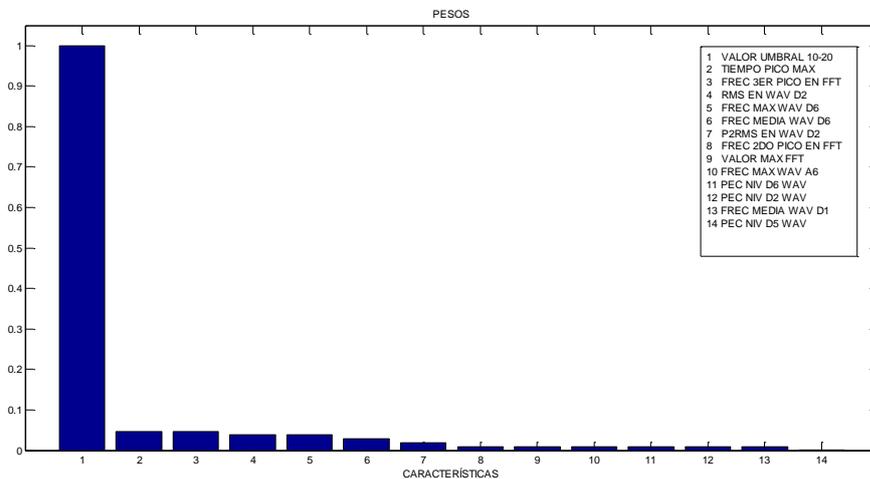


Figura 78. Pesos de Características mediante Índice Twoing.

Índice de Desviación: $P(C_k|A_{ij})$ es la probabilidad de que un ejemplo pertenezca a la clase C_k cuando su atributo A_i toma su j -ésimo valor. Un nodo puro tiene un índice de desviación 0, de otro modo su valor es positivo, como

se encuentra en la (27) (The MathWorks Inc, 2014). Las características obtenidas se encuentran en la Tabla 11 y Tabla 12.

$$D(C|A_{i,j}) = - \sum_{k=1}^J P(C_k|A_{ij}) \log P(C_k|A_{ij}) \quad (27)$$

Tabla 11. Características obtenidas mediante índice de desviación.

	CARACTERISTICAS	PESOS
1	VALOR UMBRAL 10-20	0,028868
2	DURACIÓN	0,003335
3	PEC NIV D5 WAV	0,002472
4	VALOR MAX WAV D2	0,002302
5	P2RMS EN FFT	0,002224
6	PEC NIV D2 WAV	0,001817
7	FREC MAX WAV A6	0,001208
8	P2P EN WAV D1	0,00102
9	FREC MAX WAV D2	0,000688
10	RMS EN TIEMPO	0,000671
11	VALOR UMBRAL 20-30	0,000579
12	PEC NIV D4 WAV	0,000518

Tabla 12. Características obtenidas mediante índice de desviación, para señales tipo LP y VT.

	CARACTERISTICAS	PESOS
1	VALOR UMBRAL 10-20	0,106783
2	RMS EN WAV D2	0,004741
3	PEC NIV D5 WAV	0,004306
4	FRECUENCIA MAX FFT	0,002771
5	PEC NIV D3 WAV	0,002483
6	VALOR PICO MAX	0,001578

Para tener una idea de la diferencia de peso para cada característica de relevancia se a graficado los pesos de la Tabla 11 en la Figura 79.

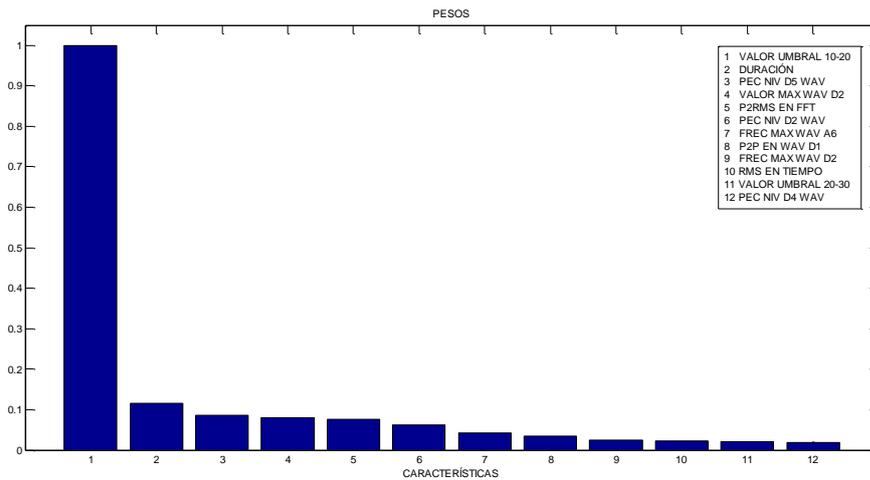


Figura 79. Pesos de Características mediante índice de desviación.

El procesamiento digital de señales, en ocasiones no solo es necesaria la representación digital de la señal, sino también la cuantización de los valores de los datos en un número finito de niveles. Para el caso de Gram-Schmidt y en interacción de información ya que el algoritmo que se usa así lo requiere, como se explica en las siguientes secciones.

La cuantización, consiste en la conversión de una señal discreta en el tiempo evaluada de forma continua, a una señal discreta en el tiempo discretamente evaluada. El valor de cada muestra de la señal se representa como un valor elegido de entre un conjunto finito de posibles valores.

La cuantización de datos, en este caso, puede llevar a obtener datos semejantes, pero no exactos a los reales, por lo que se debe analizar en nivel de cuantización óptimo para el procesamiento de los datos con los que se trabaja. Mediante el *Ruido de Cuantización*, que será representado mediante X_S a los datos reales y X_Q a los datos cuantizados. El error es:

$$\varepsilon = X_S - X_Q \quad (28)$$

Se define la relación señal a ruido de cuantización (SNR_Q) como la relación entre la potencia P_S de la señal y la potencia P_N del error ε medido en decibelios (Irizar, 1999).

$$P_S = \frac{1}{N} \sum_{n=-\infty}^{\infty} X_S^2 \quad (29)$$

$$P_N = \frac{1}{N} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \varepsilon^2 \quad (30)$$

$$SNR_Q(dB) = 10 \log \frac{P_S}{P_N} \quad (31)$$

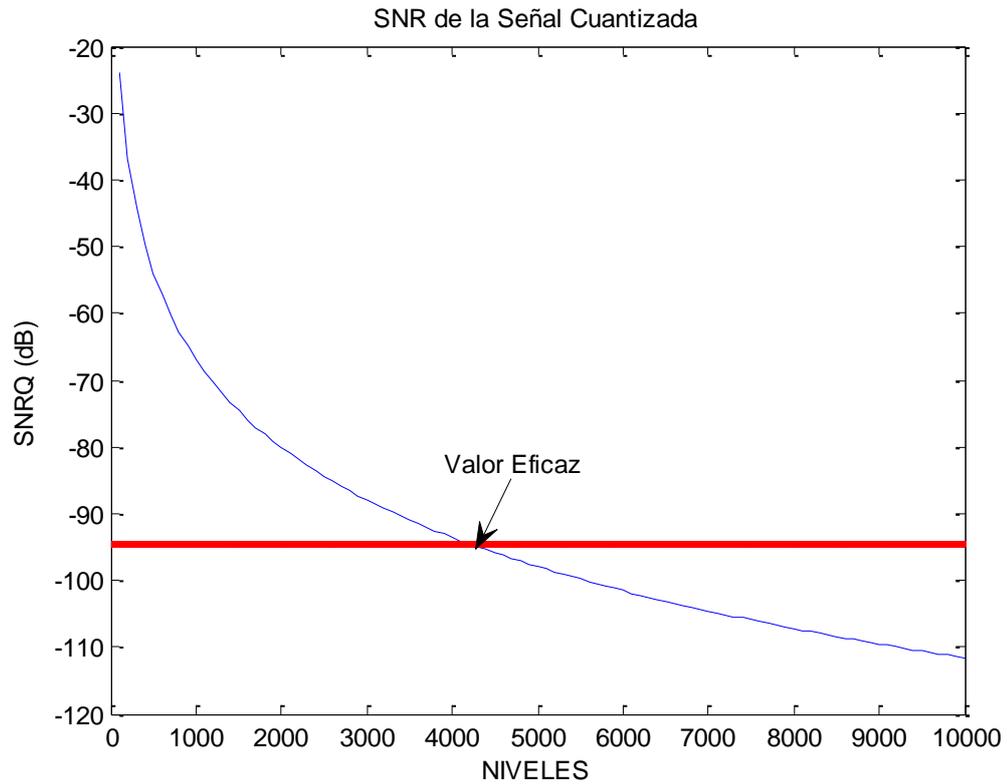


Figura 80. Grafica representativa de la relación Señal a Ruido de los datos cuantizados

La Figura 80 personaliza, una explicación visual de la relación entre el SNR_Q y los niveles de cuantización. Se aprecia que al incrementar los niveles, el SNR_Q se incrementa de manera lineal.

Por lo que se calcula el valor eficaz de SNR_Q para el proceso de cuantización de datos. Como se indica en la Figura 80, el valor eficaz para SNR_Q es -94dB, por lo que se elige el nivel de cuantización basado en este valor, 4000 de nivel de cuantización (Bateman, 2003).

3.5.2.2. Gram-Schmidt.

El proceso de ortogonalización de Gram-Schmidt, en el área de la Algebra Lineal, es un algoritmo para construir, a partir de un conjunto

de vectores linealmente independientes, otro conjunto ortonormal de vectores que genere el mismo sub-espacio vectorial (López, 2009).

El algoritmo de Ortogonalización de Gram-Schmidt para selección de atributos, se trata de un método de clasificación de tipo embedded, utiliza el ángulo de una función al objetivo como criterio de evaluación para medir la importancia de una característica a efectos de clasificación o regresión. En un procedimiento repetido, el ángulo entre cada característica y el objetivo se calcula y se selecciona la función que maximice esta cantidad. Las demás funciones se asignan al sub-espacio nulo de las características seleccionadas previamente y se inicia la siguiente iteración (Lal, Chapelle, Weston, & Elisseeff). Las características obtenidas se encuentran en la Tabla 13 y Tabla 14.

Tabla 13. Características obtenidas mediante Gram-Schmidt.

CARACTERÍSTICAS	
1	PEC NIV D3 WAV
2	RMS EN WAV D5
3	VALOR UMBRAL 20-30
4	FREC 3ER PICO EN FFT
5	P2RMS EN WAV D2
6	FRECUENCIA EN PICO PSD
7	FREC MEDIA WAV D1
8	VALOR MAX WAV D2
9	DENSIDAD PICOS RMS EN TIEMPO
10	VALOR PICO MAX
11	VALOR MAX PSD
12	FREC MEDIA WAV D3
13	FRECUENCIA UMBRAL 10-20
14	PEC NIV D1 WAV
15	FREC MAX WAV D3
16	TIEMPO PICO MAX
17	FREC MEDIA WAV D2
18	PEC NIV D2 WAV
19	FREC MAX WAV D4
20	FREC MAX WAV D5

Tabla 14. Características obtenidas mediante Gram Schmidt para señales tipo LP y VT.

CARÁCTERÍSTICAS	
1	DENSIDAD PICOS RMS EN FFT
2	VALOR MAX PSD
3	ENTROPIA
4	FRECUENCIA EN PICO PSD
5	VALOR PICO MAX
6	PEC NIV D2 WAV
7	CRUCES POR CERO
8	P2RMS EN WAV D2
9	P2P EN WAV D2
10	RMS EN TIEMPO
11	DENSIDAD PICOS RMS EN TIEMPO
12	PEC NIV D4 WAV
13	PEC NIV D5 WAV
14	ENERGÍA EN TIEMPO
15	P2RMS EN TIEMPO
16	VALOR MAX FFT
17	VALOR UMBRAL 10-20
18	PEC NIV D1 WAV
19	FREC MEDIA WAV D1
20	VALOR UMBRAL 20-30

3.5.2.3. Interacción de Información

La interacción de la información o co-información, es una de varias generalizaciones de la información mutua y expresa la cantidad de información (redundancia o sinergia (trabajo en conjunto de las variables.)) ligada a un conjunto de variables, más allá de lo que está presente en cualquier subconjunto de esas variables. Se trata de un método de selección de tipo *filter*.

La expresión general de interacción de información en el conjunto de variables $V = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ en términos de las entropías marginales (Kludas, Bruno, & Marchand-Millet, 2008). Las características obtenidas se encuentran en la Tabla 15 y Tabla 16.

$$I(V) \equiv - \sum_{T \subseteq V} (-1)^{|V|-|T|} H(T) \quad (32)$$

Tabla 15. Características obtenidas mediante Interacción de Información.

CARACTERÍSTICAS	
1	VALOR UMBRAL 10-20
2	PEC NIV A6 WAV
3	VALOR MAX WAV A6
4	P2RMS EN WAV D6
5	P2RMS EN WAV A6
6	PEC NIV D1 WAV
7	RMS EN WAV D6
8	P2RMS EN WAV D4
9	P2RMS EN WAV D5
10	FREC MAX WAV D1
11	RMS EN WAV A6
12	VALOR MAX WAV D5
13	VALOR MAX WAV D6
14	P2P EN WAV D4
15	DURACIÓN
16	P2P EN WAV D6
17	FREC MAX WAV D6
18	P2P EN WAV A6
19	FREC MEDIA WAV D5
20	FREC MEDIA WAV A6

Tabla 16. Características obtenidas mediante Interacción de Información para señales tipo LP y VT.

CARACTERÍSTICAS	
1	VALOR UMBRAL 10-20
2	FREC MEDIA WAV D5
3	P2RMS EN WAV A6
4	P2RMS EN WAV D6
5	P2RMS EN WAV D5
6	P2RMS EN WAV D4
7	RMS EN WAV D6
8	PEC NIV D1 WAV
9	DURACIÓN
10	RMS EN WAV A6
11	VALOR MAX WAV D4
12	VALOR MAX WAV D6
13	FREC MAX WAV D1
14	FREC MEDIA WAV A6
15	VALOR MAX WAV D5
16	VALOR MAX WAV A6
17	P2P EN WAV D4
18	FREC MEDIA WAV D6
19	CRUCES POR CERO
20	3ER PICO EN FFT

Continúa
→

3.6. ANALISIS DE RESULTADOS

Las características obtenidas a través de los métodos de selección usados en las secciones anteriores, nos permiten destacar las características más relevantes para el análisis de las señales sísmicas.

Se ha tomado grupos de señales, basando el número de eventos que acontecen en el volcán Cotopaxi de la siguiente manera:

- Análisis de los cuatro tipos de eventos sísmicos (LP, VT, HB y TRE).
- Análisis de los dos tipos de eventos sísmicos más presenciados en el volcán (LP y VT).

Tabla 17. Grupos relevantes para el análisis de los cuatro tipos de eventos sísmicos.

Nc	INDICE GINI	INDICE TWOING	INDICE DE DESVIACION	GRAM-SCHMIDT	INTERACCIÓN DE INFORMACIÓN
1	VALOR UMBRAL 10-20	VALOR UMBRAL 10-20	VALOR UMBRAL 10-20	PEC NIV D3 WAV	VALOR UMBRAL 10-20
2	TIEMPO PICO MAX	TIEMPO PICO MAX	DURACIÓN	RMS EN WAV D5	PEC NIV A6 WAV
3	RMS EN WAV D2	FREC 3ER PICO EN FFT	PEC NIV D5 WAV	VALOR UMBRAL 20-30	VALOR MAX WAV A6
4	PEC NIV D3 WAV	RMS EN WAV D2	VALOR MAX WAV D2	FREC 3ER PICO EN FFT	P2RMS EN WAV D6
5	PEC NIV D5 WAV	FREC MAX WAV D6	P2RMS EN FFT	P2RMS EN WAV D2	P2RMS EN WAV A6
6	FRECUENCIA MAX FFT	FREC MEDIA WAV D6	PEC NIV D2 WAV	FRECUENCIA EN PICO PSD	PEC NIV D1 WAV
7	FREC 3ER PICO EN FFT	P2RMS EN WAV D2	FREC MAX WAV A6	FREC MEDIA WAV D1	RMS EN WAV D6
8	FRECUENCIA EN PICO PSD	FREC 2DO PICO EN FFT	P2P EN WAV D1	VALOR MAX WAV D2	P2RMS EN WAV D4
9	DURACIÓN	VALOR MAX FFT	FREC MAX WAV D2	DENSIDAD PICOS RMS EN TIEMPO	P2RMS EN WAV D5
10	P2RMS EN WAV D2	FREC MAX WAV A6	RMS EN TIEMPO	VALOR PICO MAX	FREC MAX WAV D1
11	FREC MAX WAV D6	PEC NIV D6 WAV	VALOR UMBRAL 20-30	VALOR MAX PSD	RMS EN WAV A6
12	P2RMS EN FFT	PEC NIV D2 WAV	PEC NIV D4 WAV	FREC MEDIA WAV D3	VALOR MAX WAV D5
13	KURTOSIS EN TIEMPO	FREC MEDIA WAV D1		FRECUENCIA UMBRAL 10-20	VALOR MAX WAV D6
14	VALOR MAX WAV D3	PEC NIV D5 WAV		PEC NIV D1 WAV	P2P EN WAV D4
15	PEC NIV D2 WAV			FREC MAX WAV D3	DURACIÓN
16	VALOR MAX FFT			TIEMPO PICO MAX	P2P EN WAV D6
17	FREC MAX WAV A6			FREC MEDIA WAV D2	FREC MAX WAV D6

Continua 

N _c	INDICE GINI	INDICE TWOING	INDICE DE DESVIACION	GRAM-SCHMIDT	INTERACCIÓN DE INFORMACIÓN
18	PEC NIV D6 WAV			PEC NIV D2 WAV	P2P EN WAV A6
19	PEC NIV D4 WAV			FREC MAX WAV D4	FREC MEDIA WAV D5
20	FRECUENCIA UMBRAL 20-30			FREC MAX WAV D5	FREC MEDIA WAV A6

Como se puede apreciar en la Tabla 17 se encuentra las mismas características en casi todos grupos de relevancia de cada método de selección, pero a diferencia del método Gram-Schmidt que tiene características que concuerdan en ciertas características con cada método, pero no con todos a su vez.

Las características relevantes para los cuatro tipos de eventos sísmicos encontradas en todos los métodos están en la Tabla 18:

Tabla 18. Características relevantes para el análisis de los cuatro tipos de eventos sísmicos.

N _c	CARACTERÍSTICAS
1	VALOR UMBRAL 10-20
2	FREC MAX WAV A6
3	PEC NIV D2 WAV

En la Figura 81, Figura 82 y Figura 83 se puede apreciar la diferenciación entre los tipos de señales sísmicas LP y VT, pero es fácil confundir a los tipos HB y TRE, que se mezclan en la clasificación de LP.

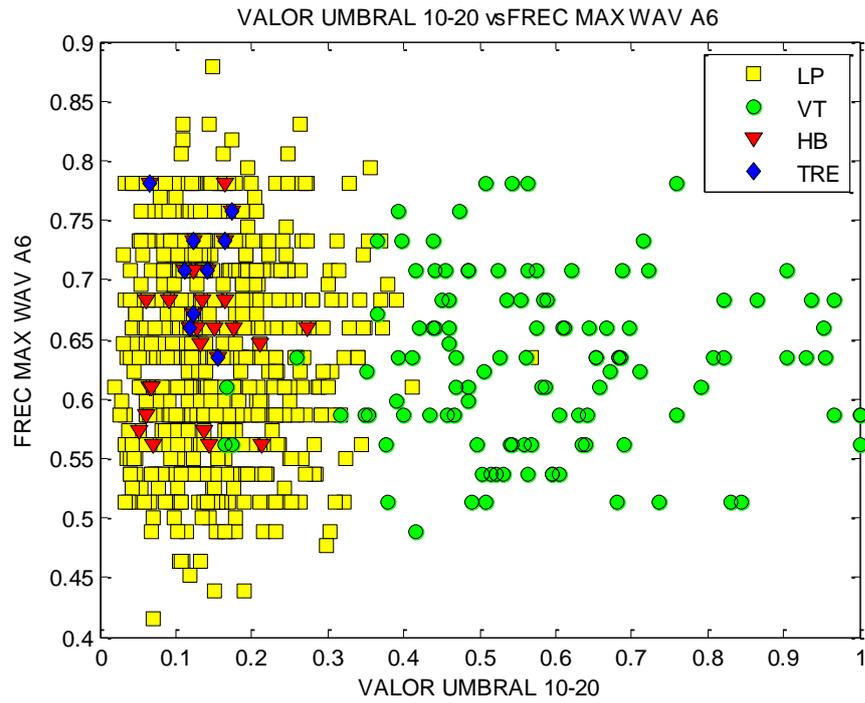


Figura 81. Valor Umbral 10-20 vs Frecuencia Máxima en A6.

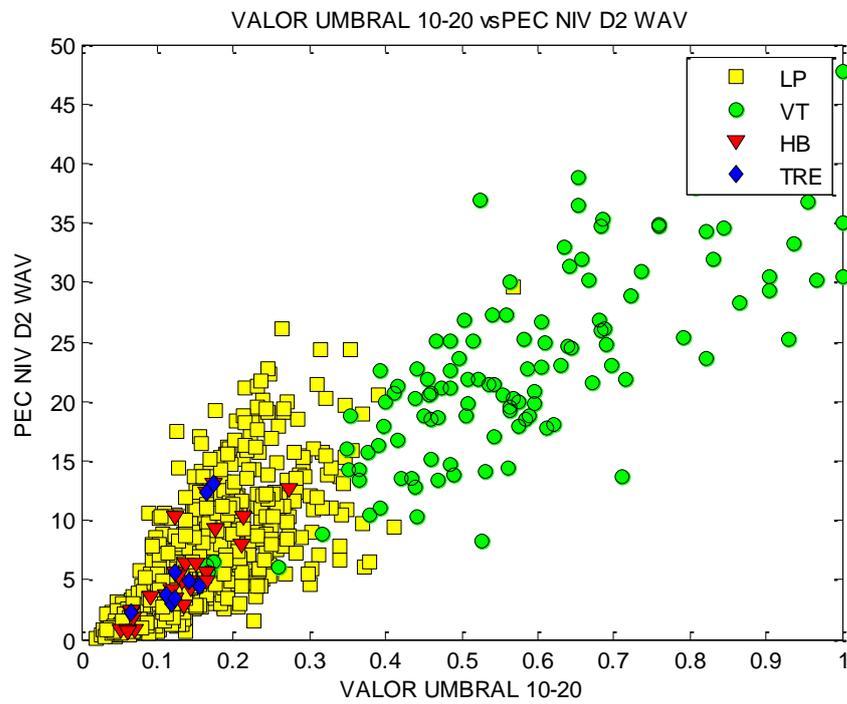


Figura 82. Valor Umbral 10-20 vs Frecuencia Máxima en D5.

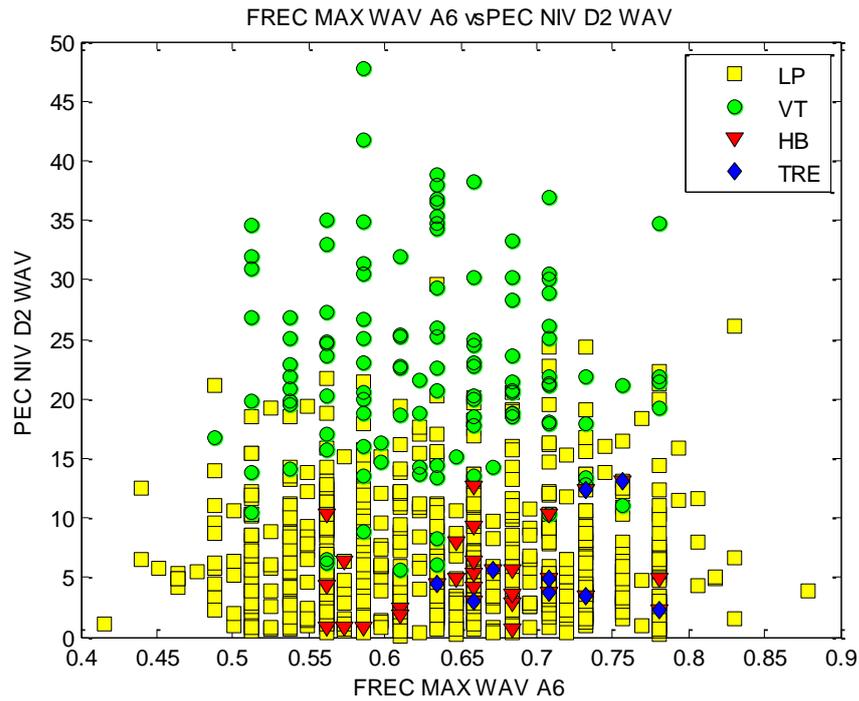


Figura 83. Frecuencia Máxima en A6 vs Porcentaje de Energía en Nivel D2.

Tabla 19. Características relevantes para el análisis de los cuatro tipos de eventos sísmicos.

N _c	INDICE GINI	INDICE TWOING	INDICE DE DESVIACION	GRAM-SCHMIDT	INTERACCIÓN DE INFORMACIÓN
1	VALOR UMBRAL 10-20	VALOR UMBRAL 10-20	VALOR UMBRAL 10-20	DENSIDAD PICOS RMS EN FFT	VALOR UMBRAL 10-20
2	PEC NIV D5 WAV	PEC NIV D5 WAV	RMS EN WAV D2	VALOR MAX PSD	FREC MEDIA WAV D5
3	PEC NIV D4 WAV	PEC NIV D4 WAV	PEC NIV D5 WAV	ENTROPIA	P2RMS EN WAV A6
4	FRECUENCIA MAX FFT	PEC NIV D6 WAV	FRECUENCIA MAX FFT	FRECUENCIA EN PICO PSD	P2RMS EN WAV D6
5	PEC NIV D6 WAV	FRECUENCIA MAX FFT	PEC NIV D3 WAV	VALOR PICO MAX	P2RMS EN WAV D5
6	FREC MAX WAV A6	FREC MAX WAV A6	VALOR PICO MAX	PEC NIV D2 WAV	P2RMS EN WAV D4
7	KURTOSIS EN TIEMPO	TIEMPO PICO MAX		CRUCES POR CERO	RMS EN WAV D6
8	VALOR MAX WAV D3	DENSIDAD PICOS RMS EN TIEMPO		P2RMS EN WAV D2	PEC NIV D1 WAV
9	TIEMPO PICO MAX	VALOR MAX WAV D3		P2P EN WAV D2	DURACIÓN

Continua →

N _c	INDICE GINI	INDICE TWOING	INDICE DE DESVIACION	GRAM-SCHMIDT	INTERACCIÓN DE INFORMACIÓN
10	FREC MAX WAV D5	FREC MAX WAV D5		RMS EN TIEMPO	RMS EN WAV A6
11				DENSIDAD PICOS RMS EN TIEMPO	VALOR MAX WAV D4
12				PEC NIV D4 WAV	VALOR MAX WAV D6
13				PEC NIV D5 WAV	FREC MAX WAV D1
14				ENERGÍA EN TIEMPO	FREC MEDIA WAV A6
15				P2RMS EN TIEMPO	VALOR MAX WAV D5
16				VALOR MAX FFT	VALOR MAX WAV A6
17				VALOR UMBRAL 10-20	P2P EN WAV D4

Al realizar la comparación entre las características relevantes del método del índice Gini y el de Twoing, se puede recalcar que las características seleccionadas por los métodos son en su totalidad las mismas, así como con el método de Índice de Desviación que a pesar de tener un menor número de características relevantes concuerda en su mayoría con los otros métodos de selección, como ilustra en la Tabla 19.

Las características relevantes para los cuatro tipos de eventos sísmicos encontradas en todos los métodos están en la Tabla 20:

Tabla 20. Características relevantes para el análisis de los dos tipos de eventos sísmicos más reportados en el volcán.

N _c	CARACTERÍSTICAS
1	VALOR UMBRAL 10 – 20
2	PEC NIV D5 WAV

Se puede apreciar la diferencia realmente marcada de las características de los tipos LP y VT, para las características relevantes de esta clasificación.

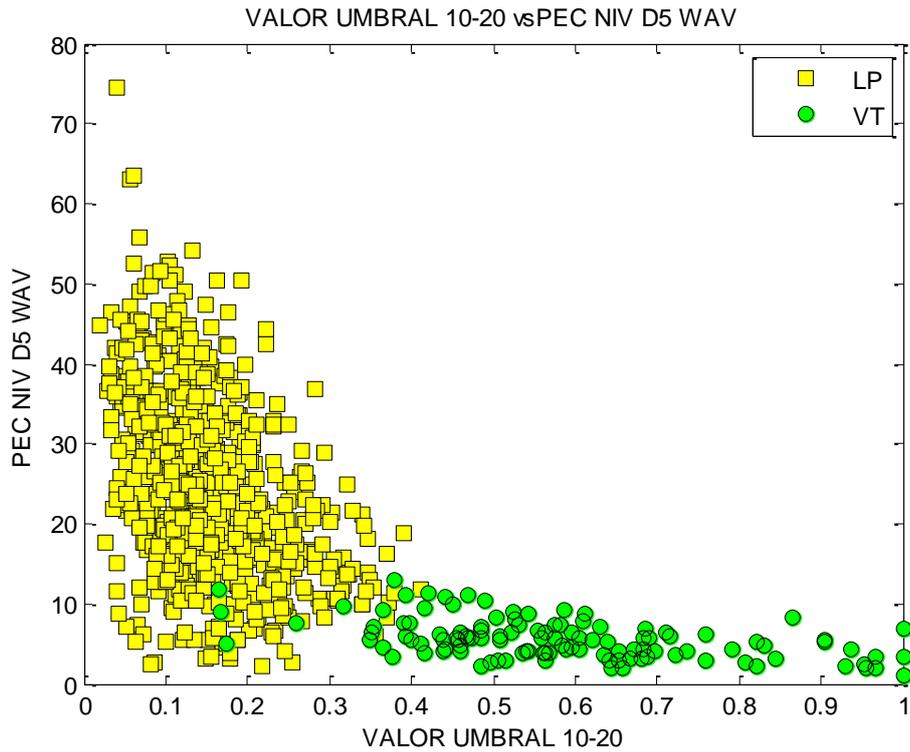


Figura 84. Valor Umbral 10 – 20 vs Porcentaje de Energía en Nivel D5.

Como modo de comprobación de las características seleccionadas por los métodos antes mencionados, se opta por identificar con los árboles de decisión CART, tomando en cuenta las características relevantes importantes y el grupo de datos del mes de Julio del 2012, dando como resultado los siguientes valores de veracidad, para los métodos analizados que se ilustra en la Tabla 21, como se puede ver se detalla los Falsos Positivos (FP), Falsos Negativos (FN) y Verdaderos Positivos (VP):

Tabla 21. Valores de comprobación con los métodos de selección CART para el mes de julio.

	Etiqueta Verdadera	Índice Gini			Índice Twoing			Índice de Desviación		
		FP	FN	VP	FP	FN	VP	FP	FN	VP
LP	135	133			133			137		
		2	4	131	2	4	131	5	3	132
VT	6	10			10			6		
		4	0	6	4	0	6	3	3	3
HB	2	0			0			0		
		0	2	0	0	2	0	0	2	0
PORCENTAJE ACIERTOS	DE	95,804%			95,804%			94,406%		

Las gráficas de las Figura 85, Figura 86 y Figura 87, muestran los resultados obtenidos de la comprobación con los árboles de decisión.

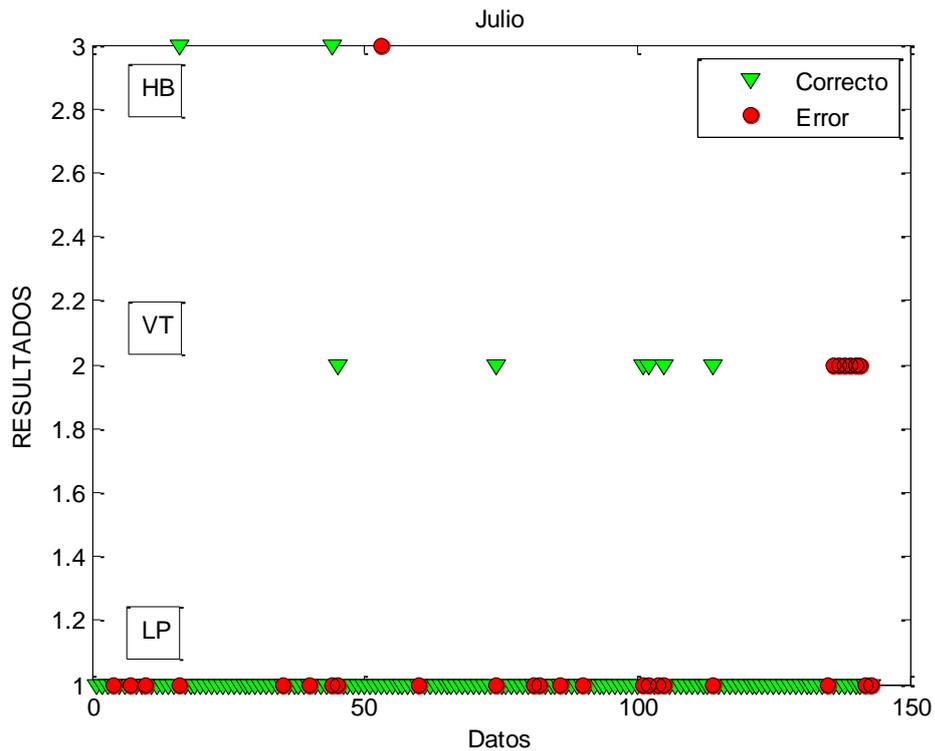


Figura 85. Resultados de datos del mes de julio, con el índice Gini.

CAPÍTULO IV

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

4.1. CONCLUSIONES

- Al realizar el análisis de las señales sísmicas en el desarrollo del presente trabajo se logra probar la eficiencia de caracterización de las señales empleando las transformadas de Fourier y Wavelet, estas dos transformadas presentan características más relevantes en los métodos de selección, obtenidas en el dominio de la frecuencia en comparación con las señales obtenidas en el dominio del tiempo.
- Uno de los procedimientos más importantes, es el de pre-procesamiento de las señales para el análisis con FFT, WT y en dominio del tiempo. Al realizar este proceso, se encuentra una componente muy significativa, en la frecuencia aproximada a los 0.2 Hz, que es generada por grietas llenas de fluido acuoso como se indica en el IGEPN, estas ondas son detectadas en todas las señales sísmicas y fueron removidas mediante un filtro pasa-banda de 0.5 - 30 Hz.
- El análisis de las señales en FFT, nos permite realizar una clasificación rápida y visual entre los eventos sísmicos LP y VT, se considera que un evento es VT, si tiene picos prominentes en el rango de frecuencia superior a los 10 Hz. La característica de valor en este rango es considerada por todos los métodos de selección, como la característica con mayor relevancia entre el grupo de atributos obtenidos en el desarrollo del análisis de las señales.
- El número de tipo de eventos varía en los reportes del volcán Cotopaxi, es decir, el número de eventos LP y VT son reportados en mayor número de veces a diferencia que los tipos TRE e HB, lo cual realiza una variación en la selección de las características, realizando un análisis

único para los 2 primeros tipos de eventos, lo cual modifica el número de características en la selección por parte de los métodos para cada análisis. Además los niveles de descomposición en la transformada Wavelet, representan en el porcentaje de energía la relevancia de cada nivel para cada tipo de evento, lo cual es variable en cada uno de los tipos de eventos, para el tipo HB los niveles 5, 4, 3, 2, que representan los rangos de frecuencia superiores a 3.13Hz en el nivel 5, 6.25Hz en el nivel 4, 12.5Hz en el nivel 3 y 25Hz en el nivel 2, para VT son más relevantes los niveles 4, 3 y 2, para LP son los más relevantes los nivel 5 y 6 y para TRE los niveles 5, 4 y 3. La variación de relevancia en cada tipo de evento es de esta manera debido a que cada nivel es la representación de la señal sísmica en función de un rango de frecuencia en el árbol de descomposición de WT.

- Las características más relevantes consideradas en el desarrollo del trabajo presente son: *Valor Umbral de 10-20 Hz, Frecuencia Máxima en A6, Porcentaje de Energía en D2 y Porcentaje de Energía en D5*, que tienen que ver directamente con la FFT y WT, que al tratarse en Wavelet trabaja con las frecuencias en los rangos superiores a 1.57 Hz y 3 Hz, el porcentaje de energía el frecuencia superior a 25 Hz también es una característica relevante en WT, la transformada Fourier analiza directamente que evento tiene picos superiores en el umbral de 10Hz – 20 Hz. La diferenciación en las características es bastante marcada al analizar las de los tipos LP y VT.
- Los métodos de selección de características tipo *wrapper*, exigen un costo computacional mayor y es más exigente en el momento de usar el mismo, lo que lo hace difícil de aplicar en varias situaciones, por lo que no es recomendado usar en casos de detección en tiempo real, y sería óptimo el uso de métodos tipo *embedded*, que incluye la interacción con el modelo de clasificación y requiere menor costo computacional.

4.2. RECOMENDACIONES

- Como trabajo futuro se podría extender el trabajo en la clasificación de los eventos sísmicos en base a las características relevantes de cada método de selección de atributos, tratando de obtener un porcentaje de error aceptable para la detección de los eventos sísmicos.
- Si en un futuro la realización de clasificación de eventos se realiza en tiempo real, se debe considerar que el tiempo que conlleva el proceso de cuantización de los atributos extraídos de cada señal, aumenta el tiempo de detección y no se podrá considerar este como detección en tiempo real, ya que el nivel de cuantización desarrollado en el proyecto demanda un nivel de costo computacional alto. Por lo que se recomienda realizar un análisis equilibrado de tiempo de proceso de cuantización vs SNR_Q .
- El análisis de los niveles de descomposición en la Transformada Wavelet, debe ser analizada respecto a las armónicas principales que se encuentran en las señales, debido a que se puede descartar importantes rangos de frecuencia de las señales, o a su vez realizar un análisis extenso de las señales que probablemente sea innecesario para el propósito del trabajo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aguilera, E., & Toulkeridis, T. (2005). Proyecto de Prevención de los Riesgos Asociados con la Erupción del Volcán Cotopaxi - Prevolco - Ecuador 2004 - 2005. Quito - Ecuador: Sotavento Ed.
- Aki, K., Ferrazzini, V., & Chouet, B. (1991). Characteristics of seismic waves composing Hawaiian volcanic tremor and gas-piston events observed by a near-source array. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 96, 6199-6209.
- Almendros, F. Análisis de Señales Sismo-Volcánicas Mediante Técnicas de Array. Facultad de Ciencias Física Teórica y del Cosmos. Universidad de Granada, Granada - España.
- Aprendizaje Automatizado, Árboles de Clasificación. (11 de Noviembre de 2009). Obtenido de Departamento de Sistemas e Informática:
http://www.dsi.fceia.unr.edu.ar/downloads/ing_conocimiento/Presentaciones/ArbDec09.pdf
- Astuti, W. (2012). Adaptive Short Time Fourier Transform (STFT) Analysis of seismic electric signal (SES): A comparison of Hamming and rectangular window. *Industrial Electronics and Applications (ISIEA)*, 372 - 377.
- Bateman, A. (2003). *Comunicaciones Digitales: Diseño para el mundo real*. Barcelona - España: Marcombo.
- Bentaleb, Y., Hajji, S., & Orhanou, G. (2010). A Wavelets Algorithm for the Seismic Waves Alignment. *Contemporary Engineering Sciences*, 157-166.
- Berzal, F. (s.f.). Clasificación y Predicción. Obtenido de DECSAI:
<http://elvex.ugr.es/decsai/intelligent/slides/dm/D4%20Classification.pdf>
- Boroschek, R., Szczecinski, L., Correa, D., & Rivas, R. (2001). Detección De Propiedades Tiempo-Frecuencia En Registros Sísmicos Reales. Madrid - España: 2° CONGRESO IBEROAMERICANO DE INGENIERÍA SÍSMICA.
- Brij, N., & Arvind, K. (27 de Enero de 2006). Optimal selection of wavelet basis function applied to ECG signal denoising. *Science Direct*, 275 - 286.
- Carrillo, L. Simulación de lahares del volcán Cotopaxi en sus drenajes del lado norte con el uso del Programa HEC-RAS. *Ingeniería Civil*. ESPE, Sangolquí.
- Castro, R. Análisis de la teoría de ondículas orientada a las aplicaciones en ingeniería eléctrica: Fundamentos. Departamento de Ingeniería Eléctrica. Universidad Politécnica de Madrid, Madrid - España.
- Chouet, B. (1996). Long-period volcano seismicity: its source and use in eruption forecasting. *Nature*, 309-316.

Chouet, B., Page, R., Stephens, C., Lahr, J., & Power, J. (1994). Precursory swarms of long-period events at Redoubt Volcano (1989 - 1990). *Eruptions of Redoubt Volcano*, 62, 95-135.

Coifman, R., Beylkin, G., & Rokhlin, V. (1991). Fast Wavelet Transforms and Numerical Algorithms. *Communications on Pure Applied Mathematics*, 141 - 183.

Colak, O., Destici, T., Ozen, S., Cerezci, O., & Ari, N. P Phase and S Phase Detection Using The Daubechies Wavelet Transform (Dwt) To Minimize The Noise At Three Component Seismograms Displacement Records. Technical Vocational School of Higher Educational Dept. Akdeniz University, Antalya - Turquia.

Dahm, T. (1992). Numerical Studies of the Dynamics of Fluid-Filled Cracks Placed in Series: A Model for Inharmonic Peaked Tremor Spectra. *Volcanic Seismology*, 190-200.

Daubechies, I. (1992). *Ten Lectures on Wavelets*. Philadelphia: SIAM.

Estévez, M., Machado, A., & Estévez, J. (13 de Febrero de 2008). El periodograma como método para la estimación de la densidad espectral de potencia. Obtenido de Libros Abiertos: http://infomed20.sld.cu/wiki/doku.php?id=librosabiertos:el_periodograma_como_metodo&re v=1202907434.

Fernández, M. *Señales Aleatorias y Ruido*. E. T. S. de Ingenieros de Telecomunicación. Universidad de Valladolid, España.

Fessler, J. (27 de Mayo de 2004). *Discrete-time signals and systems*. Obtenido de Digital Signal Processing and Analysis: <http://web.eecs.umich.edu/~fessler/course/451/l/pdf/c2.pdf>

Gabor, D. (1946). *Theory of communication. Part 1: The analysis of information*. *Electrical Engineers*, 429-457.

Galiana, J. Aplicación de la transformada de wavelet a sismogramas locales: filtrado, deconvolución y estimación del ángulo azimut. Departamento de Física, Ingeniería de Sistemas y Teoría de la Señal. Universidad de Alicante, Alicante - España.

Gao, R., & Yan, R. (2011). *Wavelets: Theory and Applications for Manufacturing*. New York - EU: Springer.

Gestal, M. *Computación Evolutiva para el Proceso de Seleccin de Variables en Espacios de Busqueda Multimodales*. Facultad de Informática. Universidad de Coruña, Coruña - España.

Gil Cruz, F., & Chouet, B. (1997). Long-period events, the most characteristic seismicity. *Journ. Volcan. Geotherm.*, 77, 121-158.

Gómez, M., Zorrilla, J., & Monsalve, H. (2009). *La Electronica como Soporte Instrumental de la Sismología*. Obtenido de Universidad del Quindio: http://www.uniquindio.edu.co/uniquindio/revistadyp/backup20121214/archivo/edicion_3/art%C3%ADculos%20revista%20pdf/investigaci%C3%B3n/LA%20ELECTR%C3%93NICA%20COMO%20SOPORTE%20INSTRUMENTAL%20DE%20LA%20SISMOLOG%C3%8DA.pdf

Guyon, I., Gunn, S., Nikravesh, M., & Zadeh, L. (2006). *Feature Extraction: Foundations and Applications (Studies in Fuzziness and Soft Computing)*. Berlin - Alemania: Springer.

Haar, A. (1910). Zur Theorie der orthogonalen Funktionensysteme. *Mathematische Annalen*, 38-53.

Hurtado, J., Henao, R., & Castellanos, G. (2002). *Clasificación de Señales Sísmicas por medio de Onditas y Maquinas de Soporte Vectorial*. Bogotá: Primer Simposio Colombiano de Sismología.

Ibañez, J. M., & Carmona, E. (s.f.). *Sismicidad Volcánica*. Obtenido de Volcanes de Canarias: http://www.volcanesdecanarias.com/images/DOWNLOAD/Sismicidad/SISMICIDAD_VOLCANICA.pdf

Irizar, A. (27 de Septiembre de 1999). *Muestreo y Cuantización*. Obtenido de tecnun: Universidad de Navarra: <http://www.tecnun.es/asignaturas/tratamiento%20digital/tds5.html>

Kludas, J., Bruno, E., & Marchand-Millet, S. (2008). *Can Feature Information Interaction help for Information Fusion in Multimedia Problems? Multimedia Tools and Applications*.

Kulesh, M., Holshneider, M., & Diallo, S. *Geophysics Wavelet Library: Applications of the Continuous Wavelet Transform to the Polarization and Dispersion Analysis of Signals*. Institute for Mathematics. University of Potsdam, Potsdam - Alemania.

Lahr, J., Chouet, B., Stephens, C., Power, J., & Page, R. (1994). *Earthquake classification, location, and error analysis in a volcanic environment: implications for the magmatic system of the 1989-1990 eruptions at Redoubt Volcano*. 137-151.

Lal, T., Chapelle, O., Weston, J., & Elisseeff, A. *Embedded Methods*. Biological Cybernetics. Max Planck Institute , Tübingen - Germany.

Lara, R., Vizcaino, P., Alvarez, J., & Acosta Freddy. *Caracterización de un Sistema de Monitoreo del Volcán Cotopaxi empleando Sensores Inalámbricos*. CIRAD. ESPE, Sangolquí - Ecuador.

Leet, R. (1988). *Saturated and subcooled hydrothermal boiling in groundwater flow channels as a source of harmonic tremor*. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 93, 4835-4849.

Lhar, J., Chouet, B., Stephens, C., & Power, R. (s.f.). *Earthquake*.

Londoño, I. *Implementación de un sistema de monitorización de señales sísmicas del volcán Cotopaxi empleando una red de sensores inalámbricos*. Departamento de Ingeniería en Telecomunicaciones. ESPE, Sangolquí - Ecuador.

López, C. *Ortogonalización de Gram-Schmidt. Álgebra Lineal*. Universidad del Valle de Guatemala, Guatemala - Guatemala.

Lyons, J., Segovia, M., & Ruiz, M. (2012). Reporte del Enjambre Sísmico en la Zona del Volcán Cotopaxi. Quito - Ecuador: IGEPN.

Meyer, Y. (1991). Ondelettes et operateurs. Paris: Hermann.

Mistiti, M., Mistiti, Y., Oppenheim, G., & Poggi, J. (2011). Wavelet Toolbox 4 - Getting Started Guide. Obtenido de MathWorks: <http://www.mathworks.com>

Mitacc Meza, M. (1996). Tópicos de estadística descriptiva y probabilidad. Lima: Thales.

Montenegro, Á., & Campo, E. P. (3 de Agosto de 2010). Métodos de Clasificación. Obtenido de UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA : <http://www.docentes.unal.edu.co/cepardot/docs/NotasCursos/IntAnalDatosTex/cap4.pdf>

Pazmiño, L. Aplicación de la Transformada Wavelet en dos Dimensiones para el Análisis y Compresión de Imágenes. Departamento de Ingeniería en Telecomunicaciones. ESPE, Sangolquí - Ecuador.

Peng, Z. (5 de Agosto de 2013). Geophysics at Georgia Institute of Technology. Obtenido de Introduction to Seismic Analysis Code (SAC): http://geophysics.eas.gatech.edu/people/zpeng/Teaching/SAC_Tutorial

Peña, F. Algoritmos de Clasificación Automática de Eventos Sísmicos de Origen Volcánico. Análisis de los datos del Volcán Popocatepeti (México). Departamento de Investigación. Universidad Complutense de Madrid, Madrid - España.

Peralta, F., & Cotrina, A. Algoritmo Coper para la Detección de Actividad de Voz. Facultad de Ingeniería Electrónica. Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima - Perú.

Porrit, R. (2010). Incorporated Research Institutions for Seismology. Recuperado el 12 de 2013, de Introduction to Broadband processing with Matlab: http://www.iris.edu/hq/resource/bb_processing_matlab

Ramió, J. (1999). Aplicaciones criptográficas: libro guía de la asignatura seguridad informática. Madrid: Escuela Universitaria de Informática.

Rodríguez, C. (14 de Noviembre de 2012). Entropía y teoría de la información. Obtenido de Sistemas Facultad de Ciencias: <http://sistemas.fciencias.unam.mx/~cvrc/files/stnl.pdf>

Romero, R., & Zúnica, L. (2005). Métodos Estadísticos en Ingeniería. Valencia - España: Universidad Politécnica de Valencia.

Sanabria, G., & Navas, F. Implementación de un Sistema de Comunicación en un Equipo Detector de Sismos. Departamento de Ingeniería en Telecomunicaciones. Universidad Distrital Francisco José, Bogotá - Colombia.

Schroedl, S. (17 de Marzo de 2010). Feature Slection Based on Interaction Information. Obtenido de MATLAB Central:

<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/26981-feature-selection-based-on-interaction-information>

Sheng, Y. (1996). *Wavelet Transform: The Transforms and Applications*. Boca Raton - EU: CRC Press.

Sismos. (21 de marzo de 2010). Obtenido de Sismos en México:
<http://www.smis.org.mx/htm/sm5.htm>

Sreerama, M. (24 de Octubre de 1995). Impurity measures. Obtenido de Center for Bioinformatics and Computational Biology:
http://www.cbcu.umd.edu/~salzberg/d+ocs/murthy_thesis/node15.html

Steinberg, G., & Steinberg, A. (1975). On possible causes of volcanic tremor. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 80, 1600-1604.

Telesca, L., Lapenna, V., & Alexis, N. (2004). Multiresolution wavelet analysis of earthquakes. *Chaos, Solitons and Fractals*, 741 - 748.

The MathWorks Inc. (2014). ClassificationTree class. Obtenido de Mathworks, Accelerating the pace of engineering and science:
<http://www.mathworks.com/help/stats/classificationtree-class.html>

The MathWorks, I. (2014). Kurtosis. Obtenido de MathWorks, Accelerating the pace of engineering and science: <http://www.mathworks.com/help/stats/kurtosis.html>

Vigo, G. Método de clasificación para evaluar el riesgo crediticio. FACULTAD DE CIENCIAS MATEMÁTICAS. UNIVERSIDAD NACIONAL MAYOR DE SAN MARCOS, Lima - Perú.

Vyascheslav, M. (2012). *Introduction to Volcanic Seismology*. Waltham - EU: Elsevier.

Weber, R., & Cisternas, F. (24 de Abril de 2007). Limpieza de los datos. Obtenido de Universidad de Chile: https://www.u-cursos.cl/ingenieria/2007/1/IN60E/1/material_docente/objeto/125936

Zamorano, M. *Análisis de Señales Mediante STFT y Wavelet. Aplicación a defectología en Rodamientos*. Departamento de Ingeniería Industrial. Universidad Carlos III de Madrid, Leganes - España.

ACTA DE ENTREGA

El proyecto fue entregado al Departamento de Eléctrica y Electrónica y reposa en la Universidad de las Fuerzas Armadas – ESPE, desde:

Sangolquí, 14 de agosto de 2014

ELABORADO POR:

MARÍA GABRIELA SALTOS TORRES

172252801-3

AUTORIDAD

Ing. Paúl Bernal

DIRECTOR DE LA CARRERA DE ELÉCTRICA Y
ELECTRÓNICA, TELECOMUNICACIONES