Análisis de la actividad sísmica del volcán Cumbal, utilizando clasificación en cascada con base en RNA				
Carlos Andrés Lopez Goyes - Dahiver Yesid Riascos Franco				
Oanos Andres Lopez Goyes - Daniver Tesia mascos manco				
Universidad de Nariño Facultad de Ciencias Exactas y Naturales				

Departamento de Física San Juan de Pasto 2021

# Análisis de la actividad sísmica del volcán Cumbal, utilizando clasificación en cascada con base en RNA

Carlos Andrés Lopez Goyes - Dahiver Yesid Riascos Franco

Trabajo de grado para optar por el título de Físico

Director:
Oscar Ernesto Cadena Ibarra
Msc en Ciencias-Geofísica

Universidad de Nariño
Facultad de Ciencias Exactas y Naturales
Departamento de Física
San Juan de Pasto
2021

Las ideas y conclusiones aportadas en la tesis de grado son responsabilidad exclusiva de los autores

Artículo 1. del acuerdo No. 324 del 11 de Octubre de 1966, emanado por el Honorable Consejo Directivo de la Universidad de Nariño.

Nota de Aceptación
MSc. Oscar Ernesto Cadena Ibarra
Director
MSc. Sandra Esperanza Sánchez
Jurado
MSc. Jaime Alfredo Betancourt
Jurado

### **Agradecimientos**

En primer lugar, agradecemos al asesor de nuestra tesis Msc. Oscar Ernesto Cadena Ibarra, por la orientación y supervisión para el desarrollo de este trabajo de grado. Al Ingeniero John Meneses Muñoz por la generación de rutinas para la extracción de información sísmica en cuanto a datos crudos y ya procesados, también por el apoyo en la instalación de Lakiy y su base de datos. Al Servicio Geológico Colombiano por facilitarnos el acceso a la información de su base de datos. En general, a los docentes del departamento de física que guiaron el aprendizaje para nuestra formación académica.

Quiero agradecer y dedicar este logro a mi madre y padre, por su constante apoyo en esta etapa de mi vida, a mis primos, compañeros, amigos y familiares que aportaron en cierto modo para que esto sea posible.

Carlos López

A mi familia, Nataly y amigos, quienes me apoyaron e impulsaron en todo momento para culminar esta etapa de mi vida.

Dahiver Riascos

#### Resumen

En este trabajo se aplica una metodología que combina redes neuronales artificiales (RNA) configuradas en una secuencia de cascada, Análisis de predicción lineal (LPC) y Energía-Espectro, con el objetivo de detectar y clasificar sismos de tipo: Volcano-tectónico (VT), Largo periodo (LP) y Tornillo (TOR). Haciendo uso de la herramienta computacional Lakiy se genera matrices de características, entrenamiento de RNA y configuración de la cascada de clasificación, con información suministrada por el Observatorio Vulcanológico y Sismológico de Pasto (SGC-OVSP) sobre el Complejo Volcánico Cumbal. Se utiliza LPC y Energía-Espectro para representar segmentos cortos de traza continua con la función de reducir la dimensionalidad del vector que contiene la información de la forma de onda. El método muestra un 98-99 % de acierto en el reconocimiento entre unidades de sismo y unidades de ruido, y en el mejor de los casos se obtiene un acierto de 78.5 % en la clasificación entre sismos VT, LP y TOR, para una amplitud superior a 410 nm/s.

**Palabras clave:** Cascada de clasificación, Redes neuronales artificiales, predicción lineal, energía-espectro, sismos volcánicos.

## **Abstract**

In this work a methodology is applied that combines artificial neural networks (ANN) configured in a cascade sequence, Linear Prediction Analysis (LPC) and Energy-Spectrum, with the aim of detecting and classifying earthquakes of types: Volcanotectonic (VT), Long period (LP) and Tornillo events (TOR). Using the Lakiy computational tool, training matrices, RNA training and configuration of the classification cascade are generated, with information provided by the Pasto Volcanological and Seismological Observatory (OVSP) on the Cumbal Volcanic Complex. LPC and Energy-Spectrum are used to represent short segments of continuous trace with the function of reducing the dimensionality of the vector that contains the information of the waveform. The method shows a 98-99 % correctness in the recognition between earthquake units and noise units, and in the best of cases a 78.5 % correctness is obtained in the classification between VT, LP and TOR earthquakes, for an amplitude greater than 410 nm/s.

**Keywords:** Classification cascade, Artificial neural networks, linear prediction, energy-spectrum, volcanic earthquakes.

# Contenido

1.	Intro	oducción	13
2.		co Teórico	15
		Sismicidad del Complejo Volcánico	15
		Red sismológica del volcán Cumbal	15
	2.3.	Clasificación de sismos en el volcán Cumbal	17
		2.3.1. Sismos volcánicos de fuente transitoria	17
		2.3.2. Señales sísmicas volcánicas continuas	22
	2.4.	Representación Espectral	24
		2.4.1. Transformada Discreta de Fourier (DFT)	24
	2.5.	Valor Eficaz	25
	2.6.	Coeficientes de predicción lineal (LPC)	27
		2.6.1. Modelo de análisis por LPC	27
		2.6.2. Estimación de los coeficientes de predicción lineal	30
		2.6.2.1. Método de autocorrelación	30
	2.7.	Redes Neuronales Artificiales	32
		2.7.1. Neurona artificial	33
		2.7.1.1. Entradas y salidas	34
		2.7.1.2. Pesos sinápticos	35
		2.7.1.3. Regla de propagación	35
		2.7.1.4. Función de activación	35
		2.7.1.5. Función de salida	35
		2.7.2. Arquitectura de las Redes Neuronales	36
		2.7.3. Definición de red neuronal artificial	36
		2.7.4. Operación de las redes neuronales artificiales	37
		2.7.4.1. Fase aprendizaje o entrenamiento	37
		2.7.4.2. Aprendizaje supervisado	38
		2.7.4.3. Aprendizaje no supervisado	38
		2.7.4.4. Retropropagación del error	38
		2.7.4.5. Fase de ejecución	39
		2.7.5. Capacidad de generalización	40
		2.7.6. Validación cruzada	
		2.7.7. Perceptrón multicapa (MLP)	41
3.	Mete	odología y Datos	45
	3.1.	Selección de Registros sísmicos	45
		3.1.1. Tratamiento digital de señales	46
	3.2.	Caracterización de señales	48
		3.2.1. Representación con LPC	48

	<ul><li>3.4.</li><li>3.5.</li><li>3.6.</li></ul>	3.2.2. Representación Energía Espectro Implementación de Lakiy Análisis de preproceso, topología y duración de traza 3.4.1. Unidades de Sismo vs Unidades de Ruido 3.4.2. Análisis con clasificación entre sismos LP vs VT Configuración de cascada Validación Datos: Análisis de la información Seleccionada	50 59 59 59 60
4.		Representación LPC	65 66
		Representación Energía-Espectro	74 75 77
	4.3.	Validación de Resultados	82
5.	Disc	usión	89
_	Con	clusiones y Recomendaciones	91
о.	6.1.	Conclusiones	
	6.1.	Recomendaciones	
Bil	6.1. 6.2.	Recomendaciones	92
Bil Bil	6.1. 6.2. bliog	Recomendaciones	92 93 93 95 95 95 95

A.2.2.3. Clasificación sismos TOR vs Otros 10
---

# Lista de figuras

2.1.	Red de vigilancia sísmica del Volcán Cumbal	16
2.2.	Sismograma, espectrograma y espectro de un evento tipo LP	18
2.3.	Sismograma, espectrograma y espectro de un evento tipo VT-B	19
2.4.	Sismograma, espectrograma y espectro de un evento tipo LP	20
2.5.	Sismograma, espectrograma y espectro de un evento tipo TOR	21
2.6.	Sismograma, espectrograma y espectro de un evento tipo HYB	22
2.7.	Sismograma y espectrograma de un TRE	23
2.8.	Sismograma y espectro de un TRE armónico	23
2.9.	Representación valor de pico y valor eficaz	27
2.10	Flujo de la señal desde su excitación hasta su salida.	27
2.11	Elementos involucrados en la extracción de los LPC	28
2.12	La neurona artificial	34
2.13	.Red neuronal artificial	37
2.14	Errores global y de generalización en un problema ideal, la flecha	
	verde indica el momento en que el aprendizaje es óptimo	41
2.15	. Arquitectura de un perceptrón Multicapa	42
2.16	.Función de activación para el MLP	43
2 1	Archivo en formato ASCII que contiene los segmentos de los eventos	
5.1.	sísmicos para las componentes Z, N y E, y las estaciones correspon-	
	dientes al complejo volcánico Cumbal	45
32	Esquema de extracción y conversión de señales desde la base de	
0.2.	datos del SGC	46
3.3.	Sismograma con offset (arriba) y sismograma con remoción de offset	. •
	(abajo)	47
3.4.	Sismograma original (arriba) y sismograma con normalización [-1,1].	47
	Segmento sísmico sin ventanear junto a la ventana de Hamming (iz-	
	quierda) y segmento sísmico ventaneado (derecha)	48
3.6.	Representación de la envolvente del segmento extraído de una señal	
	completa en el dominio de la frecuencia que corresponde a un vector	
	de 300 muestras. La envolvente (color rojo) está asociada a un orden	
	de predicción lineal de orden 7	49
3.7.	Espectro de la señal, el cual fue divido en bandas o vectores con 200	
	datos, y un traslapo de 50 % en donde, de cada banda se calculó el	
	valor RMS (puntos)	50
3.8.	Estructura del programa Lakiy.	51
	Propiedades de Matriz en interfaz de Lakiy	52
	.Configuración de representación en interfaz de Lakiy.	53
	Entrenamiento de RNA en interfaz de Lakiv	55

3.12.	Estructura de una cascada con RNA	57
3.13.	Estructura de cascada en la interfaz Lakiy	58
3.14.	Comparación de Sismos Oficiales vs Sismos Descartados	61
3.15.	Comparación de la duración media de los sismos por tipo	62
	Comparación de Frec. Dominante	63
	Comparación Frec. Centroide	63
3.18.	Comparativa Frec. Máxima Energía	63
3.19.	Comparativa Relación Frec. Tiempo.	63
4.1.	Curvas del error global y error de validación para el entrenamiento	
	con topología 18-4-1 correspondiente a Limones, componente E	69
4.2.	Curvas del error global y error de validación para el entrenamiento	
	con topología 21-4-1 correspondiente a Limones, componente Z	71
4.3.	Curvas del error global y error de validación para el entrenamiento	
	con topología 45-4-1 correspondiente a Limones, componente Z	73
4.4.	Curvas del error global y error de validación para el entrenamiento	
	con topología 60-4-1 correspondiente a Limones, componente Z	78
4.5.	Curvas del error global y error de validación para el entrenamiento	
	con topología 20-3-1 correspondiente a Limones, componente Z	80
4.6.	Variación del error global y error de validación para el entrenamiento	
	de topología 60-4-1 correspondiente a Limones, componente Z	82
4.7.	Variación del porcentaje de acierto con respecto a la cantidad de uni-	
	dades de sismo	83
	Porcentaje sismos sobre 150 nm/s	85
	Porcentaje sismos sobre 450 nm/s	85
	Cambios sobre 150nm/s	86
	Cambios sobre 450nm/s	86
4.12.	Porcentaje de acierto al variar la amplitud	87

# Lista de tablas

2.1.	vigilancia sísmica del Volcán Cumbal	16
3.2. 3.3. 3.4. 3.5. 3.6.	Cantidad de registros sísmicos utilizados y su respectiva extensión.  Cantidad de sismos presentada en el periodo de estudio.  Duración media por tipo de evento.  Media de Frecuencia Dominante.  Media de Frecuencia Centroide.  Media de Frecuencia Máxima Energía.  Media de Relación Frecuencia-Tiempo.	46 61 62 62 63 63
	Resultados de rendimiento de RNA para discriminar unidades de sismo vs unidades de ruido, estación Limones	65
	Resultados de las RNA para elección adecuada del número de neuronas en la capa oculta	66
	Resultados de RNA de clasificación entre VT vs LP, estación La Mesa. Resultados de las RNA variando la cantidad de neuronas en la capa oculta	67 68
4.5.	Resultados de las RNA de clasificación entre LP vs Otros, estación Limones.	69
4.6.	Resultados de las RNA de clasificación entre LP vs Otros, correspondiente a La Mesa.	70
4.7.	Resultados de las RNA de clasificación entre VT vs Otros, estación Limones.	71
4.8.	Resultados de RNA de clasificación entre VT vs Otros, Estación La Mesa	72
4.9.	Resultados de las RNA de clasificación entre TOR vs Otros, estación Limones.	73
4.10.	Resultados de las RNA de clasificación entre TOR vs Otros, estación La Mesa.	74
	Resultados de rendimiento de RNA, Unidades de Sismo vs Ruido Resultado de clasificación entre sismos LP vs VT utilizando Offset y	75
4.13.	Corte	75 76
4.14.	Resultados de clasificación entre sismos LP vs Otros, estación Limones.	77
	Resultados de clasificación entre sismos LP vs Otros, estación La Mesa. Resultados de clasificación de sismos tipo VT vs Otros, estación Li-	78
	mones.	79

4.17. Resultados de clasificación de sismos tipo VT vs Otros, estación La Mesa	80
4.18. Resultados de clasificación entre sismos tipo TOR vs Otros, estación Limones	81
4.19. Resultados de clasificación entre sismos tipo TOR vs Otros, estación	
La Mesa	81 83
4.21. Número sismos sobre 150nm/s	84 84
4.23.Número sismos sobre 350nm/s	85
4.24. Número sismos sobre 450nm/s	85
4.25. Cambios sobre 150nm/s	86
4.26. Cambios sobre 250nm/s	86 86
4.28. Cambios sobre 450nm/s	86
4.29. Error de la cascada dependiendo de la amplitud	87
4.30. Error para RNA individuales y Cascada con amplitud superior a 410 nm/s	88
A.1. Errores de validación de las RNA para establecer un orden de LPC	95
A.2. Clasificación entre LP vs Otros sin aplicar corte, estación Limones	96
A.3. Clasificación entre LP vs Otros aplicando corte, estación Limones	96 97
A.4. Clasificación entre VT vs Otros aplicando corte, estación Limones A.5. Clasificación entre VT vs Otros sin aplicar corte, estación Limones	98
A.6. Clasificación entre TOR vs Otros aplicando corte, estación Limones	98
<ul><li>A.7. Clasificación entre TOR vs Otros sin aplicar corte, estación Limones.</li><li>A.8. Errores de validación de las RNA para clasificar unidades de Sismo</li></ul>	99
vs Ruido, estación Limones	99
A.9. Clasificación entre sismos LP vs Otros sólo con offset, 20 ventanas, estación Limones	100
A.10.Clasificación entre sismos LP vs Otros con offset y ventaneo, 60 ventanas, estación Limones	101
A.11.Clasificación sismos tipo VT vs Otros con offset y ventaneo, 20 venta-	101
nas, estación Limones	102
A.12.Clasificación sismos tipo VT vs Otros con offset y ventaneo, 60 venta-	100
nas, estación Limones	103
20 ventanas, estación Limones	103
A.14.Clasificación entre sismos tipo TOR vs Otros con offset y ventaneo,	464
60 Ventanas, estación Limones	104

**Glosario** 

**Coda:** Ondas sísmicas que constituyen la parte final del registro de un sismo.

Código ASCII: (Código Estadounidense Estándar para el intercambio de Informa-

ción) Código definido y establecido en sistemas e informática para representar los

caracteres de forma numérica con el fin de trabajar con ordenadores.

Enjambres sísmicos: Es la ocurrencia de un conjunto de eventos sísmicos en un

área específica durante un periodo de tiempo relativamente corto.

Envolvente: Curva que pasa por los picos del espectro de frecuencias en una señal

modulada.

**Espectro:** Gráfica de amplitud de energía vs frecuencia.

Frecuencia de muestreo: Es el número de muestras por unidad de tiempo que se

toman de una señal continua para producir una serie de tiempo discreta.

Fuente: Lugar donde se generan los sismos.

Función de transferencia: Modelo matemático que a través de un cociente rela-

ciona la respuesta de un sistema (modelada o señal de salida) con una señal de

entrada o excitación (también modelada)

Hipocentro: Un punto en el interior de la Tierra donde se inicia la ruptura que cau-

sa el sismo. Se le localiza mediante la latitud y longitud geográficas, y la profundidad.

LPC: Representación espectral basada en una función de transferencia donde los

valores futuros de una señal de tiempo discreto son estimados con muestras ante-

riores.

16

Magnitud: Parámetro que clasifica los sismos por la amplitud de las ondas sísmicas

registradas en los sismógrafos. Da una idea del tamaño del sismo y la cantidad de

energía liberada en el hipocentro. La más conocida es la magnitud de Richter.

Onda P: Tipo de onda denominada también onda longitudinal o de compresión, en

la cual las partículas del medio oscilan en la misma dirección de propagación de la

onda.

Onda S: Tipo de onda conocida como onda transversal o de cizalla. Las partícu-

las del medio oscilan perpendicularmente a la dirección de propagación de la onda.

Presentan su arribo después de la onda P.

Sismo / Seísmo: Movimiento de la Tierra producido por el paso de las ondas ge-

neradas por el desplazamiento repentino del suelo por debajo de la superficie de la

Tierra.

**Sismógrafo:** Instrumento que registra las ondas sísmicas.

**Sismograma:** Registro hecho por un sismógrafo.

**Traza:** Representación gráfica de un sismo.

## 1. Introducción

El complejo volcánico Cumbal está localizado al suroeste de Colombia, en el departamento de Nariño, a 79 km de distancia de la ciudad de Pasto, en el municipio de Cumbal; es uno de los volcanes con mayor altitud en Colombia, con 4764 metros. Se conforma por dos estrato-volcanes activos conocidos como: Mundo Nuevo y La Plazuela, y al menos tres pequeños cráteres adventicios.

El SGC-Observatorio Vulcanológico y Sismológico de Pasto (OVSP) almacena una gran cantidad de registros sísmicos del denominado segmento sur, conformado por volcanes como: Chiles, Cerro Negro, Cumbal, Azufral, Galeras y Doña Juana; esta labor se inició desde 1989 con el volcán Galeras procesando sus registros de forma manual, lo que implica una elevada demanda de tiempo, misma que puede utilizarse en la lectura de los fenómenos y la toma de decisiones; por este motivo es necesaria una herramienta que permita realizar una clasificación automática de los registros sísmicos, en especial en época de crisis volcánica que es cuando se registra cientos de sismos diariamente; la detección y clasificación automática de los registros sísmicos reduciría drásticamente la carga de trabajo del personal involucrado en el monitoreo sismológico.

El volcán Cumbal presenta diferentes tipos de señales sísmicas, entre las cuales están: Volcano-Tectónicos (VT), Largo Periodo (LP) y Tornillo (TOR). La clasificación de estos tipos de registros sísmicos se llevará a cabo usando una metodología, que como primer paso tenga la caracterización de la señal; Análisis de Predicción Lineal (LPC) y el valor eficaz de la señal (Energía-Espectro). Y como segundo paso la implementación de Redes Neuronales Artificiales (RNA) configuradas en una secuencia de cascada que permiten clasificar las señales sísmicas, utilizando la herramienta computacional Lakiy para finalmente obtener una clasificación automática de las señales sísmicas. Este trabajo no tiene en cuenta sismos no volcánicos, ni segmentos de ruido que haya sido originado por factores como tormentas eléctricas, inducción de voltajes no deseados, etc.

Mediante LPC se extrae lo equivalente a la envolvente del espectro de frecuencias representados en los coeficientes del polinomio del denominador de una función de transferencia en el dominio Z, mientras que el valor eficaz del espectro nos brinda una representación basada en muestras representantes de las diferentes bandas espectrales que componen el espectro parcial o completo. La representación de señales sísmicas por medio de LPC y Energía-Espectro se justifica porque reducen la dimensión de los vectores de entrada al sistema clasificador.

Con los registros sísmicos caracterizados se realiza el entrenamiento supervisado de RNA, que está sujeto a aprender únicamente lo que el usuario le enseña. A partir de este punto el método de entrenamiento se debe realizar con una elección correcta de los ejemplos, validación y prueba. Finalmente, con el sistema totalmente entrenado se implementará una cascada de clasificación en Lakiy, los resultados arrojados por la cascada se comparan con información oficial proporcionada desde la base de datos del SGC-OVSP y se realiza el análisis adecuado para verificar el rendimiento que presenta esta metodología como soporte para la clasificación de sismicidad de manera automática.

## 2. Marco Teórico

## 2.1. Sismicidad del Complejo Volcánico

La sismicidad es un reflejo de procesos asociados con la liberación de energía en el interior de la tierra, en regiones volcánicas estos procesos obedecen principalmente a la dinámica del magma. Su movimiento, cambios de fase, cambios de temperatura, desprendimiento de volátiles, son algunos de los fenómenos que producen cambios de presión que son transmitidos por la roca y registrados por los sismómetros. En algunas circunstancias estos cambios de presión son transitorios y en otros se sostienen produciendo sismos de mayor duración. En ocasiones dichas presiones son suficientes para rebasar el nivel de fragilidad de la roca, fracturándola, originando sismos bastante similares a los sismos tectónicos [2].

Los sismógrafos son instrumentos diseñados para captar y registrar el movimiento del terreno, cuya señal dibuja sobre los sismogramas diferentes formas denominadas registros sísmicos. Cada registro es diferente de otro, no obstante, existen características comunes que se pueden encontrar en sismos originados por condiciones similares de fuente, de manera que un análisis de los registros y una clasificación que atienda a la fuente que los produjo son claves para lograr una adecuada interpretación del fenómeno volcánico.

## 2.2. Red sismológica del volcán Cumbal

La vigilancia en el volcán Cumbal se realiza mediante una red de monitoreo que está, constituida por tipos de sensores de Banda ancha (BA), corto periodo (CP) e infrasonido que se consigna en la Tabla 2.1; cuenta también con cinco estaciones que se distribuyen entre 1 y 12 km de distancia al cráter como lo muestra la Figura 2.1.

NATION TITSON T

Figura 2.1: Red de vigilancia sísmica del Volcán Cumbal.

Fuente: (SGC-OVSP) [12]

**Tabla 2.1:** Principales características de las estaciones que conforman la red de vigilancia sísmica del Volcán Cumbal.

Estación	Tipo de sensor	Componente	Distancia al cráter (km)	Altitud (msnm)
Punta Vieja	Sismómetro banda ancha	Triaxial	0.9	4519
La Nieve	Sismómetro banda ancha	Triaxial	1.0	4696
La Mesa	Sismómetro corto periodo	Triaxial	1.3	4270
La Mesa	Sensor de infrasonido	1 Entrada	1.3	4270
Limones	Sismómetro corto periodo	Triaxial	1.6	4239
cumbal	Sismómetro corto periodo	Vertical	12	3143

Fuente:(SGC-OVSP) [12]

#### 2.3. Clasificación de sismos en el volcán Cumbal

La actividad volcánica genera una gran variedad de señales sísmicas o registros, y esto se debe a que el medio donde se generan es bastante heterogéneo. Por ejemplo, la fractura de material cortical en el edificio volcánico, sin que importe la causa que la produjo, genera eventos sísmicos que tienen arribos impulsivos y sus fases P y S son fácilmente reconocidas, estos sismos son llamados volcano-tectónicos (VT) [2].

Otro tipo de fuente de los eventos sísmicos está relacionado directamente con procesos magmáticos o movimiento de fluidos relacionados con el volcán. Estos sismos se dividen entre dos grupos diferenciados por el tiempo de excitación de la fuente generatriz. Se llaman sismos de largo periodo (LP), donde su fuente es transitoria y tremor (TRE) cuando la fuente es persistente en el tiempo. Otros sismos presentan una combinación que involucra tanto fractura de material sólido como movimiento de fluidos, estos son llamados híbridos (HYB). En algunos volcanes se observan también tipos propios, que responden a particularidades en su estructura o dinámica, por ejemplo los llamados tornillos (TOR).

#### 2.3.1. Sismos volcánicos de fuente transitoria

Son señales cuya fuente actúa en un tiempo relativamente corto, por lo general unos pocos segundos, posteriormente se generan las ondas de coda del evento. Existen señales transitorias asociadas con fractura de material cortical y también con movimiento de fluidos, dentro de estas señales se encuentran los tipos: VT, LP, HYB y TO [2].

#### Sismos volcano-tectónicos (VT)

Dentro de este tipo de sismos podemos distinguir dos clases, VT-A y VT-B.

#### Sismos volcano-tectónicos tipo VT-A

Se generan por fracturamiento de las rocas adyacentes a los conductos volcánicos, y por lo general ocurren a profundidades entre 2 y 10 Km desde la cima del volcán, a este tipo de sismicidad se les puede diferenciar claramente las ondas P y S en el dominio del tiempo. Además, el decaimiento de su envolvente de sus ondas de coda muestra una forma exponencial disminuyendo su amplitud rápidamente con el tiempo. En cuanto, a su espectro tienen frecuencias dominantes entre los 5-15 Hz, en ocasiones presentan frecuencias mayores.

La distribución de eventos VT en el tiempo, se presentan generalmente, a forma de enjambre con magnitudes aleatorias, en contraste con los eventos no volcánicos que muestran una secuencia de réplicas que siguen al evento principal y van disminuyendo su amplitud con el tiempo [2].

En la Figura 2.2 se muestra sismograma, espectrograma y espectro (de arriba hacia abajo) de un evento tipo VT-A registrado por la componente EW de la estación Urcunina (Volcán Galeras), ubicada a 2.2 Km al sur del foco del sismo.

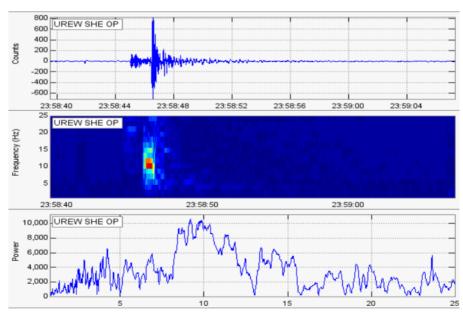


Figura 2.2: Sismograma, espectrograma y espectro de un evento tipo VT-A

Fuente: (Cadena, 2011) [2]

#### Sismos volcano-tectónicos tipo VT-B

Este tipo de eventos ocurren a una profundidad focal menor que 2 Km. En el dominio del tiempo una de las características sobresalientes de su forma de onda están sus duraciones relativamente largas, el arribo de la fase P es emergente y es bastante difícil reconocer la fase S. En su espectro se observa que la energía del sismo está concentrada en una banda de frecuencias, generalmente menores que 5 Hz, por otro lado, en sus ondas de coda es posible encontrar indicios de dispersión de ondas superficiales [2].

Con ocurrencia a profundidad focal menor a 2 km, muestran larga duración de coda definiendo una dispersión de tren de ondas superficiales, los arribos de las ondas P son emergentes y resulta imposible detectar un arribo claro de fases de ondas S figura 2.3. Representación gráfica en el dominio del tiempo, frecuencia y su espectrograma de evento VT-B.

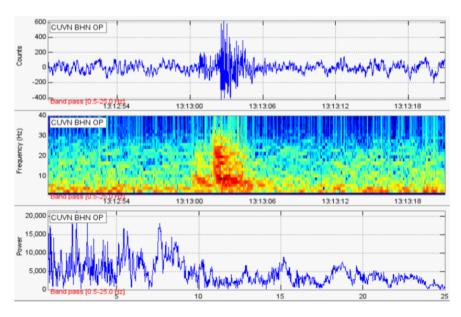


Figura 2.3: Sismograma, espectrograma y espectro de un evento tipo VT-B.

Fuente: (Cadena, 2011) [2]

#### ·Sismos de tipo Largo Periodo (LP)

Este tipo de sismo volcánico está asociado al movimiento de fluidos al interior de un edificio volcánico. También son conocidos como eventos de baja frecuencia, los cuales se caracterizan por la falta de fases iniciales definidas (fases emergentes) [4]. En su firma generalmente es posible distinguir la forma de onda de sus armónicos dominantes que generalmente se encuentran por debajo de los 5 Hz (Figura 2.4). En los sismos LP el decaimiento de las ondas de coda es relativamente lento por lo cual la duración de estos eventos es prolongada y es difícil distinguir la onda S.

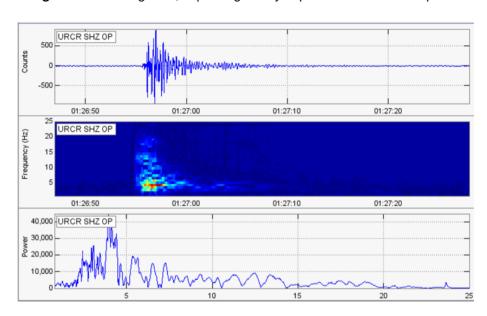


Figura 2.4: Sismograma, espectrograma y espectro de un evento tipo LP.

Fuente: (Cadena, 2011) [2]

#### ·Sismo tipo Tornillo (TO)

Este nombre fue acuñado en Colombia por el personal del OVSP para distinguir un tipo especial de sismos de largo periodo cuya fuente está asociada con procesos de resonancia. Su firma muestra un inicio impulsivo tras el cual se observa que uno o varios armónicos alargan su coda por tiempos relativamente largos. La manera en que decae la amplitud del sismograma a lo largo del tiempo es lenta, lo que implica que la tasa de pérdida de energía en la cavidad resonante es lenta también. Su espectro muestra uno o pocos picos en las frecuencias de los armónicos que aportan la energía del sismo como se muestra en la Figura 2.5.

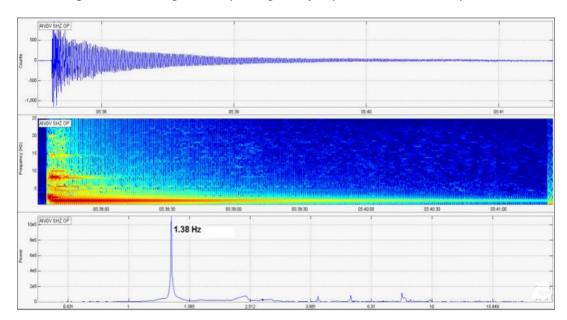


Figura 2.5: Sismograma, espectrograma y espectro de un evento tipo TOR.

Fuente:(Cadena, 2011) [2]

### ·Sismo tipo Híbrido (HYB)

Muestran características originadas por la combinación de procesos que involucran movimiento de fluidos y fracturamiento cortical. Este tipo de eventos tienen un comienzo caracterizado por señales a altas frecuencias, normalmente una amplia banda espectral, es decir, una combinación de eventos VT-A o VT-B con sismos LP, y en muchas ocasiones es factible distinguir la fase S. Sus ondas de coda muestran patrones armónicos no dispersivos, característica asociada a los eventos tipo LP. Como los VT, los sismos HYB muestran diferentes polaridades en sus arribos en las diferentes estaciones, mientras que los LP tiene igual polaridad en las diferentes estaciones de registro. En la figura 2.6 se observa el sismograma, espectrograma y espectro correspondientes a un evento tipo HYB.

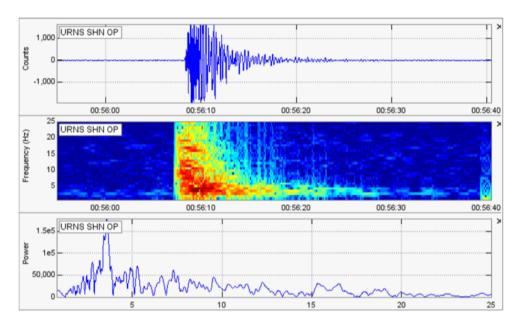


Figura 2.6: Sismograma, espectrograma y espectro de un evento tipo HYB

Fuente:(Cadena, 2011) [2]

#### 2.3.2. Señales sísmicas volcánicas continuas

El sismograma puede estar relacionado con una fuente persistente en el tiempo asociada con la dinámica de fluidos o con procesos de deslizamiento de roca o lahares. Donde en este tipo de señales sobresale el tremor volcánico TRE [2].

## Tremor volcánico (TRE)

El tremor volcánico, caracterizado por la llegada de formas de ondas de manera persistente en el tiempo que puede oscilar entre varios minutos y horas. En su registro está sismicidad presenta una firma continua en el tiempo que refleja una excitación persistente de la fuente. El sismograma de este tipo de sismo puede tener variaciones en amplitud producidas por cambios en la energía del fenómeno que lo genera, sin embargo, en otros casos su amplitud es estable. Su contenido espectral centrado en la banda de frecuencias relativamente estrechas y en general, no se puede identificar con facilidad las ondas P. Y debido a su emergencia no se distingue la fase S.

3000 2000 Amplitude 1000 -1000 -2000 100 300 400 [5] 25 20 STFT[Hz] 15 10 100 200 250 300 350 450 500 550 Fuente:(Luzón,2018) [9]

Figura 2.7: Sismograma y espectrograma de un TRE

#### Tremor armónico

La característica principal de este tipo de sismo es la presencia dominante de uno o varios armónicos, es decir, por las sucesiones de onda monocromática o cuasimonocromáticas en una banda muy angosta. La amplitud en las crestas de sus ondas puede ser relativamente estable o mostrar modulaciones suaves debido a la cercanía de sus armónicos en el espectro (Figura 2.8).

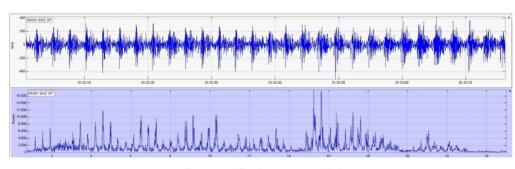


Figura 2.8: Sismograma y espectro de un TRE armónico.

Fuente: (Cadena, 2011) [2]

#### ·Tremor espasmódico

En este tipo de tremor la amplitud cambia significativamente con el tiempo, el etiquetarlo como espasmódico hace referencia a la aleatoriedad de la distribución de sus frecuencias, las cuales no presentan armónicos claramente dominantes. Su banda de contenido espectral es más amplia pudiendo ocupar cualquier sector del espectro hasta los 25 Hz.

#### No clasificables

Se considera no clasificable el tipo de sismicidad que por su bajo contenido energético es complejo establecer su fuente , por consiguiente, no se clasifican en las señales ya mencionadas. Sin embargo, son un recurso importante en el análisis de la actividad volcánica, ya que nos proporciona una idea de recurrencia con la que actúan determinadas fuentes. El problema en la caracterización de este tipo de sismo radica en la dificultad para distinguirlos del ruido base.

#### ·Ruido

Es cualquier señal que no sea un sismo de los ya mencionados. Puesto que, los eventos tectónicos que se localicen fuera del edificio volcánico son considerados no sismos. Entre los factores de mayor incidencia sobre el ruido base están el clima y la actividad humana cerca de las estaciones sismológicas.

## 2.4. Representación Espectral

#### 2.4.1. Transformada Discreta de Fourier (DFT)

Teniendo en cuenta que un sismo es causado por la liberación de energía del interior de la Tierra, es en sí una función continua, la cual puede ser digitalizada mediante los sismógrafos, los cuales se plasman en los registros sísmicos dibujados sobre los sismogramas, como una secuencia discreta y de duración finita. Se puede tratar

estas señales utilizando el análisis de Fourier, mediante la Transformada Discreta de Fourier [14].

La definición de la DFT es dada por:

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-i\frac{2\pi}{N}kn}$$

Con  $k=0,1,\ldots,N-1$ . Donde i es la unidad imaginaria, n es el índice temporal discreto, k es el índice discreto en frecuencia, N es el tamaño de la DFT y x[n] es la señal de entrada. En esta ecuación se observa que la señal de entrada está multiplicada por una exponencial compleja, lo que indica que a partir de la DFT se encuentra la cantidad de exponenciales complejas que contiene la señal que se está analizando.

Una exponencial compleja puede descomponerse en un seno y un coseno como:

$$e^{-i\frac{2\pi}{N}kn} = \cos(\frac{2\pi kn}{N}) - i\sin(\frac{2\pi kn}{N})$$

La definición de la Transformada Discreta de Fourier Inversa IDFT es dada por:

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{i\frac{2\pi}{N}kn}$$

#### 2.5. Valor Eficaz

El valor eficaz o valor RMS (Root-Mean-Square) es el cálculo que se efectúa sobre una señal para conocer el nivel constante de esta. Las amplitudes máximas de la forma de onda están generalmente dadas por los valores de pico, pero éstos no contienen el peso de la señal. Incluso los picos suelen encontrarse lejanos al nivel promedio de la señal, y en situaciones en las que se presenta esto, los valores de pico más altos delimitarían la mayor amplitud como un valor de peso de la señal.

Se puede denotar el valor RMS de un conjunto de n valores como:

$$x_{rms} = \sqrt{\frac{1}{n}(x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2)}$$
 (2.1)

Para una función continua f(t) definida entre el intervalo T1 < t < T2, el cálculo del valor RMS es dado por [1]:

$$f_{rms} = \sqrt{\frac{1}{T_2 - T_1} \int_{T_1}^{T_2} |f(t)|^2 dt}$$

El valor RMS se puede calcular tanto en el dominio del tiempo, como en el dominio de la frecuencia, para esto se usa el teorema de Parseval, el cual demuestra que la Transformada de Fourier es unitaria, es decir que la suma del cuadrado de una función es igual a la suma del cuadrado de su transformada. En el caso de una señal muestreada (como lo es un sismo) se tiene:

$$\sum_{n=1}^{N} x^{2}[n] = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^{N} |X[m]|^{2}$$
 (2.2)

donde N es el número de muestras y  $X[m] = FFT\{x[n]\}$  representa los coeficientes de FFT.

De modo que, el valor RMS calculado en el dominio del tiempo es el mismo que en el dominio de la frecuencia[1]:

$$RMS\{x[n]\} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n} x^{2}[n]} = \sqrt{\frac{1}{N^{2}} \sum_{m} |X[m]|^{2}} = \sqrt{\sum_{m} |\frac{X[m]}{N}|^{2}}$$
 (2.3)

A continuación, en la Figura 2.9, se puede observar una función seno en el dominio del tiempo, donde se ubican el valor pico y el valor eficaz (RMS):

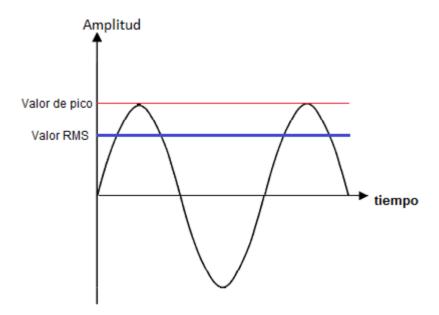


Figura 2.9: Representación valor de pico y valor eficaz

## 2.6. Coeficientes de predicción lineal (LPC)

#### 2.6.1. Modelo de análisis por LPC

Sea una señal de excitación u(n); esta señal está afectada por un sistema que modelaremos a través de su función de transferencia H(z); la señal de salida del sistema es s(n). El sistema, representado por H(z), incorpora características de fuente y todos los factores que afectan la señal hasta conseguir el registro sismográfico [2] Figura 2.10.

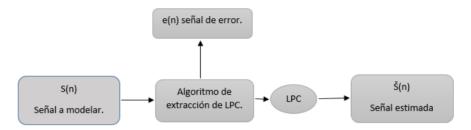
Figura 2.10: Flujo de la señal desde su excitación hasta su salida.



Los LPC se calculan usando un algoritmo que actúa sobre la señal s(n), y arroja los vectores que contienen los coeficientes de predicción y una señal de error e(n). Es

posible recuperar la señal estimada  $\widetilde{s}(n)$  a partir de la señal de error aplicando sobre e(n) un filtro inverso que contenga los LPC como coeficientes del filtro Figura 2.11.

Figura 2.11: Elementos involucrados en la extracción de los LPC.



La muestra  $\widetilde{s}(n)$  se obtiene mediante la combinación lineal de las salidas pasadas y las entradas presentes y pasadas. Está representación corresponde a la siguiente ecuación de diferencias:

$$\widetilde{s}(n) = -\sum_{k=1}^{p} a_k s(n-k) + G \sum_{l=0}^{q} b_l u(n-l), b_0 = 1$$
 (2.4)

Donde  $a_k$ ,  $b_l$ , G son parámetros del sistema. El valor de p es el número de muestras pasadas involucradas en el cálculo e indica el orden de la predicción lineal. Ahora, la función de transferencia del sistema se obtiene aplicando la transformada Z a ambos lados de la ecuación (2.4). Calculando la relación entre la salida y la entrada obtenemos:

$$H(z) = \frac{S(z)}{U(z)} = \frac{\sum_{l=0}^{q} b_l z^{-l}}{1 + \sum_{k=1}^{p} a_k z^{-k}}$$
(2.5)

La transformada **Z** de una señal de tiempo discreto está definida como la serie de potencias [14]:

$$X(z) = \sum_{n = -\infty}^{\infty} x(n)z^{-n}$$
(2.6)

Z es una variable compleja.

La ecuación (2.6) representa un modelo polo-cero. Sin embargo, la información más importante se encuentra en las bandas espectrales en donde se concentra la mayor cantidad de energía y están representadas por los polos de H(z). En teoría de filtros encontramos las siguientes posibilidades:

Si  $b_l=0$ , para  $1\leq l\leq q$ , H(z) se reduce a un modelo *todo-polo* que se conoce como modelo autoregresivo.

Si  $a_k=0$ , para  $1 \le k \le p$ , H(z) se reduce a un modelo *todo-cero* o de promedio móvil.

Para resolver un modelo *polo-cero* es necesario dar solución a un conjunto de ecuaciones no lineales, mientras que la solución de un modelo *autoregresivo* requiere resolver un conjunto de ecuaciones lineales, facilitando su cálculo. Entonces, reescribiendo la ecuación (2.4) para un modelo todo-polo:

$$H(z) = G \frac{b_0 + \sum_{l=1}^{q} b_l z^{-l}}{1 + \sum_{k=1}^{p} a_k z^{-k}}$$

Finalmente la función de transferencia para el modelo todo-polo es [14]:

$$H(z) = \frac{G}{1 + \sum_{k=1}^{p} a_k z^{-k}}$$
 (2.7)

Y su transformada Z inversa es:

$$\widetilde{s}(n) = -\sum_{k=1}^{p} a_k s(n-k) + Gu(n)$$
(2.8)

Si asignamos que el factor G de ganancia sea igual a 1, se tiene que:

$$H(z) = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^{p} a_k z^{-k}} = \frac{1}{A(z)}$$
 (2.9)

Donde el polinomio  $(1 + \sum_{k=1}^{p} a_k z^{-k})$  está representado por A(z). Los coeficientes  $a_k$  son llamados *coeficientes de predicción lineal* ó LPC. El error generado por está estimación es:

$$e(n) = \widetilde{s}(n) - \sum_{k=1}^{p} a_k s(n-k)$$
 (2.10)

Así,  $\widetilde{s}(n)$  es la señal adquirida y s(n-k) señal estimada mediante el filtro. Que en el dominio **Z** es equivalente a:

$$E(z) = S(z)A(z) \tag{2.11}$$

#### 2.6.2. Estimación de los coeficientes de predicción lineal

Para estimar los LPC vamos a utilizar el método de auto correlación. Con este método se buscan los coeficientes  $a_k$  tal que la energía residual e(n) sea mínima, para esto se usa la técnica de mínimos cuadrados [2].

#### 2.6.2.1. Método de autocorrelación

$$E = \sum_{n = -\infty}^{\infty} e^{2}(n) = \sum_{n = -\infty}^{\infty} \left( s_{w}(n) - \sum_{k=1}^{p} a_{k} s_{w}(n-k) \right)^{2}$$
 (2.12)

Donde  $s_w$  es la señal que se ha sometido a un proceso de *ventaneo*. Cálculo de los coeficientes de predicción lineal:

$$\frac{\partial E}{\partial a_k} = 2\sum_{n=-\infty}^{\infty} (s_w(n) - \sum_{k=1}^{p} a_k s_w(n-k))(-s_w(n-i))$$

Para determinar los valores que minimizan la función E, para ello igualamos las derivadas parciales a cero obteniendo:

$$\frac{\partial E}{\partial a_k} = 0$$

$$\sum_{n=-\infty}^{\infty} \sum_{k=1}^{p} a_k s_w(n-k) s_w(n-i) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} s_w(n) s_w(n-i)$$

Lo anterior da lugar a p ecuaciones, con p variables para ser determinadas, es decir:

$$\sum_{k=1}^{p} a_k \sum_{n=-\infty}^{\infty} s_w(n-i) s_w(n-k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} s_w(n-i) s_w(n), \quad 1 \le i \le p$$
 (2.13)

Las anteriores ecuaciones lineales pueden ser expresadas en términos de la función de autocorrelación. La función de autocorrelación del segmento ventaneado  $s_w(n)$  está definida como:

$$R(i) = \sum_{n=i}^{N_w - 1} s_w(n) s_w(n-i), \quad 0 \le i \le p.$$
 (2.14)

Se sabe que la función de *auto correlación* es una función par, que es equivalente a R(i) = R(-i). Aplicando esta condición en la ecuación (2.14) tenemos:

$$\sum_{k=1}^{p} R(|i-k|)a_k = R(i), \quad 1 \le i \le p$$
(2.15)

Que en forma matrical se representa como:

$$\begin{bmatrix} R(0) & R(1) & \dots & R(p-1) \\ R(1) & R(0) & \dots & R(p-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R(p-1) & R(p-2) & \dots & R(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R(1) \\ R(2) \\ \vdots \\ R(p) \end{bmatrix}$$
(2.16)

En notación matricial es:

$$\mathbf{Ra} = \mathbf{r} \tag{2.17}$$

La matriz **R** es una matriz de *Toeplitz*, los elementos de la diagonal principal son iguales. Esta característica permite que las ecuaciones puedan resolverse a través del algoritmo de *Levinson-Durbin*.

El algoritmo de *Levinson-Durbin* resuelve sistemas de ecuaciones de la forma **Ax=b**,

donde es una matriz de *Toeplitz* simétrica y positiva, **b** es un vector cualquiera. *Durbin* encontró un algoritmo más eficiente para resolver el sistema en el caso en que **b** tenga algunos elementos de **A** y las ecuaciones de *auto correlación* también satisfagan esta condición [2].

Sea  $a_k(m)$  el  $k_{-esimo}$  coeficiente para un segmento en particular en la  $m_{-esimo}$  iteración. El algoritmo de *Levinson-Durbin* resuelve el siguiente conjunto de ecuaciones ordenadas recursivamente por m=1,2,..,p:

$$k(m) = R(m) - \sum_{k=1}^{m-1} a_k(m-1)R(m-k)$$
 (2.18)

$$a_m(m) = k(m) (2.19)$$

$$a_k(m) = a_k(m-1) - k(m)a_{m-k}(m-1), \quad 1 \le k \le m$$
 (2.20)

$$E(m) = (1 - k(m)^2)E(m - 1)$$
(2.21)

donde inicialmente E(0) = R(0) y a(0) = 0. En cada iteración el  $m_{-esimo}$  coeficiente  $a_k(m)$  para k = 1, 2, ..., m describe el  $m_{-esimo}$  predictor lineal óptimo y el error E(m) se reduce en un factor de  $(1 - k(m)^2)$ .

## 2.7. Redes Neuronales Artificiales

Las redes neuronales son una forma de emular ciertas características propias de las neuronas biológicas de los humanos, como la capacidad de memorizar y asociar hechos. En definitiva, las redes neuronales no son más que un modelo artificial y simplificado del cerebro. Estás son redes conectadas masivamente en paralelo formadas por elementos simples, elementos de procesos interconectados (neuronas). Los cuales procesan información por medio de su estado dinámico como respuesta

a entradas externas [8].

Entre las características de las RNA están:

- Son sistemas dinámicos auto adaptativos, pues son capaces de estar constantemente cambiando para adaptarse a nuevas condiciones.
- Auto-organización lo cuál causa la generalización: Facultad de las RNA de responder apropiadamente cuando se le presentan datos, a los que no han sido expuestas anteriormente.
- las redes pueden aprender a reconocer patrones con ruido, es decir, distorsionados o incompletos. Esto se llama una tolerancia a fallos respecto a los datos.
- Pueden seguir realizando su función aunque se presenten daños en cierta parte de su estructura.

#### 2.7.1. Neurona artificial

Una neurona artificial es una unidad elemental de proceso que ejecuta cálculos a partir de un vector de entrada proveniente del exterior o de otras neuronas. La neurona artificial es la base estructural de las RNA [2].

En una neurona i pueden diferenciarse los siguientes componentes figura 2.12

- Conjunto de entradas x<sub>i</sub>
- Pesos sinápticos de la neurona  $i, w_{ij}$  que representan la fuerza de la interacción entre cada neurona *presináptica* j (anterior a los pesos sinápticos) y la neurona *postsináptica* i (posterior a los pesos sinápticos).
- Regla de propagación proporciona el valor del potencial *postsináptico* de la neurona *i* en función de sus pesos sinápticos y entradas.

- Función de activación proporciona el estado de activación actual de la neurona *i* en función de su estado anterior y de su potencial *postsináptico*.
- Función de salida proporciona la salida actual de la neurona *i* en función de su estado de activación.

Figura 2.12: La neurona artificial.

Fuente: (Cadena, 2011) [2]

Frecuentemente se añade al conjunto de pesos sinápticos de la neurona un parámetro adicional que se denomina umbral  $\Theta_i$ , que reduce el valor de entrada a la *función de activación*.

#### 2.7.1.1. Entradas y salidas

La forma de las entradas y salidas en las redes neuronales puede variar dependiendo del tipo de aplicación. Cuando se quiere resolver un problema de clasificación es conveniente utilizar como entradas un vector que contiene información acerca del patrón que se desea discriminar y como salidas vectores de baja *dimensionalidad* cuyos elementos suelen estar en los rangos [0, +1] o [-1, +1] . Los vectores de entrada pueden también normalizarse teniendo en cuenta los conjuntos completos de los diferentes tipos de patrones a clasificar.

#### 2.7.1.2. Pesos sinápticos

Los pesos sinápticos condicionan el poder de la interacción entre la neurona presináptica j y la neurona postsináptica i. Si la entrada es positiva el peso sináptico que interactúa con dicha entrada producirá efectos que realizarán la excitación (peso positivo) o inhibición (peso negativo) de la neurona dependiendo de si el peso es positivo o negativo respectivamente.

#### 2.7.1.3. Regla de propagación

La regla de propagación determina el potencial postsináptico a partir del vector de entrada y los pesos sinápticos, generalmente se utiliza el producto escalar entre el vector de entrada y el de pesos sinápticos:

$$h_i(t) = \sum_j w_{ij} x_j \tag{2.22}$$

#### 2.7.1.4. Función de activación

De esta función depende el estado de activación de la neurona, su argumento es el potencial postsináptico. Las funciones utilizadas suelen ser continuas y monótonas crecientes; en problemas de clasificación los algoritmos utilizados para el aprendizaje de la red exigen también que la función de activación sea derivable. El estado de activación actual de la red sería entonces:

$$a_i(t) = f_i(h_i(t))$$
 (2.23)

#### 2.7.1.5. Función de salida

Esta función es la que presenta el estado global de la neurona, depende del estado de activación; lo más común es utilizar este estado como la propia salida de la neurona, por tanto:

$$y_i(t) = F_i(a_i(t)) = a_i(t)$$
 (2.24)

## 2.7.2. Arquitectura de las Redes Neuronales

Se conoce como topología o arquitectura de una red neuronal a la organización y disposición de las neuronas en la misma, formando capas, agrupaciones de neuronas y la forma de cómo estás están conectadas con las entradas y salidas de dicha red, las cuales tienen contacto directo con el exterior. La arquitectura de una red neuronal está asociada al tipo de problema que se busca resolver. Para este problema el objetivo es clasificar, por lo tanto, la arquitectura escogida es el perceptrón multicapa.

Un perceptrón multicapa está conformado por una capa de entrada, una o más capas ocultas y una salida. En este tipo de arquitectura, las conexiones van desde las neuronas de una determinada capa hacía las neuronas de la siguiente capa; no hay conexiones laterales, es decir, conexiones entre neuronas pertenecientes a la misma capa, ni conexiones hacía atrás esto es, conexiones que van desde una capa hacía la capa anterior permitiendo que la información siempre se transmita desde la capa de entrada, pasando la capa oculta, y finalmente hacía la capa de salida (redes unidireccionales). Sin embargo, también puede darse el caso que la información fluya de tal manera que se devuelva entre las capas o inclusive desde la capa de salida hacía la capa de entrada, en este caso se trata de redes neuronales recurrentes [13].

### 2.7.3. Definición de red neuronal artificial

Una definición de red neuronal se puede hacer mediante el concepto matemático de grafo. A través de este término, podemos definir una red neuronal de la siguiente forma. Una red neuronal es un grafo dirigido con las siguientes propiedades [2]:

- 1. A cada nodo i se le asocia un variable de estado  $x_i$
- 2. A cada conexión (i,j) de los nodos i y j se el asocia un peso  $w_{ij} \in \mathbb{R}$  .
- 3. A cada nodo i se le asocia un umbral  $\theta_i$ .
- 4. Para cada nodo i se define una función  $f_i(x_i, w_{ij}, \theta_i)$ , que depende de los pesos

de sus conexiones, del umbral y de los estados de los nodos j a él conectados. Esta función proporciona el nuevo estado del nodo.

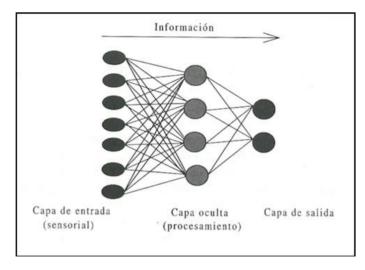


Figura 2.13: Red neuronal artificial.

Fuente: (Romero,2004) [11]

## 2.7.4. Operación de las redes neuronales artificiales

Existen dos modos en los que operan las RNA, la fase de aprendizaje o entrenamiento y la fase de ejecución. En la fase de entrenamiento la RNA aprenderá una tarea deseada hasta que el entrenador considere que puede ser ejecutada sin la necesidad de ser supervisada, es entonces cuando se pone en marcha la fase de ejecución en que la RNA entrenada aplica los conocimientos adquiridos para realizar la labor para la que fue creada [2].

## 2.7.4.1. Fase aprendizaje o entrenamiento

Durante el proceso de entrenamiento o aprendizaje que consiste en hacer cambios en los pesos sinápticos  $w_{ij}$  de las conexiones entre las neuronas, es decir, determinar un conjunto de pesos sinápticos que permita a la red realizar correctamente cierto procedimiento o tarea. Esto se hace a través de la aplicación de un algoritmo que minimiza una función de error hasta satisfacer un criterio establecido anteriormente. Este algoritmo también llamado regla de aprendizaje es el encargado de

tomar los datos de las entradas y en función de estos ajustar un valor  $\Delta w_{ij}$  el cual es el estado actual de los pesos sinápticos.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t)$$
(2.25)

donde  $w_{ij}(t)$  representa el valor actual del peso sináptico que une las neurona presináptica j con la postsináptica i y  $\Delta w_{ij}$  representa el ajuste. El proceso de aprendizaje es iterativo, actualizando los pesos una y otra vez, hasta que la red consigue el rendimiento deseado.

#### 2.7.4.2. Aprendizaje supervisado

En el entrenamiento supervisado se le proporcionan las entradas y salidas a la red mediante un conjunto de patrones, así mismo, los objetivos deseados asociados a cada patrón. Con el propósito de obtener el mínimo error entre salida proporcionada por la red y la salida deseada por el usuario. Donde la presentación de los patrones de entrenamiento se hace de manera iterativa y la regla de aprendizaje ajusta los pesos sinápticos de la red en cada iteración hasta encontrar una relación entre las entradas y las salidas.

#### 2.7.4.3. Aprendizaje no supervisado

Este tipo de aprendizaje se fundamenta en el cálculo de la densidad de probabilidad P(x) dada por la distribución de los patrones de entrada x. La regla de aprendizaje busca características similares entre los patrones que se le presentan y los agrupa en conjuntos dependiendo de sus características. La escogencia de una arquitectura de red y una regla de aprendizaje adecuados evita problemas de convergencia en el algoritmo al momento de minimizar la función de error [2].

## 2.7.4.4. Retropropagación del error

La manera de entrenar las redes neuronales artificiales es con el uso de diferentes algoritmos, los cuales están relacionados con el tipo de problema que se busca resolver. El objetivo del algoritmo de aprendizaje es ajustar los pesos de la red a partir

de un conjunto de vectores de entrada y salida (objetivos). De manera tal que, la red encuentre alguna configuración presente en los datos.

Las redes Backpropagation tienen un método de entrenamiento supervisado. A la red se le presenta parejas de patrones, un patrón de entrada etiquetado con un patrón de salida deseada. Por cada presentación los pesos se actualizan de forma que disminuya el error entre la salida deseada y la respuesta de la red, donde el proceso es llevado acabo de manera iterativa.

Comenzando con una configuración de pesos aleatorios en la red neuronal, y posteriormente después de realizar un número de iteraciones (presentación de los datos a las entradas de la RNA. Esto se hace con el fin de conseguir mejores resultados en las salidas de la red, es decir, que sean próximas a las salidas objetivos.

El proceso matemático para ello, es llevado a cabo mediante la técnica del gradiente descendente, a través de una función de error E=E[W], con  $E=R^n\to R$ . Se requiere encontrar un proceso que optimice la función de error buscando un mínimo. Esto se realiza mediante la técnica del gradiente descendente, este se basa en encontrar la dirección en la que una pequeña variación de la función de los pesos. Logrando que el error decrezca más rápidamente. Por lo tanto:

$$\nabla \vec{E}(w) = \frac{\partial E}{\partial w_1}, \frac{\partial E}{\partial w_1}, \dots, \frac{\partial E}{\partial w_n}$$
 (2.26)

La actualización de los pesos se da mediante la ecuación:

$$W = W - \alpha \nabla \vec{E}(w) \tag{2.27}$$

 $\alpha$  es llamada tasa de aprendizaje. Este controla los pasos para la convergencia del algoritmo. [13]

## 2.7.4.5. Fase de ejecución

En la fase ejecución la red neuronal artificial está lista para responder a estímulos o entradas que no le han sido presentadas, pero con características similares a los conjuntos con los fue entrenada. En esta fase ya no se presenta ajuste de los parámetros de la red, simplemente se le presentan las entradas y está responde con las salidas.

## 2.7.5. Capacidad de generalización

Después del proceso de aprendizaje le presentamos un conjunto de patrones desconocidos (fase ejecución). Con el propósito de comprobar cómo responde nuestra red a nuevos patrones, siendo también está una forma de evitar el sobre ajuste; para saber cuándo hacer una detención en el proceso de entrenamiento. Ya que la intención no es que la RNA memorice los patrones presentados en la fase de aprendizaje completamente, sino que sea capaz de reconocer características claves en estos, y con ello responda bien a patrones desconocidos, esto se le conoce como generalización.

## 2.7.6. Validación cruzada

En la etapa de aprendizaje se presentan dos clases de error:

- 1. El error de ajuste de cada patrón a su respectivo objetivo, llamado error global, que se calcula como el error cuadrático medio del conjunto de patrones y objetivos (aprendizaje supervisado).
- 2. El error de respuesta a patrones desconocidos, llamado error de generalización.

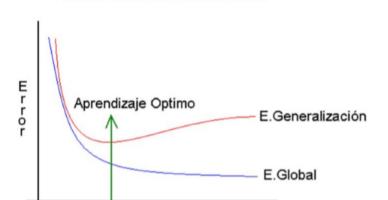
El objetivo de la validación cruzada en este caso sería probar la capacidad de nuestra RNA para predecir nuevos datos que no se utilizaron en su fase de entrenamiento, a fin de señalar problemas como el sobreajuste y tener una idea de cómo la RNA se generalizará a un conjunto de datos desconocidos.

Por lo tanto, una vez entrenada la red es necesario hacer una evaluación basada en los dos errores anteriores. Donde un aprendizaje óptimo para la RNA es cuando se

obtiene un error de generalización razonable y un error de ajuste considerable. En otras palabras, etapa donde se detiene el entrenamiento y se guardan los parámetros de nuestra red (pesos sinápticos y umbrales). Esto nos asegura que esa configuración de la matriz de memoria es la más adecuada para ser utilizada en la fase de ejecución. Técnica conocida como validación cruzada [2].

**Figura 2.14:** Errores global y de generalización en un problema ideal, la flecha verde indica el momento en que el aprendizaje es óptimo.

Errores vs Número de iteraciones



Fuente: (Cadena,2011)[2]

Número Interaciones

## 2.7.7. Perceptrón multicapa (MLP)

El perceptrón simple presenta limitaciones, ya que, con este sólo podemos discriminar patrones que pueden ser separados mediante una recta o un hiperplano. Por lo tanto, una forma de solventar esta limitación es mediante la inclusión de capas ocultas. Esta arquitectura o red neuronal se le conoce con el nombre de perceptrón multicapa, las conexiones en está red son unidireccional como se indica en la figura 2.15:

Figura 2.15: Arquitectura de un perceptrón Multicapa

Fuente:(Larranaga,1997)[7]

El entrenamiento que se suele usar en este tipo de redes recibe el nombre de retropropagación del error (backpropagation). Esto se hace por medio de una función de costo, siendo esta el error cuadrático medio como se muestra a continuación en la ecuación (2.28) y la ecuación para la salida de la red (2.29)

$$E(w_{ij}, \theta_j, w'_{jk}, \theta'_k) = \frac{1}{2} \sum_{r=1}^{N} \sum_{k=1}^{m} (c_k^r - z_k^r)^2$$
(2.28)

$$z_{k}^{r} = \sum_{j=1}^{o} w_{kj}' f\left(\sum_{i=1}^{n} w_{ji} x_{i}^{r} - \theta_{j}\right) - \theta_{k}'$$
(2.29)

Sobre esta función de costo global se aplica un procedimiento de minimización. En el caso del MLP se hace mediante el gradiente descendente, debido a qué, está función depende directamente de los pesos y umbrales de las capas que la conforman. Las expresiones que resultan aplicando la regla de la cadena son las siguientes ecuaciones: (2.30), (2.31), (2.32), (2.33) y (2.34)

$$\triangle w_{kj} = -\epsilon \frac{\partial E}{\partial w'_{kj}} \tag{2.30}$$

$$\triangle w_{ji} = -\epsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \tag{2.31}$$

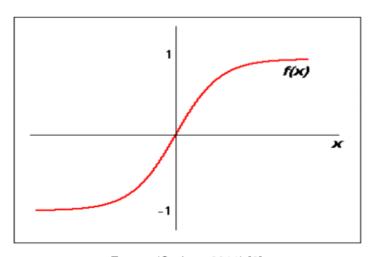
$$\triangle w'_{kj} = \epsilon \sum_{r=1}^{N} \left( c_k^r - \sum_{j=1}^{o} (w'_{kj} y_j^r - \theta'_k) \right)^2 y_j^r$$
 (2.32)

$$\triangle w_{ji} = \epsilon \sum_{k} \triangle_{j}^{r} x_{i}^{r} \tag{2.33}$$

$$\Delta_{j}^{r} = \left(\sum_{k=1}^{s} \sum_{j=1}^{o} (w_{kj}^{'} y_{j}^{r} - \theta_{k}^{'}) w_{kj}^{'}\right) \frac{\partial f\left(\sum_{i=1}^{n} w_{ji} x_{i}^{r} - \theta_{j}\right)}{\partial \left(\sum_{i=1}^{n} w_{ji} x_{i}^{r} - \theta_{j}\right)}$$
(2.34)

Donde  $x_i$  son las n entradas de las red,  $y_i$  las salidas de la capa oculta,  $z_k$  son las salidas de la capa final,  $w_{ij}$  representan los pesos de la capa oculta y  $\theta_j$  sus umbrales correspondientes,  $w_{kj}^{'}$  los pesos de la capa de salida junto con sus umbrales  $\theta_k^{'}$ . f es la función de activación de tipo sigmoideo como se indica en la figura 2.16 [7].

Figura 2.16: Función de activación para el MLP



Fuente:(Cadena,2011) [2]

El proceso para el aprendizaje o entrenamiento por backpropagation se realiza mediante los siguientes pasos:

- 1. Establecer aleatoriamente los pesos y umbrales (t:=0)
- 2. Para cada patrón r del entrenamiento, llevar a cabo una fase de ejecución para obtener la respuesta de la red frente al patrón r-ésimo. Calcular los incrementos de error asociados a pesos y umbrales de cada patrón r con las ecuaciones (2.30), (2.31), (2.32) y (2.33)
- 3. Calcular el incremento total actual, extendido a todos los patrones, de las ecuaciones (2.30), (2.31), realizar lo mismo con los umbrales.
- 4. Actualizar pesos y umbrales
- 5. Calcular el error total.
- 6. Hacer t:=t+1, y volver al paso 2 si el error total no es satisfactorio.

# 3. Metodología y Datos

## 3.1. Selección de Registros sísmicos

Los registros sísmicos fueron proporcionados por el SGC-OVSP de su base de datos correspondiente al periodo comprendido entre el año 2015-2019, provenientes del complejo volcánico Cumbal; las señales están ordenadas en carpetas, donde se diferencia los registros que se va a clasificar. Los eventos pertenecen a segmentos de ruido, segmentos de sismo, señales sísmicas de tipo LP, VT, TOR y otros (son conjuntos que tienen dos clases de sismos VT-TOR, LP-TOR y LP-VT).

Las señales tienen formato ASCII (American Standard Code for Information Interchange), se tomará información correspondiente a las estaciones Limones y La Mesa (Tabla 2.1 y Figura 2.1), cuya distancia al cráter Nuevo Mundo es de 1.5 km y 2.5 km respectivamente. El cabecero de los archivos ASCII muestra el código de las estaciones con su respectiva componente, en las columnas se encuentran los datos correspondientes a las amplitudes que conforman la señal. En la Figura 3.1 se muestra un archivo en este formato, y en la Tabla 3.1 se presenta la cantidad de señales sísmicas utilizadas con su respectiva extensión, para el desarrollo de este trabajo.

**Figura 3.1:** Archivo en formato ASCII que contiene los segmentos de los eventos sísmicos para las componentes Z, N y E, y las estaciones correspondientes al complejo volcánico Cumbal.

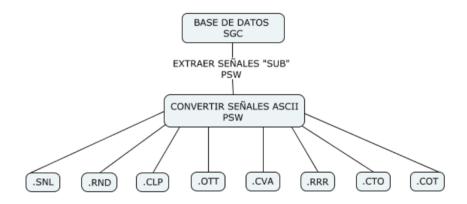
```
1311240853: Bloc de notas
Archivo Edición Formato Ver Avuda
IRIG LIMZ LIMN LIME CUMZ MEVZ MEVN MEVE
0.0 -8696.0 -8594.0 -9019.0 2321.0 -8894.0 -8738.0 -8619.0
1.0 -8695.0 -8594.0 -9018.0 2321.0 -8895.0 -8738.0 -8619.0
194.0 -8695.0 -8593.0 -9017.0 2320.0 -8895.0 -8736.0 -8623.0
194.0 -8695.0 -8592.0 -9019.0 2321.0 -8895.0 -8735.0 -8622.0
-1.0 -8694.0 -8592.0 -9017.0 2320.0 -8895.0 -8737.0 -8620.0
-1.0 -8694.0 -8593.0 -9019.0 2320.0 -8895.0 -8738.0 -8619.0
-1.0 -8694.0 -8591.0 -9017.0 2318.0 -8896.0 -8736.0 -8619.0
0.0 -8695.0 -8591.0 -9017.0 2318.0 -8896.0 -8737.0 -8617.0
2.0 -8696.0 -8593.0 -9017.0 2320.0 -8896.0 -8737.0
1.0 -8694.0 -8590.0 -9018.0 2319.0 -8895.0 -8736.0
1.0 -8693.0 -8592.0 -9020.0 2320.0 -8895.0 -8738.0
2.0 -8693.0 -8594.0 -9019.0 2321.0 -8896.0 -8738.0 -8619.0
193.0 -8695.0 -8591.0 -9021.0 2322.0 -8895.0 -8738.0 -8618.0
192.0 -8692.0 -8592.0 -9020.0 2322.0 -8895.0 -8737.0 -8619.0
-1.0 -8695.0 -8593.0 -9020.0 2320.0 -8895.0 -8738.0 -8619.0
```

**Tabla 3.1:** Cantidad de registros sísmicos utilizados y su respectiva extensión.

TIPO DE SEÑAL	NÚMERO DE EJEMPLOS	EXTENSIÓN
Segmentos de sismos	1277	.SNL
Segmentos de ruido	1402	.RND
Sismos LP	327	.CLP
Sismos VT-A	394	.CVA
Sismos TOR	296	.CTO
Otros vs LP	621	.OTT
Otros vs VT	228	.RRR
Otros vs TOR	974	.COT

El almacenamiento sistemático de los datos, es una actividad de carácter importante, puesto que, de ellos dependerá el aprendizaje del sistema automático y el correcto desempeño del mismo. En la Figura 3.2 se indica como se lleva a cabo la extracción e identificación de las distintas señales para su posterior uso.

Figura 3.2: Esquema de extracción y conversión de señales desde la base de datos del SGC.



## 3.1.1. Tratamiento digital de señales

Para trabajar con señales discretas, es necesario realizar un procesamiento previo (preproceso) para mejorar la extracción de características. Los preprocesos que comúnmente se aplican son:

•Eliminar offset: Desplaza la señal al origen de un sistema coordenado.

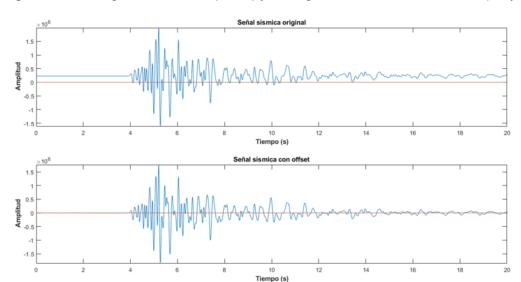


Figura 3.3: Sismograma con offset (arriba) y sismograma con remoción de offset (abajo).

•Normalización: La normalización es la transformación de escala de la distribución de una señal con el objetivo de poder hacer comparaciones respecto a otras señales. Para el preprocesamiento de las señales se establece la normalización basada en la unidad y se la fija en los rangos [0,1] o [-1,1].

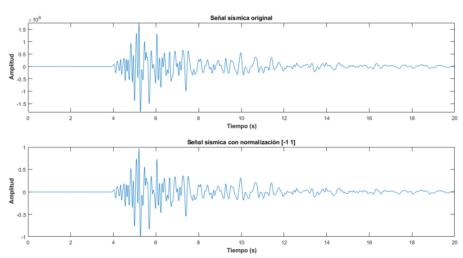


Figura 3.4: Sismograma original (arriba) y sismograma con normalización [-1,1].

•Ventaneo: Dadas las características variantes de las señales sísmicas, será necesario realizar un análisis por intervalos. El proceso de selección de un intervalo es conocido como enventanado de la señal. El fin de enventanar una señal es atenuar

gradualmente la amplitud de ésta en los extremos del intervalo, evitando así discontinuidades en los segmentos analizados. Para este trabajo se utiliza la ventana de Hamming que se muestra en la Figura 3.5.

**Figura 3.5:** Segmento sísmico sin ventanear junto a la ventana de Hamming (izquierda) y segmento sísmico ventaneado (derecha).





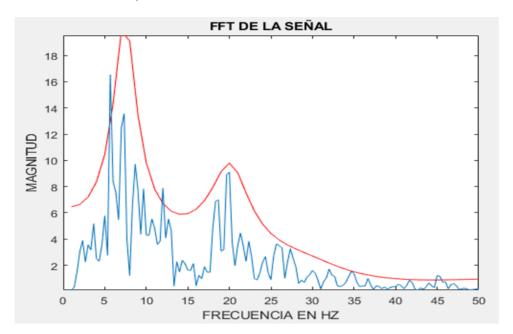
## 3.2. Caracterización de señales

Una forma de hallar características sobresalientes en las señales es mediante el cálculo y segmentación del espectro, donde, por medio de preprocesos o tratamientos se logra extraer la información más relevante que permita su clasificación, debido a que, estos segmentos tienen demasiada información (datos incluidos en vectores) es necesario la utilización de técnicas de representación que conserven dicha información como también conseguir la reducción de la dimensionalidad de estos. A continuación se describen las técnicas empleadas para la caracterización de las señales.

## 3.2.1. Representación con LPC

Para realizar lo anterior, es apropiado dividir la señal en segmentos más pequeños y obtener sus espectros para calcular la envolvente para cada vector en el caso de LPC. A continuación, se presenta un ejemplo con esta técnica.

**Figura 3.6:** Representación de la envolvente del segmento extraído de una señal completa en el dominio de la frecuencia que corresponde a un vector de 300 muestras. La envolvente (color rojo) está asociada a un orden de predicción lineal de orden 7.

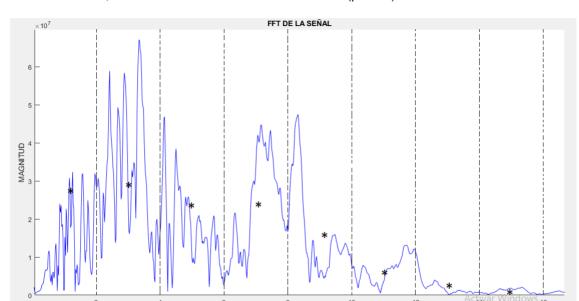


La representación de una señal en términos de sus LPC requiere determinar el número de orden adecuado de la predicción lineal sujeta a ciertas condiciones de nuestro interés, entre ellas están:

- El número de coeficientes no debe ser tan grande como para incluir en detalles de la señal que dificulte la clasificación.
- El número de coeficientes no debe ser tan pequeño tal que esto involucre una pérdida de información relevante.

## 3.2.2. Representación Energía Espectro

La representación de las señales por medio de energía-Espectro requiere el cálculo de valores RMS en diferentes tramos de la señal, designando fuertemente los valores constantes de estos, permitiendo caracterizarla. El proceso consiste en dividir el espectro en un cierto número de bandas y de cada uno se calcula el valor RMS. En seguida, se ilustra un ejemplo con esta técnica.



FRECUENCIA EN HZ

**Figura 3.7:** Espectro de la señal, el cual fue divido en bandas o vectores con 200 datos, y un traslapo de 50% en donde, de cada banda se calculó el valor RMS (puntos)

# 3.3. Implementación de Lakiy

La herramienta computacional denominada Lakiy (Cadena & Meneses, en desarrollo), desarrollada por el SGC-OVSP, es un programa que facilita la manipulación de las variables en cada prueba que se desarrolla. Entre las variables a manipular se encuentran: la facilidad al ingresar los registros para estudio, los preprocesos aplicados a estas señales, la representación de los registros, la configuración adecuada para entrenamiento, entre otros, de modo que permita obtener el mayor rendimiento al momento de trabajar con las RNA en tiempo real. La variación de los parámetros que realiza el usuario se almacenan en la base de datos.

La interfaz de Lakiy muestra diferentes etapas hasta el desarrollo de la cascada de clasificación, como son: Generación de matrices de entrenamiento, Entrenamiento de RNA, Ejecución en Línea y Resultados. La Figura 3.8 muestra la estructura básica del programa donde se implementa una cascada, estructura de la cual se detalla a continuación su funcionalidad:

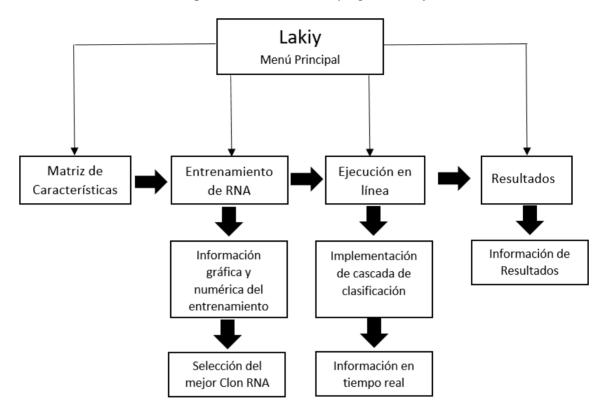


Figura 3.8: Estructura del programa Lakiy.

Generación de matrices de Entrenamiento: En este módulo de Lakiy se introduce información seleccionada como los segmentos de ruido, segmentos de sismo, sismos de los tipos VT, LP, TOR y otros. El usuario selecciona la representación que empleará para caracterizar los sismos; sea LPC o Energía-Espectro, y los preprocesos que desea aplicar a cada uno de ellos. En este módulo se cuenta con dos pestañas: las propiedades de la matriz y la configuración de la representación.

## —Propiedad de la Matriz:

- Matrices Generadas
- Nombre de Matriz
- Estación
- Duración de la Traza
- Tasa de Muestreo

- Formatos de archivo
- Ubicación de patrones de entrada
- Ubicación de Matriz de salida

## -Configuración de Representación:

- Tipo de representación
- Propiedades de la Representación
- Preprocesos
- Propiedades de Preprocesos
- Objetivos

En la Figura 3.9 se muestra la interfaz en Lakiy para manipular las propiedades de la matriz, mientras que la Figura 3.10 muestra la interfaz de Lakiy donde se manipula la configuración para representar la señal sísmica.

Figura 3.9: Propiedades de Matriz en interfaz de Lakiy.

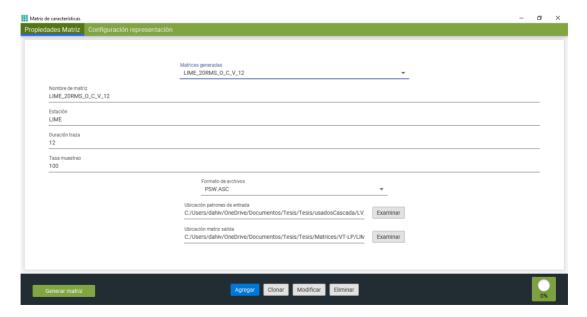


Figura 3.10: Configuración de representación en interfaz de Lakiy.

**Entrenamiento de RNA:** En este módulo se toma las matrices generadas en el paso anterior para entrenar las RNA. Este módulo cuenta con cuatro paneles que simplifican el entrenamiento: General, Arquitectura RNA, Entrenamiento y Validación.

### -General:

- Entrenamientos Realizados
- Nombre de Entrenamiento
- Matriz de Entrenamiento

### –Arquitectura RNA:

- Capa de Entrada
- Capa Oculta
- Capa de Salida

#### -Entrenamiento:

Algoritmo

- Tasa de Aprendizaje
- Momentum
- Ajuste Inicial
- Paso Máximo
- Número de Patrones de Entrenamiento
- Número de Iteraciones
- Error mínimo de Parada
- Ubicación del archivo de salida

#### –Validación:

Número de patrones de validación

La finalidad es este módulo es arrojar información que corresponde al entrenamiento de la matriz seleccionada, la cual contiene un gráfico, valores asociados a su error de validación y error global, y el clon que tiene el mejor rendimiento del entrenamiento. En primer lugar, el usuario selecciona la matriz que desee utilizar para realizar el entrenamiento de las RNA y de inmediato pasa a configurar la arquitectura de las RNA, la cual se determina mediante el método de ensayo-error. Se debe entonces modificar la cantidad de neuronas en cada capa y lo ideal es tener la menor cantidad de neuronas para que el trabajo computacional no sea tan demandante pero que sea lo suficientemente bueno para obtener un buen trabajo de discriminación. La capa de entrada se configura de acuerdo a la representación de la señal, de modo que es automática, mientras que la capa oculta y la capa de salida son manipuladas por el usuario. En la capa oculta es donde se realiza la variación para observar el mejor desempeño del entrenamiento hasta donde no haya una mejora considerable, para la capa de salida se utiliza una sola neurona. La función de activación usada es la sigmoidal. En cuanto a la configuración de los pesos sinápticos se realiza de manera automática, con el paso de las iteraciones el programa va seleccionando el ajuste

ideal para obtener el mejor desempeño de las RNA y esto lo hace el programa mejorando el error global y de validación, a tal punto de no entrar en un sobreajuste, el usuario simplemente debe guardar el mejor clon, que es recomendado por Lakiy.

En este módulo se selecciona el algoritmo de entrenamiento y se modifica otros parámetros ajustables como son la tasa de aprendizaje y el momento. El algoritmo que se usa es backpropagation; para la tasa de aprendizaje es común el uso de valores entre 0.05 y 0.75 (Bishop, 1995), aunque su cota máxima es 1, sin embargo, un valor cercano a 1 podría producir que el algoritmo de aprendizaje se salte mínimos locales o un mínimo global, por el contrario, un valor cercano a su cota inferior podría producir desplazamientos muy pequeños sobre la superficie de error a tal punto de no encontrar ningún mínimo. Por otro lado, valores recomendados para el momentum varían entre 0.3 y 0.5 siendo sus límites 0 y 1; este parámetro ayuda a la velocidad de convergencia y a evitar mínimos locales (Bishop, 1995). Finalmente, la fase de entrenamiento de las RNA se verifica con la validación; donde se utilizan registros sísmicos que no intervinieron en el proceso de aprendizaje, de ese modo se cuantifica los resultados del entrenamiento. En la Figura 3.11 se muestra la interfaz de Entrenamiento de RNA en Lakiy.

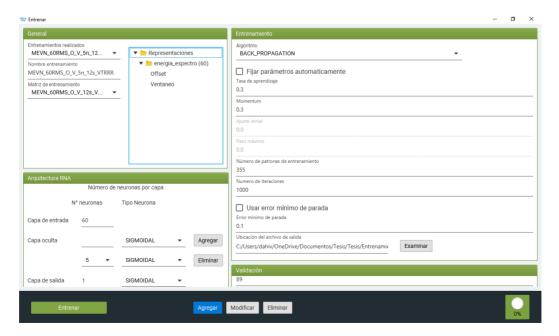


Figura 3.11: Entrenamiento de RNA en interfaz de Lakiy.

**Ejecución en Línea y Configuración de Cascada de clasificación:** Lakiy permite al usuario almacenar información de monitoreo en tiempo real, para un posterior análisis. Al ingresar a la Ejecución en línea se encuentra dos pestañas: conjuntos y configuración para detección.

## -Conjuntos:

- Volcán
- Conjunto de clasificaciones
- Nombre
- Ubicación archivo resultados
- Ubicación imágenes eventos
- Amplitud clasificación
- IP Earthworm
- Puerto Earthworm
- Clasificación Fija
- Cascada asociada

### –Configuración para detección:

- Estación
- Red neuronal
- Clasificaciones asociadas a volcán

Este módulo permite agregar un conjunto de RNA para hacer una clasificación escalonada, lo que se denomina como «Cascada». Las distribuciones de las cascadas de clasificación tienen una función similar a la mostrada en la Figura 3.12:

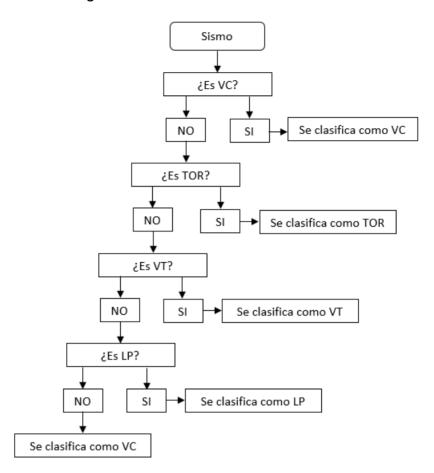


Figura 3.12: Estructura de una cascada con RNA.

Dentro de configuración para detección se puede ingresar a una interfaz que se denomina configuración de la cascada, donde se determina cómo las RNA que se entrenaron van a trabajar; por ejemplo, si el proceso de la cascada se localiza en clasificación de los sismos VT, se utiliza la RNA que se entrenó con sismos VT vs Otros, así el conjunto de RNA evalúa si se continúa determinando qué tipo de sismo es o lo clasifica como VT. En esta interfaz de configuración se encuentran las entradas:

## –Configuración de la Cascada:

- Volcán
- Identificador de la estructura (Conjunto de RNA)
- Clasificadores

#### Eventos

Es de gran importancia el orden que se asigna a las RNA para un buen desempeño de la cascada; de igual modo, los clasificadores que se introducen en los eventos deben ser correspondientes a la función para la que fueron entrenados. Entre los clasificadores se encuentran: parámetros de sismos y las RNA; los parámetros de sismos son de tipo lineal y sólo se van a utilizar para clasificar sismos VC. En la Figura 3.13 se muestra la configuración de una cascada en la interfaz Lakiy.

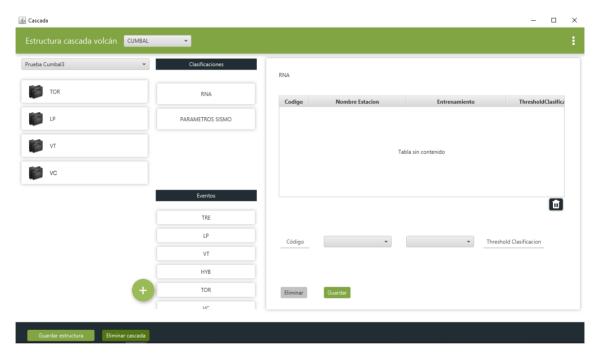


Figura 3.13: Estructura de cascada en la interfaz Lakiy.

**Resultados:** Este módulo permite al usuario interactuar con la información almacenada en la base de datos (compilado de datos que han sido procesados previamente), de modo que se realice el análisis final sobre el rendimiento obtenido con el desarrollo de la cascada de clasificación y determinar si presentan resultados confiables. Entre la información que presentan los resultados están el número de sismos por horas, sismos por días, la energía, la magnitud local, el acumulado de sismos, las localizaciones, entre otros; y todo esto es generado de manera automática por Lakiy.

# 3.4. Análisis de preproceso, topología y duración de traza

Los parámetros asociados a los entrenamientos tales como: tasa de aprendizaje, momento, número de iteraciones y 1 neurona en la capa de salida, se mantendrán fijos en el análisis previo y configuración de cascada con LPC y Energía-Espectro. La fase de validación toma el 20 % de los datos introducidos a la interfaz. Se plantea el estudio de las dos representaciones de registros sísmicos por separado, el análisis para las diferentes representaciones se realiza utilizando la estación Limones y La Mesa.

#### 3.4.1. Unidades de Sismo vs Unidades de Ruido

Se evalúa el rendimiento de matrices generadas a partir de 1277 unidades de sismo y 1402 unidades de ruido con el fin de analizar un orden adecuado para aplicar preprocesos utilizando la interfaz de Lakiy. Los preprocesos que se analizan en este apartado son: offset, normalización en los intervalos [-1,1] o [0,1] y ventaneo utilizando la ventana de Hamming.

## 3.4.2. Análisis con clasificación entre sismos LP vs VT

Se ejecutan entrenamientos con matrices a fin de clasificar sismos de tipo LP vs VT, para ello se cuenta con 327 sismos tipo LP y 394 sismos tipo VT. Se realiza variación en la duración de la traza para determinar una adecuada caracterización del registro sísmico, de forma análoga, se hace un análisis con la cantidad de neuronas en la capa oculta con el propósito de observar el rendimientos de las RNA. Debido a la duración de estos sismos se introduce el preproceso corte, con el fin de obtener una mejor parametrización de la señal en sus diferentes segmentos.

## 3.5. Configuración de cascada

Se utiliza los resultados obtenidos en la fase de análisis de preproceso, topología y duración de traza para entrenar RNA que discriminen: LP vs Otros, VT vs Otros y TOR vs Otros; para finalmente seleccionar las mejores RNA dadas por el menor error de validación, y así implementar una cascada de clasificación. La cantidad de trazas para la generación de matrices de entrenamiento son: 327 LP vs 621 OTT, 394 VT vs 228 RRR y 296 TOR vs 974 COT.

## 3.6. Validación

Se ejecuta la cascada de clasificación en línea, tomando como fecha inicial el 15 de enero hasta el 23 de noviembre de 2020. La información recolectada en este periodo tanto por la cascada como por el SGC-OVSP de su base de datos se compara para verificar el rendimiento de autonomía sísmica presentada por Lakiy.

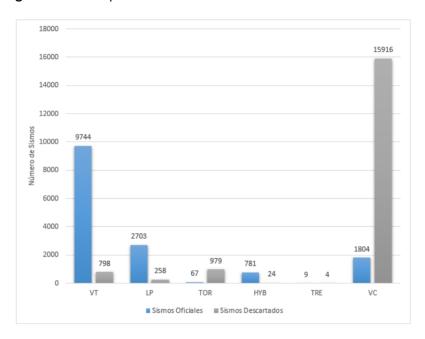
## 3.7. Datos: Análisis de la información Seleccionada

A continuación se presenta un breve análisis de la información recibida por parte del SGC, en los datos se presenta la totalidad de la actividad sísmica, que será analizada para la validación del rendimiento de la cascada. En la Tabla 3.2 se indica la cantidad de sismos, que corresponde a un total de 33086 de los cuales 15107 se determinaron como sismos oficiales y 17979 fueron descartados, estos son ruido que le sistema detectó como algún tipo de sismo o eventos regionales ajenos al complejo volcánico Cumbal. La Figura 3.14 muestra la cantidad de sismos por tipo, donde se observa que la ocurrencia más frecuente durante el periodo de estudio está asociada a sismos tipo VT, seguida de tipo LP y con una baja presencia de tipo TO. Además, el número más elevado de descartados fue de tipo VC (sismo volcánico pero no clasificable, ya que no sobre pasa un cierto umbral de amplitud) con un porcentaje del 88,5 %

**Tabla 3.2:** Cantidad de sismos presentada en el periodo de estudio.

Sismicidad registrada entre 15/01/2020 a 23/11/2020	VT	LP	то	нүв	TRE	vc	Total
Sismos Oficiales	9744	2703	67	781	9	1804	15107
Sismos Descartados	798	258	979	24	4	15916	17979

Figura 3.14: Comparación de Sismos Oficiales vs Sismos Descartados.



#### Parámetros Sísmicos:

Son datos que proporcionan información tanto de duración como de contenido espectral asociados a la energía liberada por un sismo. Conocidos como parámetros espectrales, los cuales son calculados de forma automática por el sistema y utilizados como apoyo para clasificar las señales en relación a características que estos manifiestan, es decir, cada tipo de sismo por lo general, se encuentra en ciertos rangos de frecuencia específicos. A continuación, se consigna estos parámetros en la Tabla 3.3, Tabla 3.4, Tabla 3.5, Tabla 3.6 y Tabla 3.7, y su correspondiente Figura 3.15, Figura 3.16, Figura 3.17, Figura 3.18 y Figura 3.19.

Tabla 3.3: Duración media por tipo de evento.

Amplitud (nm/s)	VT	LP	TOR
250	11.18	12.06	23.13
230	10.91	12.07	23.23
210	10.99	12.99	25.47
190	10.90	12.84	26.41
170	11.14	13.80	26.98
150	11.27	14.87	27.34

Figura 3.15: Comparación de la duración media de los sismos por tipo.

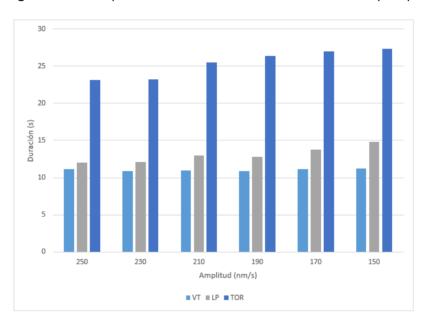


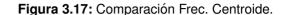
Tabla 3.4: Media de Frecuencia Dominante.

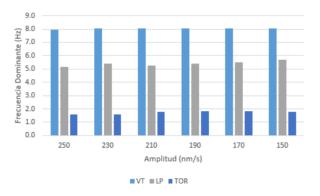
Amplitud (nm/s)	VT	LP	TOR
250	7.97	5.15	1.60
230	8.04	5.39	1.59
210	8.03	5.24	1.77
190	8.04	5.40	1.85
170	8.65	5.49	1.81
150	8.03	5.68	1.79

Tabla 3.5: Media de Frecuencia Centroide.

Amplitud (nm/s)	VT	LP	TOR	
250	10.31	7.59	4.17	
230	10.33	7.51	4.59	
210	10.38	7.69	4.69	
190	10.41	7.81	4.39	
170	10.55	7.98	4.89	
150	10.84	8.35	4.64	

Figura 3.16: Comparación de Frec. Dominante.





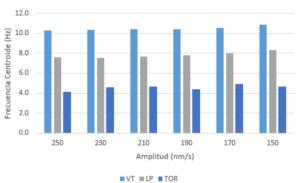
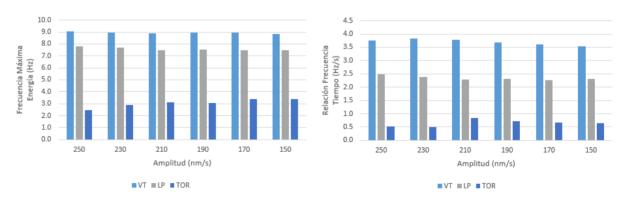


Tabla 3.6: Media de Frecuencia Máxima Energía. Tabla 3.7: Media de Relación Frecuencia-Tiempo.

Amplitud (nm/s)	VT	LP	TOR
250	9.03	7.78	2.44
230	8.96	7.70	2.89
210	8.90	7.46	3.12
190	8.94	7.53	3.07
170	8.93	7.46	3.40
150	8.86	7.45	3.37

Amplitud (nm/s)	VT	LP	TOR
250	3.75	2.49	0.52
230	3.81	2.39	0.49
210	3.78	2.28	0.84
190	3.69	2.31	0.71
170	3.62	2.26	0.68
150	3.53	2.31	0.64

Figura 3.18: Comparativa Frec. Máxima Energía. Figura 3.19: Comparativa Relación Frec. Tiempo.



De la tabla 3.3 y la figura 3.15 se observa que la duración media más alta es para el sismo tipo TOR con una duración promedio entre 23 a 28 segundos aproxima-

damente, mostrando un aumento a medida que se considera umbrales de amplitud más bajos, además, su media en todos los umbrales se mantiene por encima de los otros dos eventos, siendo una de sus características generales. El sismo tipo LP manifiesta un comportamiento similar con una variación más leve, en el umbral de  $250 \ nm/s$  la duración media entre el tipo VT y LP es muy cercana.

En la Figura 3.16 la frecuencia media dominante más alta está asociada al evento tipo VT, donde se presentaron sismos con frecuencias dominantes alrededor de los 25Hz, seguido del tipo LP con frecuencias hasta los 15Hz, sus frecuencias dominantes máximas se presentan para el umbral de  $170 \ nm/s$  y  $150 \ nm/s$  respectivamente Tabla 3.4. La frecuencia dominante para el tipo TOR se mantuvo por debajo de los 2Hz. Un comportamiento análogo se muestra en la media de la frecuencia centroide de los eventos Tabla 3.5 y Figura 3.17, en comparación con la frecuencia dominante se aprecia que, este parámetro espectral por lo general, es más alto en los tres tipos. con una diferencia entre 2 y 3Hz aproximadamente.

Finalmente, en la Tabla 3.6 y Figura 3.18 la media de la frecuencia máxima energía más alta está en el umbral de 250 nm/s tanto para los tipo VT como LP. Mientras que, los TOR presentan su media más alta en el umbral 150 nm/s, un comportamiento análogo se observa en la Tabla 3.7 y Figura 3.19 la media de la relación frecuencia tiempo es más alta para el tipo TOR en el umbral de 150 nm/s

# 4. Resultados

# 4.1. Representación LPC

## 4.1.1. Unidades de Sismo vs Unidades de Ruido

Se realizaron un total de 108 entrenamientos de RNA para discriminar entre unidades de sismo y unidades de ruido, en las cuales se varió el orden de los LPC entre 5, 6 y 7. Se varió también el orden en que se realizaron los preprocesos y los mejores resultados se consignaron en la Tabla 4.1; de color verde se marcaron los errores más bajos correspondientes a cada componente de la estación Limones.

**Tabla 4.1:** Resultados de rendimiento de RNA para discriminar unidades de sismo vs unidades de ruido, estación Limones.

Nombre RNA	Orden LPC	Componente	Error Global	Error Validación
LIMZ_5_N[-1,1]OV	5	Z	1,03E-08	0,0054
LIME_6_ON[-1,1]V	6	Е	1,05E-04	0,0090
LIMN_5_N[-1,1]OV	5	N	5,58E-06	0,0057
LIMZ_5_ON[-1,1]V	5	Z	0,0038	0,0076
LIM_E_5_N[0,1]VO	5	E	0,0055	0,0127
LIMN_5_N[0,1]OV	5	N	1,50E-06	0,0058
LIMZ_5_N[0,1]VO	5	Z	4,70E-05	0,0083
LIME_5_ON[0,1]V	5	E	0,0031	0,0127
LIMN_5_N[0,1]VO	5	N	1,24E-06	0,0064
LIMZ_5_ON[0,1]V	5	Z	6,93E-05	0,0087
LIME_7_OVN[0,1]	7	Е	0,0300	0,0127
LIMN_5_N[0,1]VO	5	N	1,24E-06	0,0069

Los resultados en la Tabla 4.1 arrojan comportamientos similares para las distintas variaciones realizadas y muestran aciertos de hasta 99%. En el ANEXO A se presenta una tabla con todos los entrenamientos realizados en esta etapa, en la cual se observa que el orden de preproceso mejora al aplicar remoción de offset antes

que ventaneo.

Para la estación La Mesa se realizaron un total de 63 entrenamientos, fijando el orden de representación en 5 LPC y variando la cantidad de neuronas en la capa oculta. Se estableció la duración de traza en 3 segundos y los resultados se consignaron en la Tabla 4.2.

Tabla 4.2: Resultados de las RNA para elección adecuada del número de neuronas en la capa oculta.

NOMBRE RNA	Neuronas Capa Oculta	Componente	Error Global	Error Validación
MEVZ_5_N[0,1]OV_3	3	Z	9,285E-08	0,0095
MEVE_5_N[-1,1]OV_3	3	E	4,354E-05	0,0136
MEVN_5_N[-1,1]OV_3	3	N	1,987E-05	0,0121
MEVZ_5_N[-1,1]OV_4	4	Z	2,88E-08	0,0098
MEVE_5_N[0,1]OV_4	4	Е	1,59E-05	0,0147
MEVN_5_N[-1,1]OV_4	4	N	2,16E-05	0,0121
MEVZ_5_N[0,1]VO_4	4	Z	2,06E-08	0,0103
MEVE_5_N[0,1]OV_2	2	E	3,02E-05	0,0151
MEVN_5_N[0,1]OV_4	4	N	1,62E-05	0,0121
MEVZ_5_OVN[-1,1]_3	3	Z	1,61E-06	0,0106
MEVE_5_N[0,1]OV_3	3	E	3,28E-05	0,0152
MEVN_5_N[0,1]OV_3	3	N	2,62E-05	0,0122

Se observa que al realizar variaciones en la cantidad de neuronas en la capa oculta no se presentan cambios significativos; en general se presenta un error menor al 2%.

## 4.1.2. Clasificación entre sismos tipo VT vs LP

En esta fase se realizaron un total de 198 entrenamientos con trazas que varían entre 4 y 21 segundos. La Tabla 4.3 contiene los mejores resultados para la clasificación entre segmentos de sismos VT y LP, a los cuales se aplicaron los preprocesos: remoción de offset y corte.

**Tabla 4.3:** Resultados de RNA de clasificación entre VT vs LP, estación La Mesa.

NOMBRE RNA	Componente	Duración Traza(s)	Número de Segmentos	Orden LPC	Error Global	Error Validación
MEVZ_7_N[-1,1]_6_5_2_OC	Z	6	5	7	0,1116	0,1515
MEVE_6_N[0,1]_6_5_2_OC	Е	6	5	6	0,2741	0,2094
MEVN_6_N[0,1]_9_8_2_OC	N	9	8	6	0,4241	0,1816
MEVZ_7_N[0,1]_9_5_3_OC	Z	9	5	7	0,2120	0,1532
MEVE_6_N[-1,1]_6_5_2_OC	E	6	5	6	0,2824	0,2132
MEVN_6_N[-1,1]_4_3_2_OC	N	4	3	6	0,2035	0,1829
MEVZ_7_N[0,1]_9_8_2_OC	Z	9	8	7	0,0935	0,1539
MEV_7_N[0,1]_6_5_2_OC	E	6	5	7	0,2646	0,2143
MEVN_7_N[0,1]_9_8_2_OC	N	9	8	7	0,3230	0,1847
MEVZ_6_N[-1,1]_18_11_3_OC	Z	18	11	6	0,8710	0,1447
MEVE_6_N[-1,1]_15_9_3_OC	E	15	9	6	0,2666	0,2205
MEVN_6_N[0,1]_18_11_3_OC	N	18	11	6	0,2189	0,1859
MEVZ_7_N[0,1]_15_9_3_OC	Z	15	9	7	0,0979	0,1613
MEVE_6_N[0,1]_18_11_3_OC	E	18	11	6	0,2606	0,2206
MEVN_7_N[0,1]_15_9_3_OC	N	15	9	7	0,1056	0,1941
MEVZ_7_N[-1,1]_15_9_3_OC	Z	15	9	7	0,1216	0,1614
MEVE_7_N[0,1]_15_9_3_OC	Е	15	9	7	0,2277	0,2228
MEVN_6_N[-1,1]_21_13_3_OC	N	21	13	6	0,1972	0,1979

También se realizaron 36 entrenamientos estableciendo una duración de traza de 12 segundos y variando la cantidad de neuronas en la capa oculta. El desempeño de estas RNA se consignan en la Tabla 4.4.

Con relación a la duración de traza de los entrenamientos consignados en la Tabla 4.3 se observa que para 4 y 9 segundos se obtiene resultados similares en comparación a trazas con duraciones superiores. Por otro lado, para el estudio de una variación en el número de neuronas en la capa oculta, nos muestra que un aumento no indica un mejor desempeño en los entrenamientos como se observa en la Tabla 4.4, donde el error de validación no presenta cambios significativos, por lo tanto, aumentar la cantidad de neuronas en la capa oculta no resulta adecuado para mejorar el entrenamiento. El rendimiento para la discriminación en estudio tiene como mejor desempeño un acierto de 85 % para la componente Z, 79 % para la componente E

**Tabla 4.4:** Resultados de las RNA variando la cantidad de neuronas en la capa oculta.

NOMBRE RNA	Componente	Neuronas Capa Oculta	Orden LPC	Error Global	Error Validación
MEVZ_7_N[0,1]_12_7_3_OCV_6	Z	6	7	0,0309	0,1623
MEVE_7_N[0,1]_12_7_3_OCV_5	E	5	7	0,2072	0,2149
MEVN_7_N[0,1]_12_7_3_OCV_6	N	6	7	0,3274	0,1915
MEVZ_7_N[0,1]_12_7_3_OCV_5	Z	5	7	0,0234	0,1669
MEVE_6_N[0,1]_12_7_3_OCV_5	E	5	6	0,2356	0,2167
MEVN_7_N[0,1]_12_7_3_OCV_10	N	10	7	0,3118	0,1956
MEVZ_7_N[-1,1]_12_7_3_OCV_5	Z	5	7	0,0786	0,1702
MEVE_5_N[0,1]_12_7_3_OCV_6	E	6	5	0,1918	0,2180
MEVN_6_N[0,1]_12_7_3_OCV_6	N	6	6	0,2660	0,1977
MEVZ_6_N[0,1]_12_7_3_OCV_5	Z	5	6	0,4910	0,1734
MEVE_7_N[0,1]_12_7_3_OCV_6	Е	6	7	0,2470	0,2213
MEVN_7_N[0,1]_12_7_3_OCV_5	N	5	7	0,2315	0,1978

# 4.1.3. Análisis de RNA para cascada usando LPC

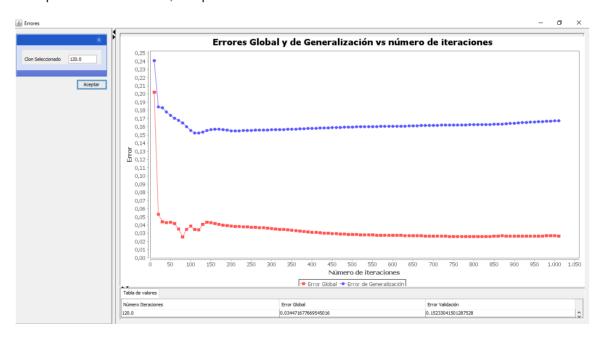
## ·Clasificación sismos LP vs Otros.

Se realizaron un total de 121 entrenamientos utilizando 4 neuronas en la capa oculta y variando la duración de traza entre 4 y 9 segundos. Se consigna en la Tabla 4.5 las RNA que tienen menor error de validación (de color verde los mejores resultados) para cada componente, cuyas topologías son: 45-4-1(Z), 18-4-1(E) y 35-4-1(N); con porcentajes de acierto de 84 %, 85 % y 83 % respectivamente. En la Figura 4.1 se indica el comportamiento de los errores global y de validación para el entrenamiento con topología 18-4-1, que corresponde a la componente E de la estación Limones. Donde el clon 120 tiene el menor error de validación.

Tabla 4.5: Resultados de las RNA de clasificación entre LP vs Otros, estación Limones.

NOMBRE RNA	Componente	Duración	Número	Duración	Orden	Error	Error
NOMBRE RIVA	Componente	Traza(s)	Segmentos	Segmento	LPC	Global	Validación
LIMZ_15_N[0,1]_8_3_4_OC	Z	8	3	4	15	0,2420	0,1614
LIME_6_N[0,1]_6_3_3_OC	E	6	3	3	6	0,0344	0,1523
LIMN_7_N[0,1]_9_5_3_OC	N	9	5	3	7	0,1805	0,1707
LIMZ_15_N[0,1]_9_5_3_OC	Z	9	5	3	15	0,2437	0,1640
LIME_15_N[0,1]_4_3_2_OC	E	4	3	2	15	0,0137	0,1543
LIMN_6_N[0,1]_8_3_4_OC	N	8	3	4	6	0,0573	0,1708
LIMZ_5_N[0,1]_9_5_3_OC	Z	9	5	3	5	0,1104	0,1703
LIME_6_N[0,1]_9_5_3_OC	E	9	5	3	6	0,0724	0,1575
LIMN_15_N[0,1]_8_3_4_OC	N	8	3	4	15	0,0909	0,1767
LIMZ_7_N[0,1]_9_5_3_OC	Z	9	5	3	7	0,0937	0,1703
LIME_6_N[-1,1]_6_3_3_OC	E	6	3	3	6	0,0154	0,1583
LIMN_5_N[0,1]_9_5_3_OC	N	9	5	3	5	0,0491	0,1768

**Figura 4.1:** Curvas del error global y error de validación para el entrenamiento con topología 18-4-1 correspondiente a Limones, componente E.



Para la estación La Mesa se entrenaron 102 RNA, resultados que se consignan en la Tabla 4.6. Los mejores entrenamientos tienen por topologías: 25-4-1, 75-4-1 y 75-4-1; asociadas a las componentes Z, E y N respectivamente. El acierto de las

RNA generalmente es de 83 % aproximadamente, resultado similar al obtenido para la estación Limones.

Tabla 4.6: Resultados de las RNA de clasificación entre LP vs Otros, correspondiente a La Mesa.

NOMBRE RNA	Componente	Duración Traza(s)	Número Segmentos	Duración Segmento	Orden LPC	Error Global	Error Validación
MEVZ_5N[0,1]_9_5_3_OC	Z	9	5	3	5	1,54E-01	0,1683
MEVE_15N[0,1]_9_5_3_OC	Е	9	5	3	15	1,66E-01	0,1773
MEVN_15N[0,1]_9_5_3_OC	N	9	5	3	15	1,37E-01	0,1598
MEVZ_5N[-1,1]_9_5_3_OC	Z	9	5	3	5	0,1037	0,1693
MEVE_6N[0,1]_9_8_2_OC	E	9	8	2	6	0,2392	0,1861
MEVN_6N[0,1]_9_5_3_OC	N	9	5	3	6	0,0247	0,1696
MEVZ_5N[0,1]_9_8_2_OC	Z	9	8	2	5	0,1817	0,1712
MEVE_5N[-1,1]_9_5_3_OC	E	9	5	3	5	0,0854	0,1868
MEVN_7N[0,1]_9_5_3_OC	N	9	5	3	7	0,0232	0,1708
MEVZ_6N[0,1]_9_8_2_OC	Z	9	8	2	6	0,1359	0,1722
MEVE_5N[0,1]_9_5_3_OC	E	9	5	3	5	0,1123	0,1869
MEVN_6N[0,1]_9_5_3_OC	N	9	5	3	6	0,0316	0,1725

# ·Clasificación sismos VT vs Otros.

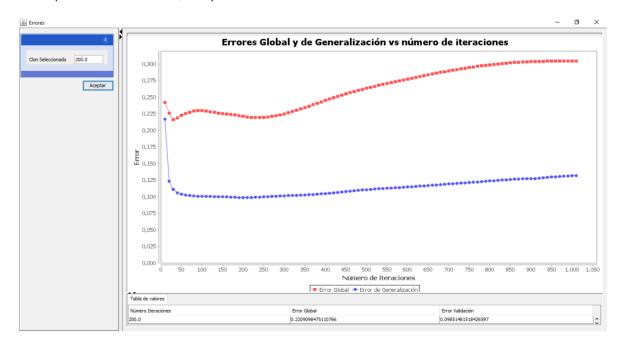
Se realizaron un total de 121 entrenamientos, las RNA con mejor desempeño se consignan en la Tabla 4.7. Los mejores rendimientos son: 90 %, 89 % y 88 % para las componentes Z, E y N respectivamente. En la figura 4.2 se indica el comportamiento del error para el mejor entrenamiento correspondiente a la componente Z.

Los errores de validación más bajos tienen las siguientes topologías: 21-4-1(Z), 18-4-1(E) y 45-4-1(N) para la estación Limones. En la Figura 4.2 se observa que el error de validación tiene comportamiento similar en la mayoría de las iteraciones, siendo el clon 200 el seleccionado para la RNA.

Tabla 4.7: Resultados de las RNA de clasificación entre VT vs Otros, estación Limones.

NOMBRE RNA	Componente	Duración Traza(s)	Número Segmentos	Duración Segmento	Orden LPC	Error Global	Error Validación
LIMZ-7_N[0,1]_4_3_2_OC	Z	4	3	2	7	0,2209	0,0985
LIME-6_N[-1,1]_8_3_4_OC	Е	8	3	4	6	0,0608	0,1185
LIMN-15_N[0,1]_4_3_2_OC	N	4	3	2	15	0,0345	0,1201
LIMZ-5_N[0,1]_4_3_2_OC	Z	4	3	2	5	0,1785	0,0989
LIME-7_N[-1,1]_8_3_4_OC	E	8	3	4	7	0,0541	0,1198
LIMN-15_N[0,1]_6_3_3_OC	N	6	3	3	15	0,0115	0,123
LIMZ-6_N[0,1]_4_3_2_OC	Z	4	3	2	6	0,1811	0,0998
LIME-6_N[-1,1]_6_5_2_OC	E	6	5	2	6	0,0908	0,1205
LIMN-6_N[0,1]_4_3_2_OC	N	4	3	2	6	0,1789	0,1253
LIMZ-7_N[-1,1]_4_3_2_OC	Z	4	3	2	7	0,2170	0,1009
LIME-15_N[0,1]_4_3_2_OC	E	4	3	2	15	0,0132	0,1212
LIMN-5_N[-1,1]_4_3_2_OC	N	4	3	2	5	0,1592	0,1263

**Figura 4.2:** Curvas del error global y error de validación para el entrenamiento con topología 21-4-1 correspondiente a Limones, componente Z.



Para la estación La Mesa se entrenó un total de 120 RNA, valores consignados en la Tabla 4.8. No se realizó corte en la traza y los preprocesos usados fueron remoción

de offset y ventaneo. Los errores mínimos en este caso tienen las siguientes topologías: 20-4-1(Z), 25-4-1(E) y 25-4-1(N). Las trazas con duración corta presentaron un mejor desempeño. El porcentaje de acierto está entre 87 y 88 % aproximadamente.

Tabla 4.8: Resultados de RNA de clasificación entre VT vs Otros, Estación La Mesa.

NOMBRE RNA	Componente	Duración Traza(s)	Orden LPC	Error Global	Error Validación
MEVZ-20_N[0,1]_4_O	Z	4	20	1,36E-01	0,1257
MEVE-25_N[0,1]_4_O	E	4	25	2,67E-01	0,1309
MEVN-25_N[0,1]_4_O	N	4	25	8,80E-03	0,1325
MEVZ-25_N[0,1]_4_O	Z	4	25	0,1361	0,1296
MEVE-20_N[0,1]_4_O	E	4	20	0,1667	0,1519
MEVN-20_N[0,1]_4_O	Ν	4	20	0,0408	0,1424
MEVZ-15_N[0,1]_4_O	Z	4	15	0,2643	0,1307
MEVE-20_N[0,1]_4_O	E	4	20	0,2075	0,1689
MEVN-15_N[0,1]_4_O	N	4	15	0,0356	0,1487
MEVZ-20_N[0,1]_4_OV	Z	4	20	0,0235	0,1628
MEVE-15_N[0,1]_4_OV	E	4	15	0,2071	0,1708
MEVN-20_N[0,1]_4_OV	N	4	20	0,1898	0,1525

#### ·Clasificación sismos TOR vs Otros.

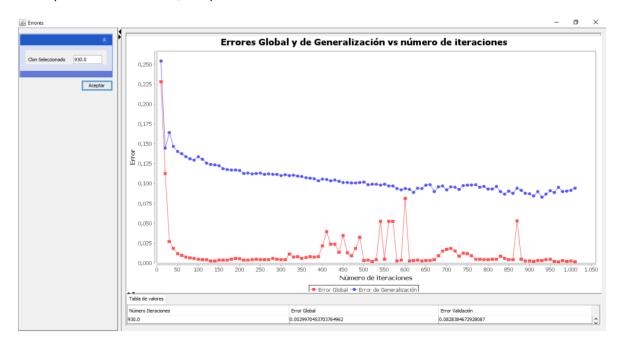
Se realizaron un total de 87 entrenamientos, los rendimiento de las RNA se presentan en la Tabla 4.9. En la Figura 4.3 se muestra el comportamientos del errores asociado al mejor entrenamiento de RNA correspondiente a la componente Z de la estación Limones.

Los errores más bajos por componente tienen las siguientes topologías: 45-4-1(Z), 75-4-1(E) y 75-4-1(N) para la estación Limones. Las RNA muestran un desempeño de 88 y 92 % de aciertos para la clasificación de sismos TOR vs Otros.

Tabla 4.9: Resultados de las RNA de clasificación entre TOR vs Otros, estación Limones.

NOMBRE RNA	Componente	Duración	Número	Duración	Orden	Error	Error
	, , , , , , , , , , , , , , , , , , ,	Traza(s)	Segmentos	Segmento	LPC	Global	Validación
LIMZ-15-N[0,1]_8_3_4_OC	Z	8	3	4	15	2,90E-03	0,0828
LIME-15-N[0,1]_9_5_3_OC	E	9	5	3	15	7,70E-03	0,0966
LIMN-15-N[0,1]_9_5_3_OC	N	9	5	3	15	2,80E-02	0,1098
LIMZ-15-N[0,1]_9_5_3_OC	Z	9	5	3	15	6.33E-06	0,0859
LIME-7-N[0,1]_9_5_3_OC	E	9	5	3	7	0,0130	0,0976
LIMN-15-N[0,1]_6_5_2_OC	N	6	5	2	15	0,1571	0,1149
LIMZ-15-N[0,1]_6_5_2_OC	Z	6	5	2	15	0,0262	0,0914
LIME-6-N[0,1]_9_5_3_OC	E	9	5	3	6	0,0032	0,1052
LIMN-15-N[0,1]_8_3_4_OC	N	8	3	4	15	0,1855	0,115
LIMZ-6-N[0,1]_6_5_2_OC	Z	6	5	2	6	0,0212	0,1011
LIME-5-N[0,1]_9_5_3_OC	E	9	5	3	5	0,0271	0,1088
LIMN-15-N[0,1]_6_3_3_OC	N	6	3	3	15	0,2379	0,1222

**Figura 4.3:** Curvas del error global y error de validación para el entrenamiento con topología 45-4-1 correspondiente a Limones, componente Z.



Para la estación La Mesa se entrenó un total de 72 RNA, los entrenamientos son consignados en la Tabla 4.10. Las mejores topologías de cada componente son

las siguientes: 75-4-1(Z), 75-4-1(E) y 35-4-1(N). Las RNA tienen un desempeño de aciertos en la clasificación del 90 y 92 % aproximadamente.

Tabla 4.10: Resultados de las RNA de clasificación entre TOR vs Otros, estación La Mesa.

NOMBRE RNA	Componente	Duración	Número	Duración	Orden	Error	Error
		Traza(s)	Segmentos	Segmento	LPC	Global	Validación
MEVZ-15-N[0,1]_9_5_3_OC	Z	9	5	3	15	1,18E-01	0,0933
MEVE-15-N[0,1]_9_5_3_OC	E	9	5	3	15	1,20E-03	0,0821
MEVN-7-N[0,1]_9_5_3_OC	N	9	5	3	7	9,59E-05	0,068
MEVZ-15-N[0,1]_8_3_4_OC	Z	8	3	4	15	0,0299	0,0941
MEVE-15-N[0,1]_8_3_4_OC	E	8	3	4	15	0,0715	0,0845
MEVN-15-N[0,1]_9_5_3_OC	N	9	5	3	15	0,1474	0,0808
MEVZ-6-N[0,1]_9_5_3_OC	Z	9	5	3	6	0,1135	0,1027
MEVE-7-N[0,1]_9_5_3_OC	E	9	5	3	7	0,0062	0,0905
MEVN-6-N[0,1]_9_5_3_OC	N	9	5	3	6	0,1482	0,0819
MEVZ-7-N[0,1]_9_5_3_OC	Z	9	5	3	7	0,1404	0,1034
MEVE-7-N[0,1]_9_5_3_OC	E	8	3	4	7	2.97E-04	0,0982
MEVN-15-N[0,1]_6_5_2_OC	N	6	5	2	15	6.49E-04	0,0858

# 4.2. Representación Energía-Espectro

#### 4.2.1. Unidades de Sismo vs Unidades de Ruido

Se realizó 108 entrenamientos para determinar qué preproceso arrojaba un mejor rendimiento para representar una señal mediante Energía-Espectro, se varió el tamaño de las ventanas entre 15, 20 y 25. En la Tabla 4.11 se muestra los mejores resultados correspondiente a cada componente (los 3 mejores rendimientos de color verde), determinados por el menor error de validación.

En este paso se observa que mientras se anteponga el preproceso de ventaneo sobre el offset, hay un aumento en el error de validación, por lo tanto, ese orden de preproceso se descarta de inmediato (Observar tabla completa con estos valores en el ANEXO A). Se recomienda utilizar la remoción de offset justo antes del ventaneo, con la normalización como primer o tercer preproceso. La normalización muestra resultados similares tanto para [0,1] como [-1,1].

Tabla 4.11: Resultados de rendimiento de RNA, Unidades de Sismo vs Ruido

NOMBRE RNA	Ventanas	Componente	Configuración de	Error	Error
NOMBILE TINA	ventanas	Componente	Preproceso	Global	Validación
LIMZ_20_O_V_N0	20	Z	O V N[0,1]	6,05E-03	0,0140
LIMN_25_N0_O_V	25	Е	N[0,1] O V	0,0140	0,0325
LIMN_15_N1_O_V	15	N	N[-1,1] O V	8,55E-04	0,0147
LIMZ_20_N1_O_V	20	Z	N[-1,1] O V	2,44E-05	0,0142
LIME_25_O_V_N1	25	Е	O V N[-1,1]	0,0105	0,0336
LIMN_15_O_V_N0	15	N	O V N[0,1]	1,39E-06	0,0150
LIMZ_25_O_V_N1	25	Z	O V N[-1,1]	1,59E-06	0,0142
LIME_25_N1_O_V	25	Е	N[-1,1] O V	3,40E-03	0,0351
LIMN_20_O_V_N1	20	N	O V N[-1,1]	1,64E-05	0,0164

# 4.2.2. Clasificación entre sismos tipo LP vs VT

Para realizar el análisis de topología se utilizó como preprocesos la aplicación de Offset y Corte. Los mejores resultados variando la cantidad de neuronas se presentan en la Tabla 4.12, donde se estableció un valor fijo de 20 ventanas para representar la señal.

Tabla 4.12: Resultado de clasificación entre sismos LP vs VT utilizando Offset y Corte.

Nombre RNA	Componente	Duración Traza(s)	Neuronas Capa Oculta	Error Global	Error Validación
LIME_9s_O_C_3n	E	9	3	0,2066	0,1550
LIMN_9s_O_C_3n	N	9	3	0,1056	0,1468
LIMZ_12s_O_C_4n	Z	12	4	0,2098	0,1325
LIME_9s_O_C_4n	Е	12	4	0,2477	0,1516
LIMN_9s_O_C_4n	N	9	4	0,1095	0,1393
LIMZ_12s_O_C_5n	Z	12	5	0,1161	0,1312
LIMZ_12s_O_C_7n	Z	12	7	0,1195	0,1374
LIME_9s_O_C_7n	E	9	7	0,2182	0,1536
LIMN_9s_O_C_7n	N	9	7	0,1541	0,1427

De color verde se muestra el menor error de generalización para cada componente; se puede observar que la duración del segmento con mejor rendimiento está entre 9 y 12 segundos, además aumentar la cantidad de neuronas no disminuye el error de generalización, por lo tanto, usar 3, 4 o 5 neuronas permite un desempeño adecua-

do para las RNA. La topología que mejor rendimiento brinda tiene una configuración de 120-5-1.

Ahora llevamos a cabo el mismo entrenamiento, pero exceptuando el corte en el preprocesamiento, con lo cual estamos reduciendo la dimensionalidad en la generación de matrices. Se utilizaron 20 ventanas para representar el segmento del evento sísmico, se varió el número de neuronas entre 2, 3 y 4, y se realizó nuevamente el análisis en la estación Limones con sus tres componentes Z, E y N. La duración de los segmentos fue de 6, 9 y 12 segundos.

Tabla 4.13: Resultado de clasificación entre sismos LP vs VT utilizando Offset.

Nombre RNA	Componente	Duración	Neuronas	Error	Error
Nombie inva	Componente	Traza(s)	Capa Oculta	Global	Validación
LIMZ_20RMS_O_12s_2n	Z	12	2	0,0757	0,1270
LIME_20RMS_O_6s_2n	E	6	2	0,1855	0,1557
LIMN_20RMS_O_9s_2n	Ν	9	2	0,0947	0,1387
LIMZ_20RMS_O_9s	Z	9	3	0,0342	0,1245
LIME_20RMS_O_9s	E	9	3	0,1976	0,1558
LIMN_20RMS_O_9s	N	9	3	0,0220	0,1286
LIMZ_20RMS_O_12s_4n	Z	12	4	0,0962	0,1220
LIME_20RMS_O_9s_4n	Е	9	4	0,2879	0,1550
LIMN_20RMS_O_6s_4n	N	6	4	0,0649	0,1358

En la Tabla 4.13 se muestra de color verde el menor error de generalización para cada componente, se puede observar que la duración del segmento con mejor rendimiento está entre 9 y 12 segundos. Se determina que la generación de la matriz para el posterior entrenamiento no necesariamente debe contener corte en el segmento que genere mayor cantidad de valores RMS relacionados a energía-espectro, con lo cual generamos matrices con mayor dimensionalidad y no es de nuestro interés aumentar la carga computacional. De modo que se recomienda no utilizar corte en el preprocesamiento, ya que se tiene errores de generalización bajos que nos permiten hacer un buen trabajo de clasificación entre sismos tipo LP y VT con una configuración de topología como 20-4-1.

# 4.2.3. Análisis de RNA para cascada usando Energía-Espectro Clasificación sismos LP vs Otros.

El análisis se llevó a cabo aplicando remoción de offset junto a ventaneo, las neuronas en la capa oculta se variaron entre 3, 4 y 5. Las ventanas para representar los registros se establecieron en 60, se realizó un aumento hasta 90 y 120 ventanas sin mostrar mejor rendimiento. Algunos valores mejoraron un 2% con la utilización de 60 ventanas con respecto al análisis de 20 ventanas, motivo por el que se utilizó 60. La duración de los segmentos se varió entre 6 y 16 segundos, ya que es suficiente para obtener una buena representación de la señal sísmica. La Tabla 4.14 muestra los mejores resultados para la discriminación entre sismos LP vs Otros, presentando un acierto de 85%; con topologías de 60-4-1 para los entrenamientos más destacados.

Tabla 4.14: Resultados de clasificación entre sismos LP vs Otros, estación Limones.

Nombre RNA	Componente	Duración Traza(s)	Neuronas Capa Oculta	Error Global	Error Validación
LIMZ_60RMS_O_V_3n_15s_LPOT	Z	15	3	0,1273	0,1436
LIME_60RMS_O_V_3n_12s_LPOT	E	12	3	0,3355	0,1638
LIMN_60RMS_O_V_3n_15s_LPOT	N	15	3	0,0104	0,1591
LIMZ_60RMS_O_V_4n_16s_LPOT	Z	16	4	0,1395	0,1420
LIME_60RMS_O_V_4n_12s_LPOT	E	12	4	0,0975	0,1455
LIMN_60RMS_O_V_4n_16s_LPOT	N	16	4	0,0081	0,1482
LIMZ_60RMS_O_V_5n_16s_LPOT	Z	15	5	0,1462	0,1436
LIME_60RMS_O_V_5n_12s_LPOT	Е	12	5	0,3309	0,1645
LIMN_60RMS_O_V_5n_16s_LPOT	N	16	5	0,0149	0,1520

La Figura 4.4 representa la variación en el error global y error de validación que se presenta al entrenar la RNA con topología 60-4-1 correspondiente a la estación Limones, componente Z. Se observa que con el paso de las iteraciones el error de validación tiende a crecer, de modo que se selecciona el clon 30 como el más apto para la RNA.

**Figura 4.4:** Curvas del error global y error de validación para el entrenamiento con topología 60-4-1 correspondiente a Limones, componente Z.

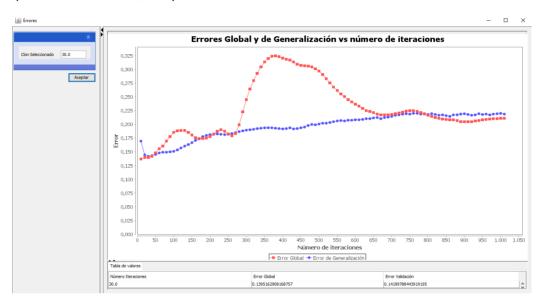


Tabla 4.15: Resultados de clasificación entre sismos LP vs Otros, estación La Mesa.

Nombre RNA	Componente	Duración Traza(s)	Neuronas Capa Oculta	Ventanas	Error Global	Error Validación
MEVZ_60RMS_O_V_3n_14s_LPOT	Z	14	3	60	0,0157	0,1657
MEVE_60RMS_O_V_3n_10s_LPOT	E	10	3	60	0,0922	0,1968
MEVN_60RMS_O_V_3n_11s_LPOT	N	11	3	60	0,0790	0,1899
MEVZ_60RMS_O_V_4n_12s_LPOT	Z	12	4	60	0,1304	0,1772
MEVE_60RMS_O_V_4n_12s_LPOT	E	12	4	60	0,1401	0,1915
MEVN_60RMS_O_V_4n_12s_LPOT	N	12	4	60	0,0836	0,2000
MEVZ_20RMS_O_V_3n_12s_LPOT	Z	12	3	20	0,0927	0,1781
MEVE_20RMS_O_V_3n_12s_LPOT	E	12	3	20	0,2033	0,1902
MEVN_20RMS_O_V_3n_12s_LPOT	N	12	3	20	0,0747	0,2025
MEVZ_20RMS_O_V_4n_15s_LPOT	Z	15	4	20	0,1094	0,1832
MEVE_20RMS_O_V_4n_12s_LPOT	E	12	4	20	0,2109	0,1917
MEVN_20RMS_O_V_4n_12s_LPOT	N	15	4	20	0,0530	0,2060
MEVZ_20RMS_O_V_5n_15s_LPOT	Z	15	5	20	0,1223	0,1796
MEVE_20RMS_O_V_5n_12s_LPOT	E	12	5	20	0,2120	0,1978
MEVN_20RMS_O_V_5n_12s_LPOT	N	12	5	20	0,0536	0,2018

Para la estación La Mesa se muestran errores de generalización más altos que para la estación Limones, como se consigna en la Tabla 4.15, pero son valores que brindan un buen desempeño a la hora de discriminar sismos, los mejores rendimientos

muestran un acierto del 81 al 83 %.

#### ·Clasificación sismos VT vs Otros.

El análisis se llevó a cabo utilizando dos preprocesos: offset y ventaneo. La cantidad de neuronas en la capa oculta se varió entre 3, 4 y 5, las ventanas se variaron entre 20 y 60, además se tomó la duración del segmento entre 6 y 15 segundos. Los resultados de la clasificación entre sismos tipo VT vs Otros para la estación Limones se muestra en la Tabla 4.16, mientras que para la estación La Mesa se muestra en la Tabla 4.17. En la Tabla 4.16 se observa que los mejores rendimientos tienen un acierto del 86-87 % generalmente y no hay variación importante en el error de validación para las diferentes configuraciones de entrenamiento.

Tabla 4.16: Resultados de clasificación de sismos tipo VT vs Otros, estación Limones.

Nombre RNA	Componente	Duración Traza(s)	Neuronas Capa Oculta	Ventanas	Error Global	Error Validación
LIMZ_20RMS_O_V_3n_9s_VTRRR	Z	9	3	20	0,1540	0,1398
LIME_20RMS_O_V_3n_11s_VTRRR	E	11	3	20	0,0931	0,1433
LIMN_20RMS_O_V_3n_11s_VTRRR	N	11	3	20	0,0827	0,1282
LIMZ_20RMS_O_V_4n_10s_VTRRR	Z	10	4	20	0,1265	0,1408
LIME_20RMS_O_V_4n_10s_VTRRR	E	10	4	20	0,1615	0,1512
LIMN_20RMS_O_V_4n_11s_VTRRR	N	11	4	20	0,1048	0,1343
LIMZ_60RMS_O_V_3n_14s_VTRRR	Z	14	3	60	0,1032	0,1387
LIME_60RMS_O_V_3n_14s_VTRRR	Е	14	3	60	0,1021	0,1520
LIMN_60RMS_O_V_3n_14s_VTRRR	N	14	3	60	0,0764	0,1490
LIMZ_60RMS_O_V_4n_10s_VTRRR	Z	10	4	60	0,0365	0,1402
LIME_60RMS_O_V_4n_13s_VTRRR	E	13	4	60	0,0938	0,1509
LIMN_60RMS_O_V_4n_15s_VTRRR	N	15	4	60	0,0716	0,1454

La Figura 4.5 representa la variación en el error global y error de validación que se presenta al entrenar la RNA con topología 20-3-1 correspondiente a la estación Limones, componente Z, donde se observa que el clon 110 tiene el mejor rendimiento, claramente se observa cómo el error global decae y no por eso la RNA toma los clones posteriores. Para la estación La Mesa, cuyos valores están consignados en la Tabla 4.17 se tiene un rendimiento del 85 % en las distintas topologías, pero a diferencia de Limones la duración de la traza fue mayor, los mejores resultados

(color verde) tienen 15 segundos de duración de traza.

**Figura 4.5:** Curvas del error global y error de validación para el entrenamiento con topología 20-3-1 correspondiente a Limones, componente Z

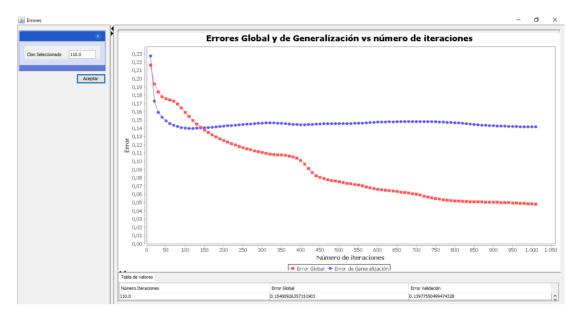


Tabla 4.17: Resultados de clasificación de sismos tipo VT vs Otros, estación La Mesa.

Nombre RNA	Componente	Duración Traza(s)	Neuronas Capa Oculta	Ventanas	Error Global	Error Validación
MEVZ_20RMS_O_V_3n_15s_VTRRR	Z	15	3	20	0,0874	0,1433
MEVE_20RMS_O_V_3n_15s_VTRRR	E	15	3	20	0,1003	0,1528
MEVN_20RMS_O_V_3n_15s_VTRRR	N	15	3	20	0,0014	0,1635
MEVZ_20RMS_O_V_4n_12s_VTRRR	Z	12	4	20	0,0803	0,1381
MEVE_20RMS_O_V_4n_15s_VTRRR	E	15	4	20	0,0849	0,1556
MEVN_20RMS_O_V_4n_9s_VTRRR	N	9	4	20	0,0777	0,1590
MEVZ_20RMS_O_V_5n_15s_VTRRR	Z	15	5	20	0,0634	0,1450
MEVE_20RMS_O_V_5n_15s_VTRRR	E	15	5	20	0,0841	0,1547
MEVN_20RMS_O_V_5n_15s_VTRRR	N	15	5	20	0,0101	0,1584
MEVZ_60RMS_O_V_3n_15s_VTRRR	Z	15	3	60	0,1257	0,1454
MEVE_60RMS_O_V_3n_15s_VTRRR	Е	15	3	60	0,1095	0,1517
MEVN_60RMS_O_V_3n_15s_VTRRR	N	15	3	60	0,0101	0,1491
MEVZ_60RMS_O_V_4n_15s_VTRRR	Z	15	4	60	0,1981	0,1424
MEVE_60RMS_O_V_4n_12s_VTRRR	E	12	4	60	0,1438	0,1619
MEVN_60RMS_O_V_4n_12s_VTRRR	N	12	4	60	0,0257	0,1572
MEVZ_60RMS_O_V_5n_15s_VTRRR	Z	15	5	60	0,1341	0,1523
MEVE_60RMS_O_V_5n_15s_VTRRR	Е	15	5	60	0,1673	0,1641
MEVN_60RMS_O_V_5n_15s_VTRRR	N	15	5	60	0,0461	0,1528

#### ·Clasificación sismos TOR vs Otros.

La Tabla 4.18 y la Tabla 4.19 muestran los resultados correspondientes a la clasificación entre sismos tipo TOR vs Otros para las estaciones Limones y La Mesa, respectivamente. El estudio se realiza estableciendo dos preprocesos fijos: Offset y ventaneo. Se varía la cantidad de neuronas en la capa oculta, el tamaño de las ventanas se establece entre 20 y 60, y la duración de la traza entre 6 y 15 segundos con el fin de mejorar el rendimiento de los entrenamientos.

Tabla 4.18: Resultados de clasificación entre sismos tipo TOR vs Otros, estación Limones

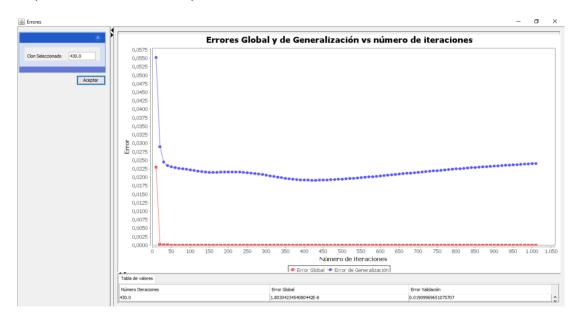
NOMBRE RNA	Componente	Duración Traza(s)	Neuronas Capa Oculta	Ventanas	Error Global	Error Validación
LIMZ_20RMS_O_V_3n_12s_LVTOR	Z	12	3	20	1,45E-04	0,0522
LIME_20RMS_O_V_3n_9s_LVTOR	E	9	3	20	1,97E-05	0,0592
LIMN_20RMS_O_V_3n_9s_LVTOR	N	9	3	20	0,0183	0,0543
LIMZ_20RMS_O_V_4n_15s_LVTOR	Z	15	4	20	3,42E-05	0,0525
LIME_20RMS_O_V_4n_9s_LVTOR	E	9	4	20	4,63E-06	0,0598
LIMN_20RMS_O_V_4n_9s_LVTOR	N	9	4	20	2,40E-02	0,0571
LIMZ_60RMS_O_V_3n_15s_LVTOR	Z	15	3	60	7,62E-08	0,0219
LIME_60RMS_O_V_3n_15_LVTOR	Е	15	3	60	2,23E-04	0,0357
LIMN_60RMS_O_V_3n_15s_LVTOR	N	15	3	60	7,59E-05	0,0353
LIMZ_60RMS_O_V_4n_15s_LVTOR	Z	15	4	60	1,80E-08	0,0191
LIME_60RMS_O_V_4n_15s_LVTOR	E	15	4	60	2,03E-04	0,0365
LIMN_60RMS_O_V_4n_15s_LVTOR	N	15	4	60	1,97E-04	0,0305

Tabla 4.19: Resultados de clasificación entre sismos tipo TOR vs Otros, estación La Mesa

NOMBRE RNA	Componente	Duración Traza(s)	Neuronas Capa Oculta	Ventanas	Error Global	Error Validación
MEVZ_20RMS_O_V_3n_6s_LVTOR	Z	6	3	20	3,67E-04	0,0390
MEVE_20RMS_O_V_3n_6s_LVTOR	E	6	3	20	1,14E-02	0,0535
MEVN_20RMS_O_V_3n_6s_LVTOR	N	6	3	20	5,23E-04	0,0461
MEVZ_20RMS_O_V_4n_6s_LVTOR	Z	6	4	20	5,43E-05	0,0360
MEVE_20RMS_O_V_4n_6s_LVTOR	E	6	4	20	1,20E-02	0,0541
MEVN_20RMS_O_V_4n_6s_LVTOR	N	6	4	20	6,69E-04	0,0460
MEVZ_60RMS_O_V_3n_15s_LVTOR	Z	15	3	60	9,71E-05	0,0353
MEVE_60RMS_O_V_3n_12s_LVTOR	E	12	3	60	1,38E-04	0,0390
MEVN_60RMS_O_V_4n_15s_LVTOR	N	15	3	60	2,00E-03	0,0405
MEVZ_60RMS_O_V_4n_15s_LVTOR	Z	15	4	60	3,68E-08	0,0372
MEVE_60RMS_O_V_4n_15s_LVTOR	E	15	4	60	2,30E-03	0,0420
MEVN_60RMS_O_V_4n_12s_LVTOR	N	12	4	60	2,56E-04	0,0411

En la clasificación entre sismos tipo TOR vs Otros, se puede observar rendimientos con un porcentaje de acierto bastante alto, con valores cerca del 96 % para La Mesa y 97 % en Limones. Al igual que en los otros entrenamientos de clasificación entre eventos no hay diferencias significativas al variar el tamaño de las ventanas. La Figura 4.6 representa la variación en el error global y error de validación que se presenta al entrenar la RNA de topología 60-4-1 correspondiente a la estación Limones, componente Z, donde se observa que el clon 430 tiene el mejor rendimiento en el entrenamiento.

**Figura 4.6:** Variación del error global y error de validación para el entrenamiento de topología 60-4-1 correspondiente a Limones, componente Z



# 4.3. Validación de Resultados

## 4.3.1. Unidades de Sismo vs Unidades de Ruido

Para realizar la validación de los resultados de la cascada, se evalúa el desempeño de RNA entrenadas para discriminar unidades de sismo y unidades de ruido, ya que son quienes activan al sistema identificando los sismos que ingresan como unidades consecutivas.

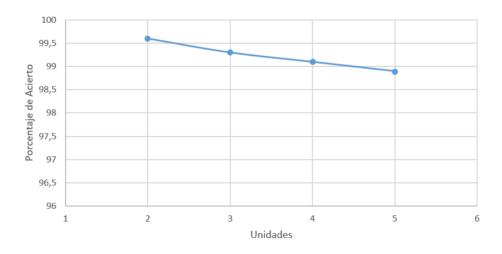
En el periodo para validación, que son 314 días, se obtuvo diariamente una media de 57.4 sismos descartados y 5.6 sismos ingresados de forma manual, llevando a un fallo de detección de 63 sismos diarios. En la Tabla 4.20 se consigna los errores asociados a los eventos que el sistema no detectó, donde se varía la cantidad de unidades que componen los eventos entre 2 unidades que equivalen a 6 segundos hasta 5 unidades que equivalen a 15 segundos, arrojando un acierto de 98-99 % en la clasificación entre unidades de sismo y unidades de ruido.

Tabla 4.20: Variación del Error al aumentar las unidades

Unidades de Sismo	Duración (s)	Error
2	6	0.4
3	9	0.7
4	12	0,9
5	15	1.1

En la Figura 4.7 se observa que, al aumentar la cantidad de unidades de un sismo no se genera una diferencia notable en el error, por lo que la discriminación que se presenta entre unidades de sismo-ruido tiene una alta confiabilidad respecto a la duración del sismo.

Figura 4.7: Variación del porcentaje de acierto con respecto a la cantidad de unidades de sismo



En la sismicidad oficial del periodo de validación, se presenta un error del 11.6 % correspondiente a sismos no detectados por el sistema, es un resultado que demuestra la eficiencia del sistema en cuanto a las RNA predispuestas para clasificar entre unidades de sismo y unidades de ruido. De los eventos que el sistema no detectó, el 1.3 % tiene una amplitud superior a 250 nm/s, con variación de amplitudes desde 284 nm/s hasta 1020 nm/s.

## 4.3.2. Cascada de Clasificación

Debido a la baja amplitud que presentan los sismos en Cumbal y entendiendo que hay mejor caracterización con eventos sísmicos de mayor amplitud, se ha variado este parámetro para analizar el rendimiento de las RNA clasificando sismicidad. En principio, se configuró el sistema para que inicie a clasificar sismos por encima de 150 nm/s, de modo que sismos con amplitud inferior son clasificados como VC. En esta fase se presentan los resultados detallados para amplitudes mayores que 150 nm/s, 250 nm/s, 350 nm/s y 450 nm/s; con sus respectivos errores de clasificación asociados.

Se consigna en la Tabla 4.21, Tabla 4.22, Tabla 4.23 y Tabla 4.24, la cantidad de sismos oficiales que ocurrieron en el periodo de estudio para el volcán Cumbal, datos extraídos de la base de datos del OVSP, donde se puede observar que la sismicidad principalmente corresponde a sismos de tipo VT, este tipo de sismicidad corresponde al 84 % para amplitudes mayores a 150 nm/s (Figura 4.8) y el 88 % para 450 nm/s (Figura 4.9).

Tabla 4.21: Número sismos sobre 150nm/s

SISMO	TOTAL
VT	694
LP	88
VC	22
TO	21

Tabla 4.22: Número sismos sobre 250nm/s

SISMO	TOTAL
VT	255
LP	24
TO	10
VC	8

Tabla 4.23: Número sismos sobre 350nm/s

 SISMO
 TOTAL

 VT
 131

 LP
 10

 TO
 6

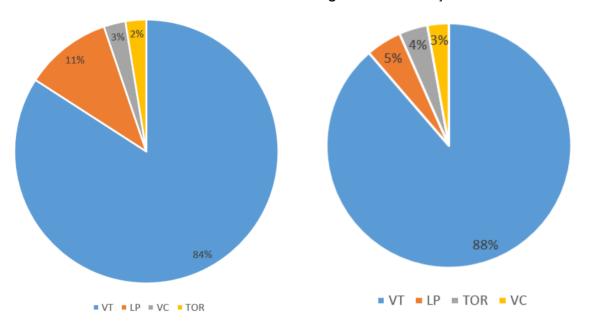
 VC
 4

Tabla 4.24: Número sismos sobre 450nm/s

SISMO	TOTAL
VT	94
LP	5
TOR	4
VC	3

Figura 4.8: Porcentaje sismos sobre 150 nm/s.

Figura 4.9: Porcentaje sismos sobre 450 nm/s



La cantidad de cambios de etiqueta y los tipos de cambio para los sismos se consigna en la Tablas 4.25, Tabla 4.26, Tabla 4.27 y Tabla 4.28. Para amplitudes superiores a 150 nm/s se tiene que la mayoría de cambios son sismos tipo VC a VT, mientras que en el resto de amplitudes se observa que el principal error que muestra la cascada se presenta en el reconocimiento de sismos tipo VT como LP, con errores entre 13.2 % (para 350 nm/s) hasta 16.1 % (para 150 nm/s). En cuanto al acierto presentado para las diferentes amplitudes se tiene que hay un aumento notable entre 150 nm/s; que tiene un error del 41 %, y 350 nm/s y 450 nm/s; con 22.5 % y 22.6 % respectivamente, lo que lleva a priorizar valores cercanos a 350 nm/s de amplitud como el umbral que brinda una mayor confiabilidad en la clasificación de eventos sísmicos.

Tabla 4.25: Cambios sobre 150nm/s

CAMBIO	CANTIDAD DE CAMBIOS
VC a VT	149
LP a VT	133
VC a LP	20
TOR a LP	13
VT a LP	11
VT a VC	5
LP a VC	4
TOR a VT	3

Tabla 4.26: Cambios sobre 250nm/s

CAMBIO	CANTIDAD DE CAMBIOS
LP a VT	46
VC a VT	27
TOR a LP	6
VT a LP	6
VT a VC	2
LP a VC	2
TOR a VT	1
VC a LP	1

Tabla 4.27: Cambios sobre 350nm/s

CAMBIO	CANTIDAD DE CAMBIOS
LP a VT	20
VC a VT	9
VT a LP	3
VT a VC	1
TOR a LP	1

Tabla 4.28: Cambios sobre 450nm/s

CAMBIO	CANTIDAD DE CAMBIOS
LP a VT	15
VC a VT	7
VT a VC	1
TOR a LP	1

En las Figuras 4.10 y 4.11 se observa una notable disminución en los tipos de cambios al aumentar la amplitud umbral del sistema, lo que permite percibir los principales problemas de la cascada para el reconocimiento entre diferentes tipos de sismos.

Figura 4.10: Cambios sobre 150nm/s

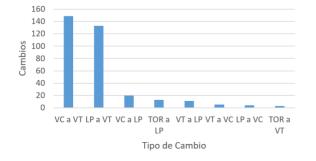
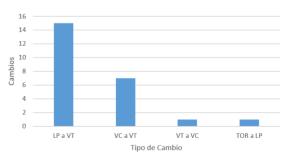


Figura 4.11: Cambios sobre 450nm/s



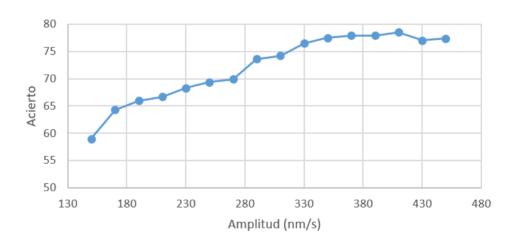
## **Análisis Amplitud-Error**

En la Tabla 4.29 se presenta el error obtenido por la cascada con respecto a la variación de la amplitud umbral, mientras que la Figura 4.12 muestra la variación de amplitud y su correspondiente acierto en la cascada.

Tabla 4.29: Error de la cascada dependiendo de la amplitud

AMPLITUD	ERROR
150	41,0
170	35,7
190	34,0
210	33,3
230	31,7
250	30,6
270	30,1
290	26,4
310	25,8
330	23,5
350	22,5
370	22,1
390	22,1
410	21,5
430	23,0
450	22,6

Figura 4.12: Porcentaje de acierto al variar la amplitud



El porcentaje de acierto muestra un comportamiento creciente hasta los 410 nm/s, donde el sistema tiene su mejor rendimiento de clasificación con un 78.5 % de acier-

to, lo que indica que el sistema tiene una mayor facilidad para caracterizar los sismos cuando la amplitud umbral de las señales que ingresan al sistema están por encima de dicha amplitud.

En la Tabla 4.30 se consigna el error medio que presentan las RNA entrenadas previamente para clasificación de sismos y se compara con el error mostrado por la cascada estableciendo una amplitud umbral superior a 410 nm/s. Se observa que la cascada tiene mejor desempeño para clasificar LP vs Otros y TOR vs Otros, mientras que las RNA individuales tienen un mejor rendimiento para la clasificación entre eventos VT vs Otros.

Tabla 4.30: Error para RNA individuales y Cascada con amplitud superior a 410 nm/s

Clasificación	LPC	Energía-Espectro	Cascada 410nm/s
LP vs Otros	16,1	14,5	14,0
VT vs Otros	11,2	13,7	20,7
TOR vs Otros	9,6	2,8	0,8

# 5. Discusión

Este trabajo se desarrolló con ejemplos del Volcán Cumbal, cuya sismicidad es compleja de clasificar, inclusive de forma manual, debido a que la gran mayoría de sismos tienen amplitudes pequeñas que rozan el nivel del ruido.

Las unidades de ruido mal detectadas por las RNA entrenadas para discriminar entre unidades de sismo-ruido son clasificadas principalmente como sismos de tipo VC. Esto es debido a que las unidades de ruido que ingresan al sistema como unidades de sismo deben cumplir con la secuencia establecida por la cascada de clasificación y en la mayoría de los casos, no se asocia las unidades de ruido a ninguna de las sismicidades que se utilizaron para entrenar las RNA, por lo tanto la cascada etiqueta estos errores como sismos de tipo VC.

Se corrobora estudios de topología de RNA como los mostrados en Cadena [2] utilizando LPC y además se obtiene una topología similar con Energía-Espectro. Inclusive, ésta última arroja una dimensionalidad menor y resultados equivalentes para la clasificación entre diferentes tipos de sismos. Se obtiene además de la topología, un orden de preproceso que permite tener un mayor rendimiento de las RNA y se descarta combinaciones que por el contrario deterioran el desempeño de éstas.

La clasificación que muestra mayor complicación debido a la baja amplitud de la sismicidad presente en Cumbal es la relacionada a sismos VT y LP, ya que el sistema tiende a caracterizar los eventos VT como LP, haciendo de éste el problema más frecuente en la clasificación de sismos y pese a la variación de configuraciones al entrenar las RNA no se evidencia un incremento considerable en el acierto, por lo tanto, seleccionar mejores ejemplos para clasificar esta sismicidad será primordial para obtener una mejor generalización de las RNA y por ende un mejor rendimiento en la cascada.

Lakiy es un soporte computacional dirigido a la detección y clasificación sísmica, que

permite agilizar el proceso de interpretación preliminar del fenómeno con un nivel de confiabilidad importante, esta herramienta necesita una supervisión frecuente por parte del personal experto, ya que ningún sistema automático es 100 % fiable.

# 6. Conclusiones y Recomendaciones

# 6.1. Conclusiones

La representación mediante LPC muestra buenos resultados para discriminar unidades de sismo y ruido, donde se tiene un acierto del 99 %, mientras que la representación con Energía-Espectro presenta un 98 % de acierto; ambas representaciones muestran buenos resultados sin importar la variación de los parámetros al entrenar las RNA.

El sistema reconoció el 88.4 % de la sismicidad oficial ocurrida en el periodo de estudio, mostrando un correcto desempeño de las RNA entrenadas para reconocer unidades de sismo vs unidades de ruido. De los sismos que el sistema no detectó sólo el 1.3 % presenta una amplitud superior a 250 nm/s.

El desempeño mostrado por la cascada tiene una variación de acierto desde el 59 % para sismos con amplitud superior a 150 nm/s (amplitud considerada baja) hasta un 78.5 % con una amplitud de 410 nm/s (amplitud considerada aceptable en cuanto a su relación señal/ruido), siendo este segundo valor el más importante para fundamentar el buen resultado presentado en este trabajo, debido a que la amplitud de los sismos en el Volcán Cumbal, en general es más baja que la presente en otros volcanes. Por ejemplo, para la sismicidad del volcán Galeras, donde la sismicidad evaluada está por encima de 400 nm/s es más sencillo extraer buenos ejemplos para el proceso de entrenamiento de las RNA.

La herramienta computacional Lakiy muestra un desempeño adecuado, tanto para generar matrices con información de los registros sísmicos como para manipular los parámetros que permiten entrenar RNA de manera correcta, además de la cantidad de representaciones, preprocesos y algoritmos que incorpora esta herramienta en su interfaz.

# 6.2. Recomendaciones

Redes neuronales capacitadas en diferentes tipos de ruido mejorarían tanto la detección como la clasificación, evitando que el sistema cometa un menor error por exceso. Por otro lado, evitaría que las RNA tengan que clasificar de manera forzada el ruido que ingresa como sismo de manera errónea.

Utilizar diferentes técnicas de caracterización de la forma de onda, tanto en el dominio del tiempo como en el dominio de las frecuencias, con el objetivo de evaluar su comportamiento en la clasificación de eventos sísmicos.

# Bibliografía

- [1] M. ALBU and G. T. HEYDT. On the use of rms values in power quality assessment. *IEEE transactions on power delivery*, 18(4):1586–1587, 2003.
- [2] O. E. CADENA IBARRA. Detección y clasificación automática de registros sísmicos en el Observatorio Vulcanológico y Sismológico de Pasto utilizando redes neuronales artificiales, 2011.
- [3] A. DAVICES and M. S. LEVENSON. Estimating the root mean square of a wave front and its uncertainty. *Applied Optics*, 40(34):6203–6209, 2001.
- [4] A. DEHGHAN FIROOZABADI, F. SEGUEL, I. SOTO, D. GUEVARA, F. HUENU-PAN, M. CURILEM, and L. FRANCO. Evaluation of Llaima volcano activities for localization and classification of LP, VT and TR events. *Journal of Electrical Engineering*, 68:325–338, Sept. 2017.
- [5] E. DEL PEZZO, A. ESPOSITO, F. GIUDICEPIETRO, M. MARINARO, M. MAR-TINI, and S. SCARPETTA. Discrimination of earthquakes and underwater explosions using neural networks. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 93:215–223, 02 2003.
- [6] D. KRIESEL. A brief introduction to neural networks. dkriesel. com. 2011.
- [7] P. LARRANAGA, I. INZA, and A. MOUJAHID. Tema 8. redes neuronales. *Redes Neuronales*, *U. del P. Vasco*, 12:17, 1997.
- [8] R. LÓPEZ, J. M. FERNÁNDEZ, and J. M. F. FERNÁNDEZ. *Las redes neuronales artificiales*. Netbiblo, 2008.
- [9] T. LUZÓN, M. MARCELINO, et al. Algoritmos avanzados de procesamiento de señal para descripcón y caracterización de señales sismo volcánicas. 2018.
- [10] M. MALFANTE, M. Dalla, J. MARS, and J.-P. METAXIAN. Machine learning for automatic classification of volcano-seismic signatures. pages 2393–2397, 08 2017.

- [11] B. MARTÍN DEL BRIO and S. M. ALFREDO. *Conceptos Básico Sobre Redes Neuronales*, 1997.
- [12] S. G. C. OVPS et al. Volcán Cumbal-Generalidades., 2020.
- [13] A. PALMER, J. MONTAÑO, and R. JIMÉNEZ. Tutorial sobre redes neuronales artificiales: el perceptrón multicapa. *Revista electrónica de psicología*, 5(2), 2001.
- [14] J. G. PROAKIS and D. G. MANOLAKIS. *Tratamiento digital de señales*. Pearson Prentice-Hall, 2007.
- [15] S. SCARPETTA, F. GIUDICEPIETRO, E. C. EZIN, S. PETROSINO, E. Del Pezzo, M. MARTINI, and M. Marinaro. Automatic classification of seismic signals at mt. vesuvius volcano, italy, using neural networks. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 95(1):185–196, 2005.
- [16] A. G. ÁLVAREZ. Diseño de Redes neuronales artificiales no supervisadas orientadas a la inteligencia de negocio. 2016.

# A. Anexo

# A.1. Tablas adicionales de entrenamientos con LPC

## A.1.1. Unidades de sismo vs unidades de ruido

En la Tabla A.1 se consignan los errores de validación asociados al entrenamiento de clasificación entre unidades de sismo y unidades de ruido.

Tabla A.1: Errores de validación de las RNA para establecer un orden de LPC.

		ORDEN 5	i	ORDEN 6			ORDEN 7		
NOMBRE ENTRENAMIENTO	Z	E	N	Z	E	N	Z	E	N
LIM(_)_N[-1,1]OV	0.0054	0.0141	0.0057	0.0108	0.0143	0.0075	0.0106	0.0144	0.0070
LIM(_)_N[0,1]OV	0.0101	0.0140	0.0058	0.0112	0.0140	0.0072	0.0107	0.0143	0.0070
LIM(_)_N[0,1]VO	0.0083	0.0127	0.0069	0.0088	0.0130	0.0078	0.0091	0.0128	0.0060
LIM(_)_ON[-1,1]V	0.0076	0.0138	0.0073	0.0088	0.0090	0.0073	0.0095	0.0140	0.0080
LIM(_)_ON[0,1]V	0.0087	0.0127	0.0075	0.0089	0.0131	0.0071	0.0088	0.0128	0.0070
LIM(_)_OVN[-1,1]	0.0102	0.0136	0.0086	0.0109	0.0138	0.0086	0.0109	0.0136	0.0090
LIM(_)_OVN[0,1]	0.0096	0.0131	0.0079	0.0100	0.0130	0.0074	0.0100	0.0127	0.0090
LIM(_)_VN[-1,1]O	0.0246	0.2485	0.2518	0.2481	0.2506	0.2501	0.2471	0.2525	0.2500
LIM(_)_N[-1,1]VO	0.2237	0.2500	0.2650	0.2218	0.2554	0.2623	0.2299	0.2399	0.2620
LIM(_)_VN[0,1]O	0.2490	0.2493	0.2503	0.2489	0.2495	0.2488	0.2480	0.2502	0.2500
LIM(_)_VON[-1,1]	0.2496	0.2504	0.2490	0.2472	0.2472	0.2511	0.2513	0.2505	0.2510
LIM(_)_VON[-0,1]	0.2490	0.2511	0.2498	0.2504	0.2487	0.2505	0.2497	0.2494	0.2500

# A.1.2. Análisis de RNA para cascada con LPC

#### A.1.2.1. Clasificación sismos LP vs Otros.

En la Tabla A.2 se consignan errores de validación para entrenamientos de RNA para clasificar eventos LP vs Otros. A los eventos se les aplicó offset y normalización entre 0 y 1. En la Tabla A.3 se consignan errores de validación para entrenamientos donde el segmento sísmico tiene corte.

Tabla A.2: Clasificación entre LP vs Otros sin aplicar corte, estación Limones

NOMBRE RNA	Orden	Orden Normalización		СО	COMPONENTE			
NOMBRE RNA	LPC	LPC	Traza (s)	Z	E	N		
LIM (_)-5_N[0,1]_4_ON[0,1]	5	N[0,1]	4	0,1956	0,2059	0,2081		
LIM (_)-6_N[0,1]_4_ON[0,1]	6	N[0,1]	4	0,1970	0,2044	0,1977		
LIM (_)-7_N[0,1]_4_ON[0,1]	7	N[0,1]	4	0,1935	0,1977	0,1987		
LIM (_)-8_N[0,1]_4_ON[0,1]	8	N[0,1]	4	0,1945	0,2019	0,1936		
LIM (_)-5_N[0,1]_4_OV	5	N[0,1]	8	0,2004	0,1850	0,2111		
LIM (_)-6_N[0,1]_4_OV	6	N[0,1]	8	0,1985	0,1625	0,1895		
LIM (_)-7_N[0,1]_4_OV	7	N[0,1]	8	0,1981	0,1632	0,2000		

Tabla A.3: Clasificación entre LP vs Otros aplicando corte, estación Limones

	Duración	Número	Duración		COI	MPONEN	TES
NOMBRE RNA	Traza (s)	de Unidades	de Unidad	Orden LPC	z	E	N
LIM(_)_5_N[0,1]_4_3_2_OC	4	3	2	5	0,2208	0,2061	0,2132
LIM(_)_6_N[0,1]_4_3_2_OC	4	3	2	6	0,2115	0,1808	0,1947
LIM(_)_7_N[0,1]_4_3_2_OC	4	3	2	7	0,2122	0,1966	0,2122
LIM(_)_15_N[0,1]_4_3_2_OC	4	3	2	15	0,2062	0,1543	0,2079
LIM(_)_5_N[-1,1]_4_3_2_OC	4	3	2	5	0,2114	0,2103	0,2164
LIM(_)_6_N[-1,1]_4_3_2_OC	4	3	2	6	0,2290	0,1862	0,1985
LIM(_)_7_N[-1,1]_4_3_2_OC	4	3	2	7	0,2220	0,1996	0,2113
LIM(_)_5_N[0,1]_6_3_3_OC	6	3	3	5	0,1974	0,1894	0,1976
LIM(_)_6_N[0,1]_6_3_3_OC	6	3	3	6	0,1898	0,1523	0,1844
LIM(_)_7_N[0,1]_6_3_3_OC	6	3	3	7	0,1872	0,1644	0,1896
LIM(_)_15_N[0,1]_6_3_3_OC	6	3	3	15	0,2150	0,2037	0,2167
LIM(_)_5_N[-1,1]_6_3_3_OC	6	3	3	5	0,1993	0,1888	0,2081
LIM(_)_6_N[-1,1]_6_3_3_OC	6	3	3	6	0,1990	0,1583	0,1786
LIM(_)_7_N[-1,1]_6_3_3_OC	6	3	3	7	0,1999	0,1691	0,1934
LIM(_)_5_N[0,1]_6_5_2_OC	6	5	2	5	0,1863	0,1823	0,1864
LIM(_)_5_N[0,1]_6_5_2_OC	6	5	2	6	0,1852	0,1670	0,1934
LIM(_)_7_N[0,1]_6_5_2_OC	6	5	2	7	0,1895	0,1780	0,1989
LIM(_)_15_N[0,1]_6_5_2_OC	6	5	2	15	0,1854	0,1804	0,1906
LIM(_)_5_N[-1,1]_6_5_2_OC	6	5	2	5	0,1910	0,1819	0,2148
LIM(_)_6_N[-1,1]_6_5_2_OC	6	5	2	6	0,1972	0,1771	0,2022
LIM(_)_7_N[-1,1]_6_5_2_OC	6	5	2	7	0,2036	0,1746	0,2099
LIM(_)_5_N[0,1]_9_5_3_OC	9	5	3	5	0,1703	0,1773	0,1768
LIM(_)_6_N[0,1]_9_5_3_OC	9	5	3	6	0,1772	0,1575	0,1768
LIM(_)_7_N[0,1]_9_5_3_OC	9	5	3	7	0,1703	0,1771	0,1707
LIM(_)_15_N[0,1]_9_5_3_OC	9	5	3	15	0,1640	0,1759	0,1962
LIM(_)_5_N[-1,1]_9_5_3_OC	9	5	3	5	0,1792	0,1891	0,1873
LIM(_)_6_N[-1,1]_9_5_3_OC	9	5	3	6	0,1864	0,1703	0,1900
LIM(_)_7_N[-1,1]_9_5_3_OC	9	5	3	7	0,1839	0,1989	0,1902
LIM(_)_5_N[0,1]_9_8_2_OC	9	8	2	5	0,1875	0,1747	0,1819
LIM(_)_6_N[0,1]_9_8_2_OC	9	8	2	6	0,1840	0,1834	0,1768
LIM(_)_7_N[0,1]_9_8_2_OC	9	8	2	7	0,1752	0,1883	0,1789
LIM(_)_5_N[-1,1]_9_8_2_OC	9	8	2	5	0,1992	0,1817	0,2013
LIM(_)_6_N[-1,1]_9_8_2_OC	9	8	2	6	0,1724	0,1796	0,178
LIM(_)_7_N[-1,1]_9_8_2_OC	9	8	2	7	0,2051	0,1804	0,1965
LIM(_)_5_N[0,1]_8_3_4_OC	8	3	4	5	0,1732	0,1677	0,1829
LIM(_)_6_N[0,1]_8_3_4_OC	8	3	4	6	0,1732	0,1603	0,1708
LIM(_)_7_N[0,1]_8_3_4_OC	8	3	4	7	0,1727	0,1589	0,1835
LIM(_)_15_N[0,1]_8_3_4_OC	8	3	4	15	0,1614	0,1588	0,1767

#### A.1.2.2. Clasificación sismos VT vs Otros.

En la Tabla A.4 se presentan los resultados del error de validación asociado a RNA entrenadas para clasificar sismos VT vs Otros, entrenamientos donde se aplicó corte. Mientras que la Tabla A.5 presenta resultados para la misma clasificación sin aplicar corte. Estos entrenamientos están configurados con preprocesos como offset y normalización en el rango 0 y 1.

**Tabla A.4:** Clasificación entre VT vs Otros aplicando corte, estación Limones.

	Duración	Número	Duración	Orden	СО	MPONEN	ITE
ENTRENAMIENTO	Traza (s)	Segmentos	Segmentos	LPC	z	E	N
LIM(_)-5_N[0,1]_4_3_2_OC	4	3	2	5	0,0989	0,1262	0,1268
LIM(_)-6_N[0,1]_4_3_2_OC	4	3	2	6	0,0998	0,1273	0,1253
LIM(_)-7_N[0,1]_4_3_2_OC	4	3	2	7	0,0985	0,1269	0,1278
LIM(_)-15_N[0,1]_4_3_2_OC	4	3	2	15	0,1328	0,1212	0,1201
LIM(_)-5_N[-1,1]_4_3_2_OC	4	3	2	5	0,1053	0,1282	0,1263
LIM(_)-6_N[-1,1]_4_3_2_OC	4	3	2	6	0,1023	0,1241	0,1273
LIM(_)-7_N[-1,1]_4_3_2_OC	4	3	2	7	0,1009	0,1236	0,1337
LIM(_)-5_N[0,1]_6_3_3_OC	6	3	3	5	0,1140	0,1291	0,1292
LIM(_)-6_N[0,1]_6_3_3_OC	6	3	3	6	0,1172	0,1262	0,1301
LIM(_)-7_N[0,1]_6_3_3_OC	6	3	3	7	0,1178	0,1267	0,1295
LIM(_)-15_N[0,1]_6_3_3_OC	6	3	3	15	0,1376	0,1230	0,1250
LIM(_)-5_N[-1,1]_6_3_3_OC	6	3	3	5	0,1152	0,1283	0,1305
LIM(_)-6_N[-1,1]_6_3_3_OC	6	3	3	6	0,1108	0,1214	0,1279
LIM(_)-7_N[-1,1]_6_3_3_OC	6	3	3	7	0,1176	0,1242	0,1288
LIM(_)-5_N[0,1]_6_5_2_OC	6	5	2	5	0,1122	0,1275	0,1311
LIM(_)-6_N[0,1]_6_5_2_OC	6	5	2	6	0,1101	0,1237	0,1267
LIM(_)-7_N[0,1]_6_5_2_OC	6	5	2	7	0,1119	0,1268	0,1273
LIM(_)-5_N[-1,1]_6_5_2_OC	6	5	2	5	0,1092	0,1246	0,1296
LIM(_)-6_N[-1,1]_6_5_2_OC	6	5	2	6	0,1064	0,1205	0,1274
LIM(_)-7_N[-1,1]_6_5_2_OC	6	5	2	7	0,1084	0,1232	0,1284
LIM(_)-5_N[0,1]_8_3_4_OC	8	3	4	5	0,1090	0,1310	0,1314
LIM(_)-6_N[0,1]_8_3_4_OC	8	3	4	6	0,1085	0,1236	0,1282
LIM(_)-7_N[0,1]_8_3_4_OC	8	3	4	7	0,1100	0,1212	0,1316
LIM(_)-5_N[-1,1]_8_3_4_OC	8	3	4	5	0,1069	0,1295	0,1320
LIM(_)-6_N[-1,1]_8_3_4_OC	8	3	4	6	0,1087	0,1185	0,1275
LIM(_)-7_N[-1,1]_8_3_4_OC	8	3	4	7	0,1085	0,1198	0,1301
LIM(_)-5_N[0,1]_9_5_3_OC	9	5	3	5	0,1140	0,1286	0,1375
LIM(_)-6_N[0,1]_9_5_3_OC	9	5	3	6	0,1168	0,1273	0,1303
LIM(_)-7_N[0,1]_9_5_3_OC	9	5	3	7	0,1138	0,1266	0,1322
LIM(_)-5_N[-1,1]_9_5_3_OC	9	5	3	5	0,1119	0,1278	0,1444
LIM(_)-6_N[-1,1]_9_5_3_OC	9	5	3	6	0,1177	0,1266	0,1362
LIM(_)-7_N[-1,1]_9_5_3_OC	9	5	3	7	0,1146	0,1269	0,1359

**Tabla A.5:** Clasificación entre VT vs Otros sin aplicar corte, estación Limones.

NOMBRE RNA	Orden Normalización		Duración	COMPONENTE			
NOMBRE RNA	LPC	LPC	Traza (s)	Z	E	N	
LIM (_)-5_N[0,1]_4_OV	5	N[0,1]	4	0,1258	0,1223	0,1455	
LIM (_)-6_N[0,1]_4_OV	6	N[0,1]	4	0,1222	0,1181	0,1319	
LIM (_)-7_N[0,1]_4_OV	7	N[0,1]	4	0,1231	0,1189	0,1340	
LIM (_)-5_N[0,1]_4_O	5	N[0,1]	4	0,1150	0,1346	0,1310	
LIM (_)-6_N[0,1]_4_O	6	N[0,1]	8	0,1107	0,1308	0,1272	
LIM (_)-7_N[0,1]_4_O	7	N[0,1]	8	0,1111	0,1325	0,1276	

#### A.1.2.3. Clasificación sismos TOR vs Otros.

En la Tabla A.6 se consignan los resultados del error de validación para los entrenamientos asociados a la clasificación entre eventos TOR vs Otros, donde se aplicó corte. En la Tabla A.7 se presentan los errores de validación sin aplicar corte a los eventos sísmicos.

Tabla A.6: Clasificación entre TOR vs Otros aplicando corte, estación Limones.

NOMBBE BUA	Duración	Número	Duración	Orden	CO	MPONEN	ITE
NOMBRE RNA	Traza (s)	Segmentos	Segmento	LPC	Z	E	N
LIM(_)-5-N[0,1]_4_3_2_OC	4	3	2	5	0,1604	0,1879	0,2023
LIM(_)-6-N[0,1]_4_3_2_OC	4	3	2	6	0,1586	0,1665	0,1821
LIM(_)-7-N[0,1]_4_3_2_OC	4	3	2	7	0,1360	0,1692	0,1943
LIM(_)-15-N[0,1]_4_3_2_OC	4	3	2	15	0,1139	0,1289	0,1543
LIM(_)-20-N[0,1]_4_3_2_OC	4	3	2	20	0,1181	0,1212	0,1435
LIM(_)-5-N[0,1]_6_3_3_OC	6	3	3	5	0,1342	0,1671	0,1947
LIM(_)-6-N[0,1]_6_3_3_OC	6	3	3	6	0,1518	0,1359	0,1544
LIM(_)-7-N[0,1]_6_3_3_OC	6	3	3	7	0,1364	0,1471	0,1758
LIM(_)-15-N[0,1]_6_3_3_OC	6	3	3	15	0,1165	0,1448	0,1222
LIM(_)-5-N[0,1]_6_5_2_OC	6	5	2	5	0,1244	0,1760	0,1738
LIM(_)-6-N[0,1]_6_5_2_OC	6	5	2	6	0,1011	0,1467	0,1408
LIM(_)-7-N[0,1]_6_5_2_OC	6	5	2	7	0,1099	0,1417	0,1571
LIM(_)-15-N[0,1]_6_5_2_OC	6	5	2	15	0,0914	0,1397	0,1149
LIM(_)-5-N[0,1]_8_3_4_OC	8	3	4	5	0,1322	0,1355	0,1626
LIM(_)-6-N[0,1]_8_3_4_OC	8	3	4	6	0,1450	0,1218	0,1355
LIM(_)-7-N[0,1]_8_3_4_OC	8	3	4	7	0,1187	0,1340	0,1281
LIM(_)-15-N[0,1]_8_3_4_OC	8	3	4	15	0,0828	0,1424	0,1150
LIM(_)-5-N[0,1]_9_5_3_OC	9	5	3	5	0,1545	0,1088	0,1580
LIM(_)-6-N[0,1]_9_5_3_OC	9	5	3	6	0,1412	0,1052	0,1242
LIM(_)-7-N[0,1]_9_5_3_OC	9	5	3	7	0,1298	0,0976	0,1338
LIM(_)-15-N[0,1]_9_5_3_OC	9	5	3	15	0,0859	0,0966	0,1098

**Tabla A.7:** Clasificación entre TOR vs Otros sin aplicar corte, estación Limones.

NOMBRE DNA	Orden	Orden Normalización		COMPONENTE			
NOMBRE RNA	LPC	LPC	Traza (s)	Z	E	N	
LIM(_)-5_N[0,1]_4_OV	5	N[0,1]	4	0,2061	0,211	0,222	
LIM(_)-6_N[0,1]_4_OV	6	N[0,1]	4	0,208	0,1827	0,2034	
LIM(_)-7_N[0,1]_4_OV	7	N[0,1]	4	0,2134	0,1978	0,2116	
LIM(_)-15_N[0,1]_4_OV	15	N[0,1]	4	0,1498	0,1608	0,1432	
LIM(_)-5_N[0,1]_4_O	5	N[0,1]	8	0,1936	0,2126	0,2252	
LIM(_)-6_N[0,1]_4_O	6	N[0,1]	8	0,1878	0,193	0,1873	
LIM(_)-7_N[0,1]_4_O	7	N[0,1]	8	0,1743	0,2063	0,2121	
LIM(_)-15_N[0,1]_4_O	15	N[0,1]	8	0,1212	0,1583	0,1325	

# A.2. Tablas adicionales de entrenamientos con Energía-Espectro.

## A.2.1. Unidades de sismo vs unidades de ruido

En la Tabla A.8 se consignan los errores de validación asociados al entrenamiento de clasificación entre unidades de sismo y unidades de ruido.

**Tabla A.8:** Errores de validación de las RNA para clasificar unidades de Sismo vs Ruido, estación Limones.

	15	15 VENTANAS 20 VENTANAS 25 VENTANAS			20 VENTANAS			AS	
NOMBRE RNA	Z	E	N	Z	E	N	Z	E	N
LIM(_)_O N[-1,1] V	0,0226	0,0517	0,0237	0,0141	0,0505	0,0248	0,0180	0,0417	0,0185
LIM(_)_O N[0,1] V	0,0252	0,0568	0,0385	0,0225	0,0550	0,0376	0,0191	0,0383	0,0486
LIM(_)_O V N[-1,1]	0,0168	0,0404	0,0169	0,0150	0,0364	0,0164	0,0142	0,0336	0,0234
LIM(_)_O V N[0,1]	0,0161	0,0379	0,0150	0,0140	0,0380	0,0176	0,0150	0,0354	0,0196
LIM(_)_N[-1,1] O V	0,0176	0,0369	0,0147	0,0142	0,0380	0,0192	0,0151	0,0351	0,0247
LIM(_)_N[0,1] O V	0,0163	0,0414	0,0169	0,0152	0,0380	0,0175	0,0144	0,0325	0,0229
LIM(_)_N[0,1] V O	0,0391	0,0551	0,0381	0,0285	0,0496	0,0376	0,0190	0,0525	0,0374
LIM(_)_N[-1,1] V O	0,2366	0,2385	0,2326	0,2429	0,2446	0,2375	0,2389	0,2421	0,2351
LIM(_)_V N[-1,1] O	0,2481	0,2508	0,2610	0,2476	0,2535	0,2469	0,2490	0,2668	0,2488
LIM(_)_V N[0,1] O	0,2498	0,2561	0,2499	0,2473	0,2582	0,2590	0,2494	0,2502	0,2498
LIM(_)_V O N[-1,1]	0,2513	0,2676	0,2629	0,2488	0,2515	0,2492	0,2488	0,2610	0,2534
LIM(_)_V O N[0,1]	0,2497	0,2501	0,2486	0,2663	0,2478	0,2504	0,2587	0,2562	0,2495

# A.2.2. Análisis de RNA para cascada con Energía-Espectro

#### A.2.2.1. Clasificación sismos LP vs Otros.

En la Tabla A.9 se consigna el error de validación de los entrenamientos para clasificar sismos tipo LP vs Otros, donde se aplica offset y un tamaño fijo de 20 ventanas. En la Tabla A.10 se consignan los errores de validación de las RNA aplicando offset, ventaneo y aumentando el número de ventanas a 60.

Tabla A.9: Clasificación entre sismos LP vs Otros sólo con offset, 20 ventanas, estación Limones

NOMBRE BUA	Duración	Neuronas	СО	MPONEN	ITE
NOMBRE RNA	Traza (s)	capa oculta	Z	E	N
LIM(_)_20RMS_O_4s_LPOT	4	3	0,1862	0,1849	0,2040
LIM(_)_20RMS_O_5s_LPOT	5	3	0,1912	0,1820	0,2016
LIM(_)_20RMS_O_6s_LPOT	6	3	0,1903	0,1703	0,1913
LIM(_)_20RMS_O_7s_LPOT	7	3	0,1638	0,1789	0,1940
LIM(_)_20RMS_O_8s_LPOT	8	3	0,1699	0,1833	0,1914
LIM(_)_20RMS_O_9s_LPOT	9	3	0,1701	0,1840	0,1785
LIM(_)_20RMS_O_10s_LPOT	10	3	0,1650	0,1819	0,1775
LIM(_)_20RMS_O_11s_LPOT	11	3	0,1704	0,1930	0,1738
LIM(_)_20RMS_O_12s_LPOT	12	3	0,1683	0,1931	0,1768
LIM(_)_20RMS_O_4n_6s_LPOT	6	4	0,1824	0,1736	0,1899
LIM(_)_20RMS_O_4n 7s_LPOT	7	4	0,1716	0,1804	0,1809
LIM(_)_20RMS_O_4n 8s_LPOT	8	4	0,1731	0,1755	0,1733
LIM(_)_20RMS_O_4n_9s_LPOT	9	4	0,1692	0,1770	0,1784
LIM(_)_20RMS_O_4n_10s_LPOT	10	4	0,1694	0,1779	0,1791
LIM(_)_20RMS_O_4n_11s_LPOT	11	4	0,1608	0,1865	0,1797
LIM(_)_20RMS_O_4n _12s_LPOT	12	4	0,1584	0,1773	0,1799
LIM(_)_20RMS_O_5n_6s_LPOT	6	5	0,1856	0,1809	0,1833
LIM(_)_20RMS_O_5n_7s_LPOT	7	5	0,1669	0,1824	0,1926
LIM(_)_20RMS_O_5n 8s_LPOT	8	5	0,1663	0,1758	0,1869
LIM(_)_20RMS_O_5n 9s_LPOT	9	5	0,1655	0,1814	0,1908
LIM(_)_20RMS_O_5n 10s_LPOT	10	5	0,1673	0,1775	0,1782
LIM(_)_20RMS_O_5n_11s_LPOT	11	5	0,1728	0,1780	0,1860
LIM(_)_20RMS_O_5n_12s_LPOT	12	5	0,1604	0,1895	0,1788
LIM(_)_20RMS_O_7n_6s_LPOT	6	7	0,1867	0,1820	0,1813
LIM(_)_20RMS_O_7n_7s_LPOT	7	7	0,1720	0,1807	0,1886
LIM(_)_20RMS_O_7n_8s_LPOT	8	7	0,1694	0,1816	0,1850
LIM(_)_20RMS_O_7n_9s_LPOT	9	7	0,1647	0,1742	0,1788
LIM(_)_20RMS_O_7n_10s_LPOT	10	7	0,1710	0,1750	0,1743
LIM(_)_20RMS_O_7n_11s_LPOT	11	7	0,1648	0,1844	0,1842
LIM(_)_20RMS_O_7n_12s_LPOT	12	7	0,1702	0,1897	0,1793

**Tabla A.10:** Clasificación entre sismos LP vs Otros con offset y ventaneo, 60 ventanas, estación Limones

NOMBBE	Duración	Neuronas	СО	MPONEN	ITE
NOMBRE	Traza (s)	capa oculta	Z	E	N
LIM(_)_60RMS_O_V_3n_10s_LPOT	10	3	0,1476	0,1702	0,1632
LIM(_)_60RMS_O_ V_3n 11s_LPOT	11	3	0,1475	0,1698	0,1613
LIM(_)_60RMS_O_ V_3n 12s_LPOT	12	3	0,1464	0,1638	0,1673
LIM(_)_60RMS_O_ V_3n_13s_LPOT	13	3	0,1463	0,1646	0,1647
LIM(_)_60RMS_O_ V_3n_14s_LPOT	14	3	0,1432	0,1714	0,1665
LIM(_)_60RMS_O_ V_3n_15s_LPOT	15	3	0,1436	0,1704	0,1591
LIM(_)_60RMS_O_ V_3n _16s_LPOT	16	3	0,1432	0,1715	0,1568
LIM(_)_60RMS_O_ V_3n_17s_LPOT	17	3	0,1485	0,1746	0,1594
LIM(_)_60RMS_O_ V_3n_18s_LPOT	18	3	0,1499	0,1748	0,1669
LIM(_)_60RMS_O_ V_4n 6s_LPOT	6	4	0,1471	0,1802	0,1776
LIM(_)_60RMS_O_ V_4n 7s_LPOT	7	4	0,1642	0,1797	0,1728
LIM(_)_60RMS_O_ V_4n 8s_LPOT	8	4	0,1606	0,1671	0,1716
LIM(_)_60RMS_O_ V_4n_9s_LPOT	9	4	0,1561	0,1728	0,1622
LIM(_)_60RMS_O_ V_4n_10s_LPOT	10	4	0,1511	0,1710	0,1535
LIM(_)_60RMS_O_ V_4n_11s_LPOT	11	4	0,1497	0,1605	0,1650
LIM(_)_60RMS_O_ V_4n_12s_LPOT	12	4	0,1476	0,1456	0,1622
LIM(_)_60RMS_O_ V_4n_13s_LPOT	13	4	0,1489	0,1678	0,1601
LIM(_)_60RMS_O_ V_4n_14s_LPOT	14	4	0,1453	0,1681	0,1628
LIM(_)_60RMS_O_ V_4n_15s_LPOT	15	4	0,1449	0,1687	0,1555
LIM(_)_60RMS_O_ V_4n_16s_LPOT	16	4	0,1420	0,1758	0,1482
LIM(_)_60RMS_O_ V_4n_17s_LPOT	17	4	0,1460	0,1719	0,1563
LIM(_)_60RMS_O_ V_4n_18s_LPOT	18	4	0,1487	0,1717	0,1556
LIM(_)_60RMS_O_ V_4n_19s_LPOT	19	4	0,1539	0,1776	0,1664
LIM(_)_60RMS_O_ V_4n_20s_LPOT	20	4	0,1513	0,1747	0,1567
LIM(_)_60RMS_O_ V_4n_21s_LPOT	21	4	0,1811	0,2071	0,1962
LIM(_)_60RMS_O_ V_5n_10s_LPOT	10	5	0,1472	0,1683	0,1664
LIM(_)_60RMS_O_ V_5n_11s_LPOT	11	5	0,1492	0,1739	0,1657
LIM(_)_60RMS_O_ V_5n_12s_LPOT	12	5	0,1485	0,1645	0,1624
LIM(_)_60RMS_O_ V_5n_13s_LPOT	13	5	0,1496	0,1702	0,1581
LIM(_)_60RMS_O_ V_5n_14s_LPOT	14	5	0,1485	0,1689	0,1575
LIM(_)_60RMS_O_ V_5n_15s_LPOT	15	5	0,1436	0,1712	0,1568
LIM(_)_60RMS_O_ V_5n_16s_LPOT	16	5	0,1451	0,1758	0,1520
LIM(_)_60RMS_O_ V_5n_17s_LPOT	17	5	0,1463	0,1722	0,1604
LIM(_)_60RMS_O_ V_5n_18s_LPOT	18	5	0,1437	0,1709	0,1599

## A.2.2.2. Clasificación sismos VT vs Otros.

En la Tabla A.11 se consigna el error de validación de los entrenamientos para clasificar sismos tipo VT vs Otros, donde se aplica offset y ventaneo, además se configura el entrenamiento con un tamaño de 20 ventanas. En la Tabla A.12 se consignan los errores de validación de las RNA aplicando offset, ventaneo y un tamaño de 60 ventanas para la representación del evento sísmico.

**Tabla A.11:** Clasificación sismos tipo VT vs Otros con offset y ventaneo, 20 ventanas, estación Limones

NOMBE BUA	Duración	Neuronas	COMPONENTE		
NOMBRE RNA	Traza (s)	capa oculta	z	E	N
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_4s_VTRRR	4	3	0,1780	0,1638	0,1725
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_5s_VTRRR	5	3	0,1656	0,1897	0,1681
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_6s_VTRRR	6	3	0,1513	0,1724	0,1666
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_7s_VTRRR	7	3	0,1396	0,1680	0,1505
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_8s_VTRRR	8	3	0,1465	0,1594	0,1508
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_9s_VTRRR	9	3	0,1398	0,1527	0,1400
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_10s_VTRRR	10	3	0,1476	0,1465	0,1387
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_11s_VTRRR	11	3	0,1424	0,1434	0,1282
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_12s_VTRRR	12	3	0,1465	0,1515	0,1435
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_13s_VTRRR	13	3	0,1543	0,1551	0,1412
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_14s_VTRRR	14	3	0,1529	0,1594	0,1363
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_15s_VTRRR	15	3	0,1630	0,1699	0,1427
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_16s_VTRRR	16	3	0,1605	0,1705	0,1444
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_17s_VTRRR	17	3	0,1678	0,1540	0,1430
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_18s_VTRRR	18	3	0,1555	0,1814	0,1469
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_19s_VTRRR	19	3	0,1654	0,1848	0,1476
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_20s_VTRRR	20	3	0,1690	0,1832	0,1534
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_21s_VTRRR	21	3	0,1750	0,1993	0,1668
LIM(_)_20RMS_O_V_4n_7s_VTRRR	7	4	0,1502	0,1704	0,1574
LIM(_)_20RMS_O_V_4n_8s_VTRRR	8	4	0,1444	0,1610	0,1486
LIM(_)_20RMS_O_V_4n_9s_VTRRR	9	4	0,1436	0,1559	0,1427
LIM(_)_20RMS_O_V_4n_10s_VTRRR	10	4	0,1408	0,1513	0,1384
LIM(_)_20RMS_O_V_4n_11s_VTRRR	11	4	0,1451	0,1536	0,1343
LIM(_)_20RMS_O_V_4n_12s_VTRRR	12	4	0,1476	0,1576	0,1383
LIM(_)_20RMS_O_V_4n_13s_VTRRR	13	4	0,1553	0,1570	0,1420
LIM(_)_20RMS_O_V_4n_14s_VTRRR	14	4	0,1578	0,1553	0,1443
LIM(_)_20RMS_O_V_4n_15s_VTRRR	15	4	0,1584	0,1661	0,1452
LIM(_)_20RMS_O_V_4n_16s_VTRRR	16	4	0,1636	0,1672	0,1428

**Tabla A.12:** Clasificación sismos tipo VT vs Otros con offset y ventaneo, 60 ventanas, estación Limones

NOMBRE RNA	Duración	Neuronas	COMPONENTE		
	Traza (s)	capa oculta	Z	E	N
LIM(_)_60RMS_O_V_3n_9s_VTRRR	9	3	0,1479	0,1642	0,1544
LIM(_)_60RMS_O_V_3n_10S_VTRRR	10	3	0,1538	0,1672	0,1590
LIM(_)_60RMS_O_V_3n_11s_VTRRR	11	3	0,1453	0,1567	0,1546
LIM(_)_60RMS_O_V_3n_12s_VTRRR	12	3	0,1585	0,1541	0,1553
LIM(_)_60RMS_O_V_3n_13s_VTRRR	13	3	0,1599	0,1649	0,1521
LIM(_)_60RMS_O_V_3n_14s_VTRRR	14	3	0,1388	0,1520	0,1490
LIM(_)_60RMS_O_V_3n_15s_VTRRR	15	3	0,1578	0,1635	0,1523
LIM(_)_60RMS_O_V_4n_9s_VTRRR	9	4	0,1456	0,1755	0,1551
LIM(_)_60RMS_O_V_4n_10s_VTRRR	10	4	0,1402	0,1707	0,1585
LIM(_)_60RMS_O_V_4n_11s_VTRRR	11	4	0,1474	0,1592	0,1598
LIM(_)_60RMS_O_V_4n_12s_VTRRR	12	4	0,1443	0,1632	0,1530
LIM(_)_60RMS_O_V_4n_13s_VTRRR	13	4	0,1617	0,1509	0,1472
LIM(_)_60RMS_O_V_4n_14s_VTRRR	14	4	0,1573	0,1547	0,1519
LIM(_)_60RMS_O_V_4n_15s_VTRRR	15	4	0,1424	0,1666	0,1455

#### A.2.2.3. Clasificación sismos TOR vs Otros.

En la Tabla A.13 se consigna el error de validación de los entrenamientos de RNA para clasificar sismos tipo TOR vs Otros, donde se aplica offset y ventaneo, además que el valor fijo de 20 ventanas en la representación del registro sísmico. En la Tabla A.14 se consignan los errores de validación de las RNA aplicando offset ventaneo y un tamaño de 60 ventanas para la representación del evento.

**Tabla A.13:** Clasificación entre sismos tipo TOR vs Otros con offset y ventaneo, 20 ventanas, estación Limones

NOMBRE RNA	Duración	Neuronas	COMPONENTE		
	Traza (s)	capa oculta	Z	E	N
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_6s_LVTOR	6	3	0,0607	0,0580	0,0680
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_9s_LVTOR	9	3	0,0545	0,0592	0,0543
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_12s_LVTOR	12	3	0,0522	0,0637	0,0632
LIM(_)_20RMS_O_V_3n_15s_LVTOR	15	3	0,0556	0,0655	0,0686
LIM(_)_20RMS_O_V_4n_6s_LVTOR	6	4	0,0584	0,0624	0,0693
LIM(_)_20RMS_O_V_4n_9s_LVTOR	9	4	0,0554	0,0598	0,0571
LIM(_)_20RMS_O_V_4n_12s_LVTOR	12	4	0,0525	0,0640	0,0630
LIM(_)_20RMS_O_V_4n_15s_LVTOR	15	4	0,0525	0,0669	0,0613

**Tabla A.14:** Clasificación entre sismos tipo TOR vs Otros con offset y ventaneo, 60 Ventanas, estación Limones

NOMBRE RNA	Duración	Neuronas	COMPONENTE		
	Traza (s)	capa oculta	Z	E	N
LIM(_)_60RMS_O_V_3n_6s_LVTOR	6	3	0,0468	0,0500	0,0644
LIM(_)_60RMS_O_V_3n_9s_LVTOR	9	3	0,0362	0,0405	0,0480
LIM(_)_60RMS_O_V_3n_12s_LVTOR	12	3	0,0301	0,0371	0,0446
LIM(_)_60RMS_O_V_3n_15s_LVTOR	15	3	0,0219	0,0357	0,0353
LIM(_)_60RMS_O_V_4n_6s_LVTOR	6	4	0,0477	0,5000	0,0658
LIM(_)_60RMS_O_V_4n_9s_LVTOR	9	4	0,0336	0,0468	0,0482
LIM(_)_60RMS_O_V_4n_12s_LVTOR	12	4	0,0352	0,0373	0,0470
LIM(_)_60RMS_O_V_4n_15s_LVTOR	15	4	0,0191	0,0365	0,0305