



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES

“Implementación de un sistema clasificador de microterremotos del volcán Cotopaxi basado en técnicas de Deep Learning”

Autores: Iván Alejandro Iglesias Giler, Luis Alejandro Rosero Arciniega

Director del Proyecto: Ing. Román Alcides Lara Cueva, PhD.

Cotutor: Ing. Julio César Larco Bravo, MSc.

7 de julio de 2023

VERSIÓN: 1.1



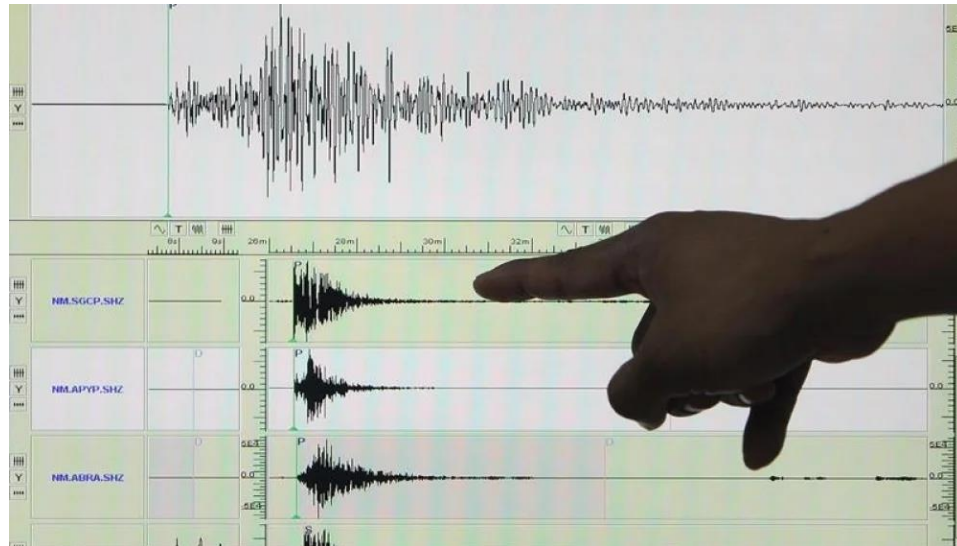
Agenda

- 1.- **Introducción**
- 2.- **Desarrollo**
- 3.- **Pruebas y Resultados**
- 4.- **Conclusiones y Trabajos futuros**



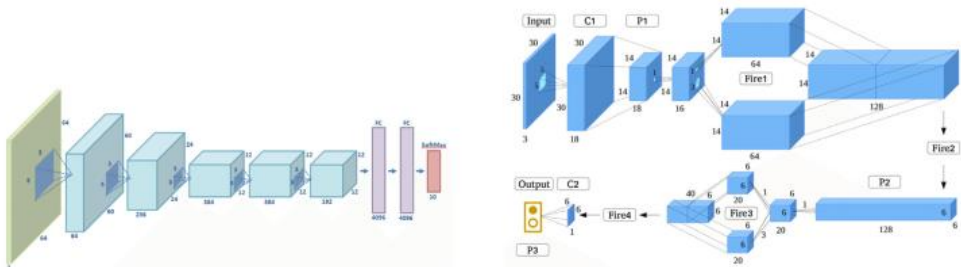
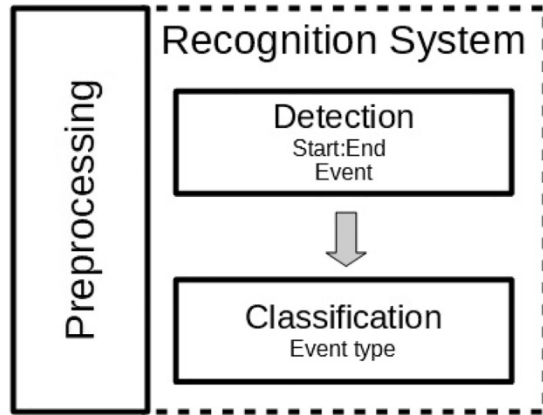
1. Introducción

Motivación e Importancia



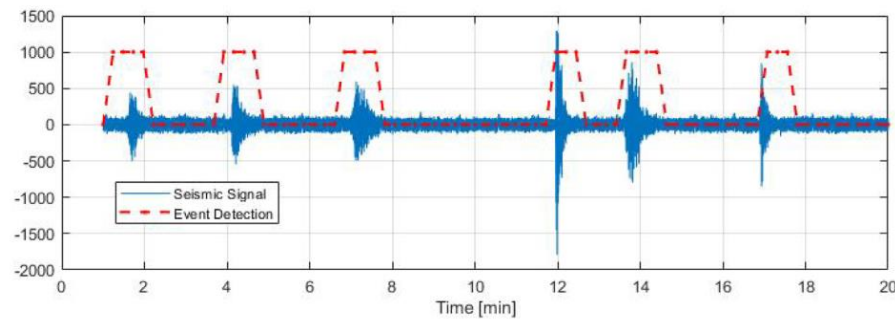
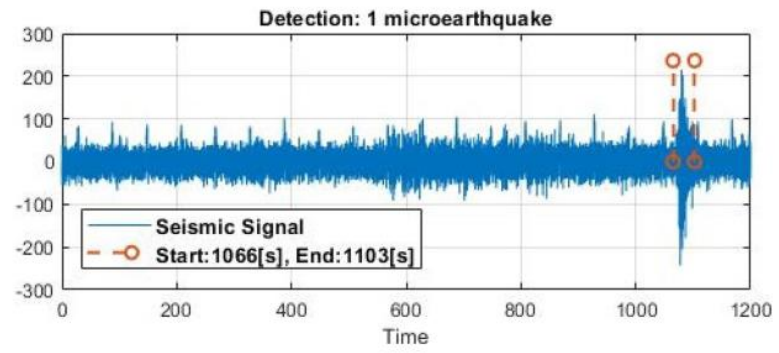
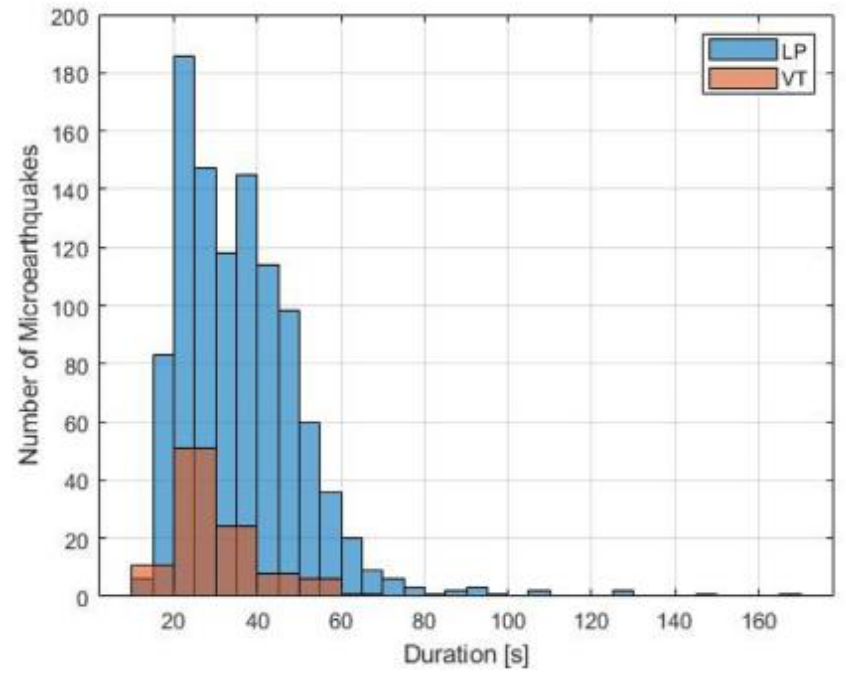
1. Introducción

Antecedentes



(a) AlexNet [26]

(b) SqueezeNet [27]



1. Introducción

Objetivos

General

- Implementar un sistema clasificador de microterremotos del volcán Cotopaxi mediante técnicas de Deep Learning (DL)

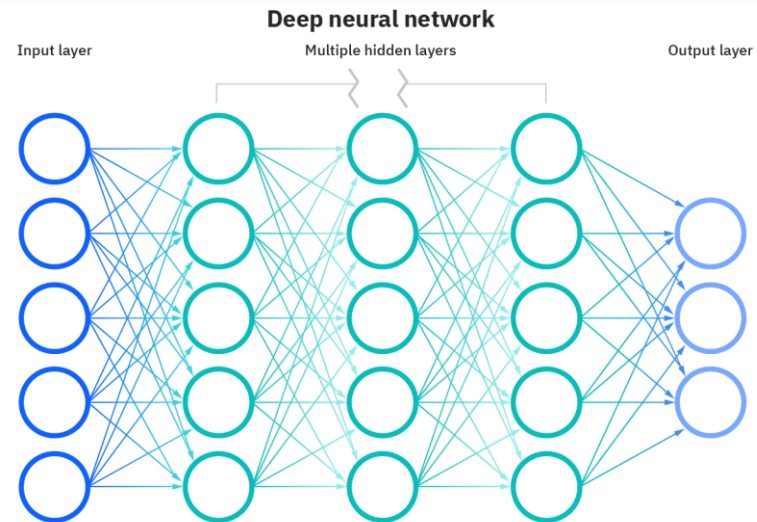
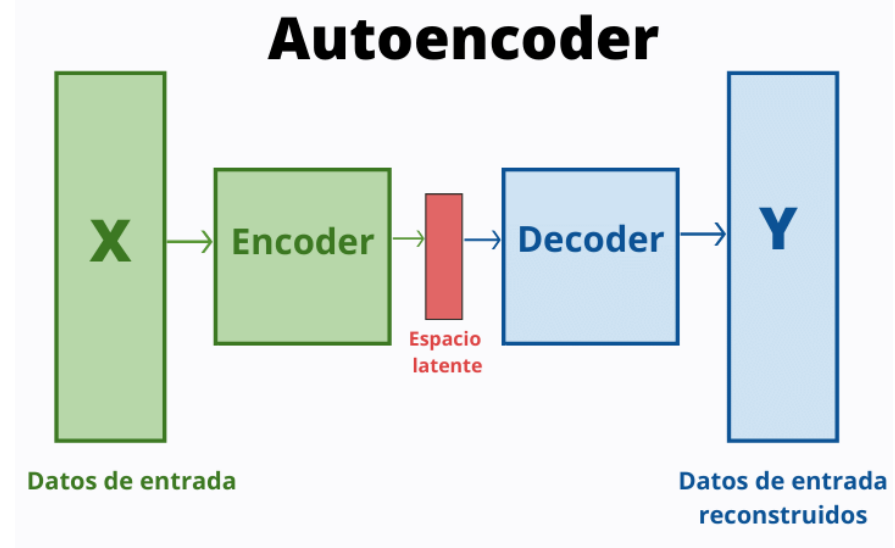
Específicos

- Identificar las bases de datos de Eventos Sismo Volcánicos (ESV) reales y sintéticos generados mediante Data Augmentation (DA) disponibles para trabajar con técnicas de DL.
- Desarrollar algoritmos basados en DL para clasificar eventos Largo Período (LP) y Volcano Tectónico (VT) a través de Autoencoder y Deep Neural Network (DNN).
- Evaluar el desempeño de los clasificadores mediante el análisis de las métricas de rendimiento con base de datos real, sintética y mixta.
- Comparar los resultados entre la clasificación de Autoencoder y DNN.



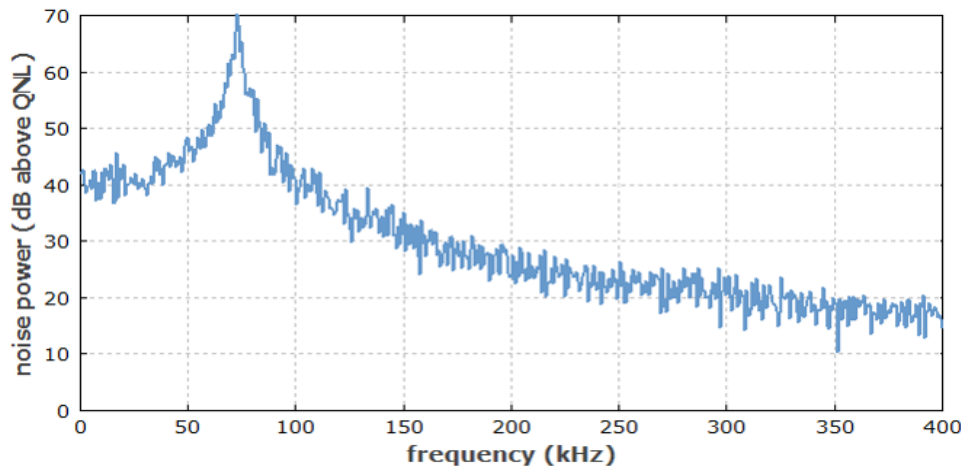
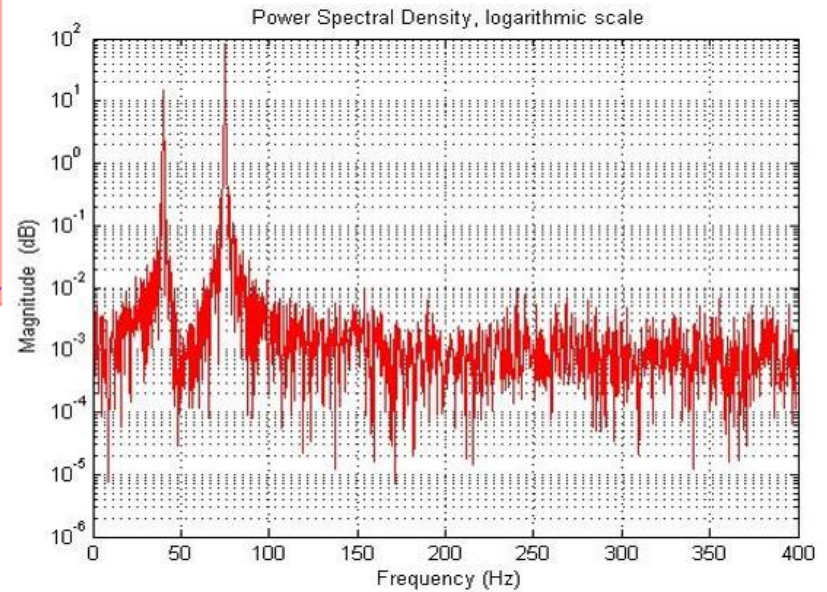
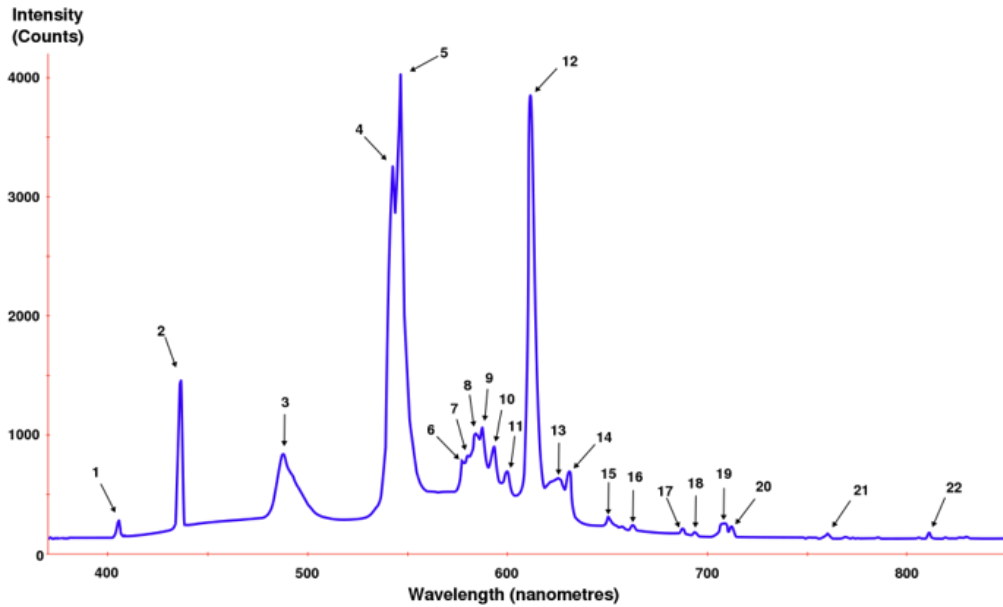
2. Desarrollo

Análisis Deep Learning



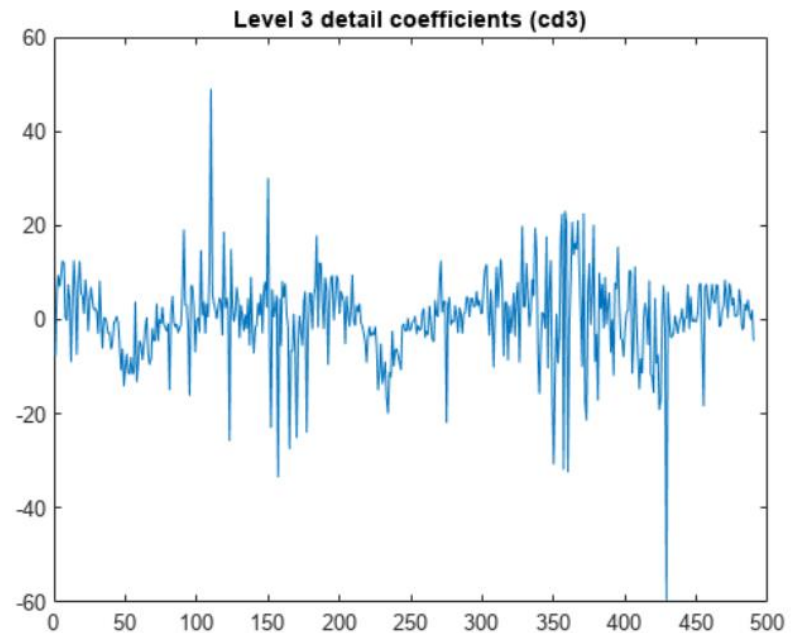
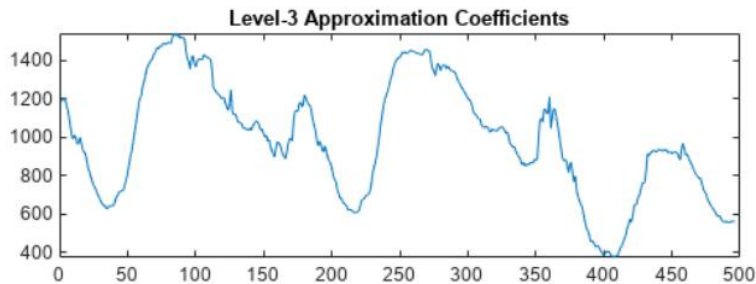
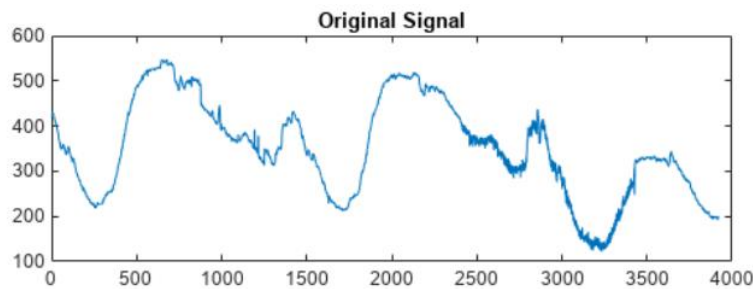
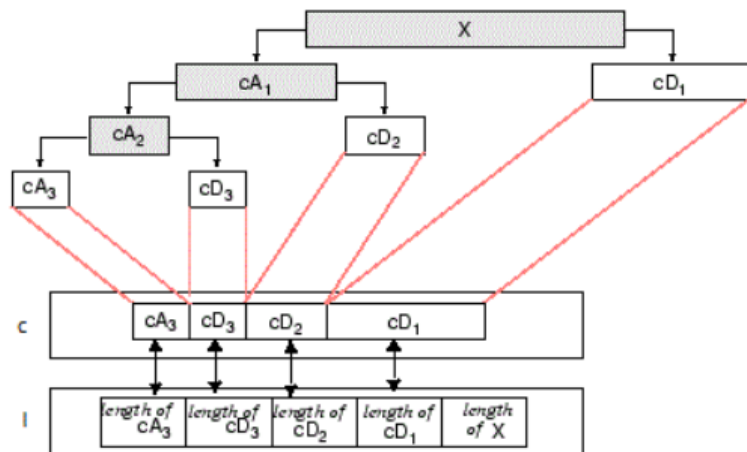
2. Desarrollo

Densidad Espectral de Potencia



2. Desarrollo

Procesamiento Transformada Wavelet



2. Desarrollo

Métricas de Rendimiento

Matriz de confusión, modelo con dos clases.

		Clase Verdadera	
		Positivo	Negativo
Clase Predicha	Positivo	TP	FP
	Negativo	FN	TN

$$\text{Exactitud} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$\text{Precisión} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{Especificidad} = \frac{TN}{TN + FP}$$

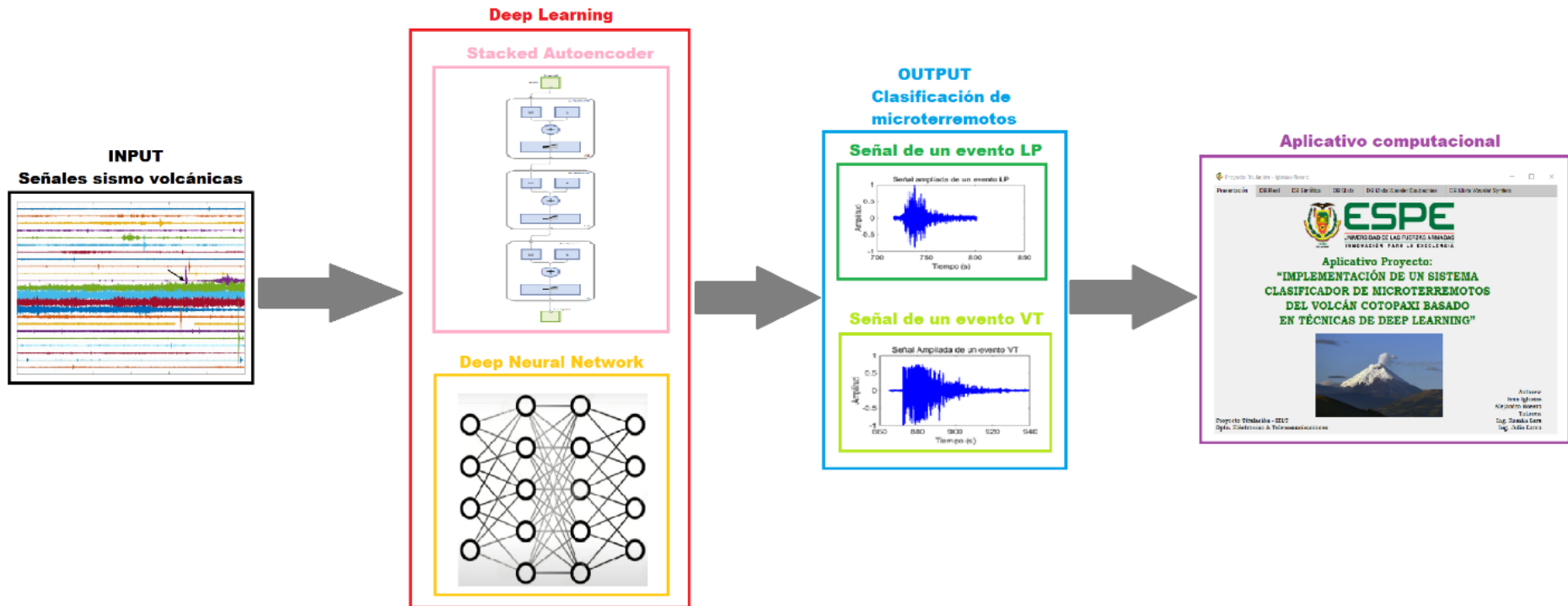
$$\text{Sensibilidad} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{BER} = 1 - \left(\frac{\text{Sensibilidad} + \text{Especificidad}}{2} \right)$$

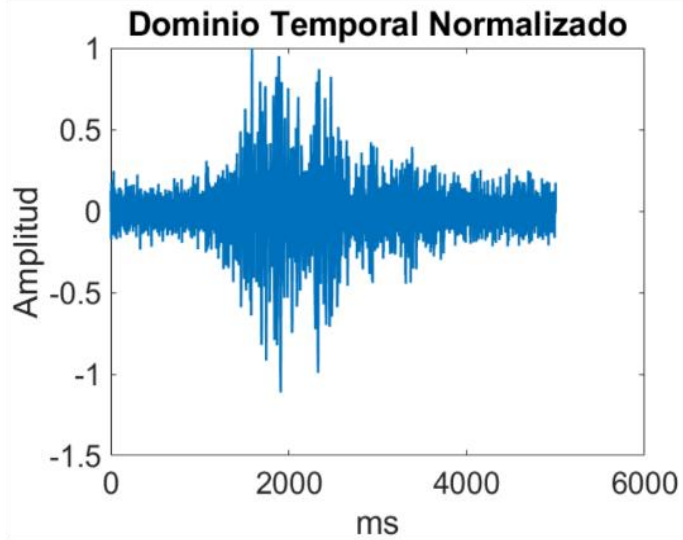


2. Desarrollo

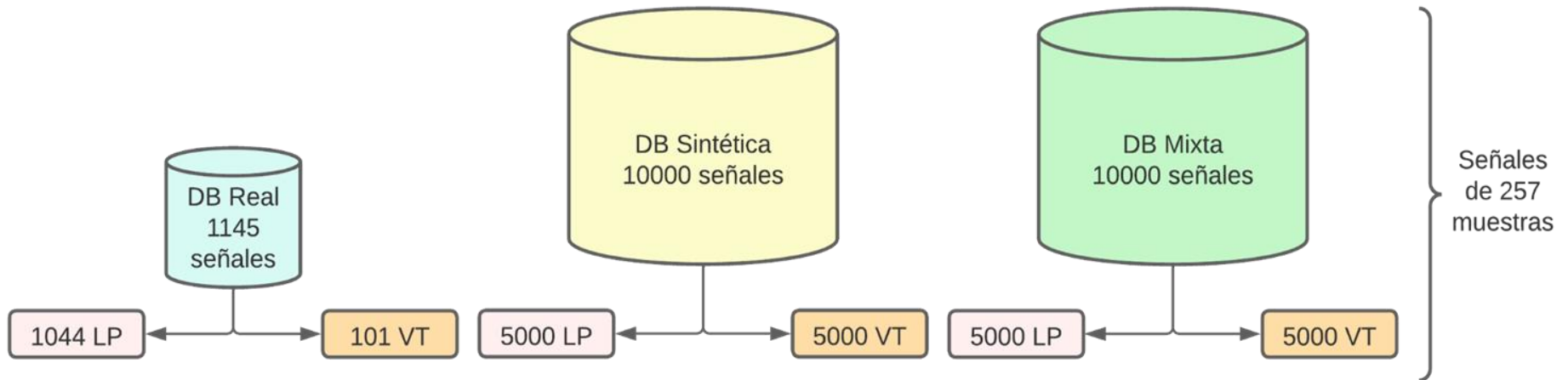
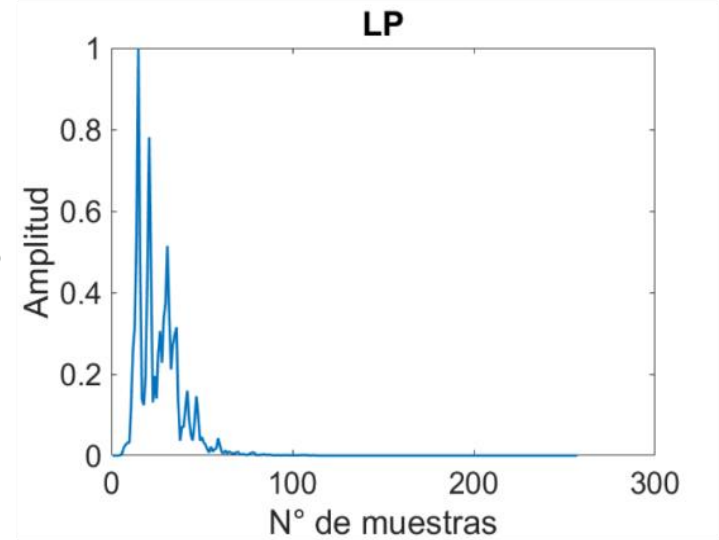
Diagrama General



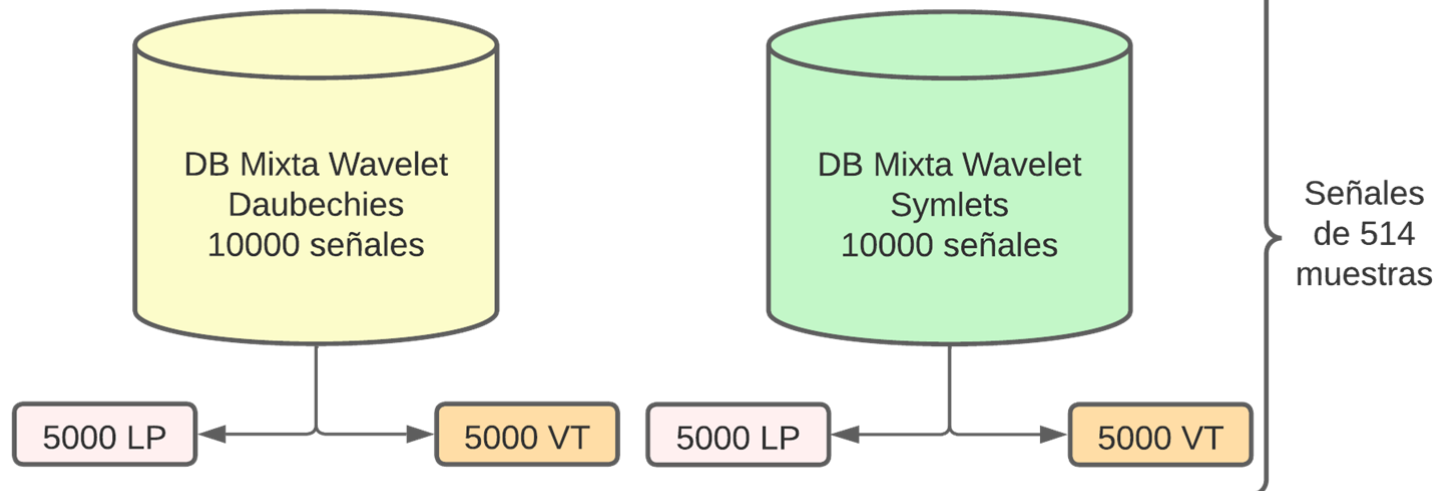
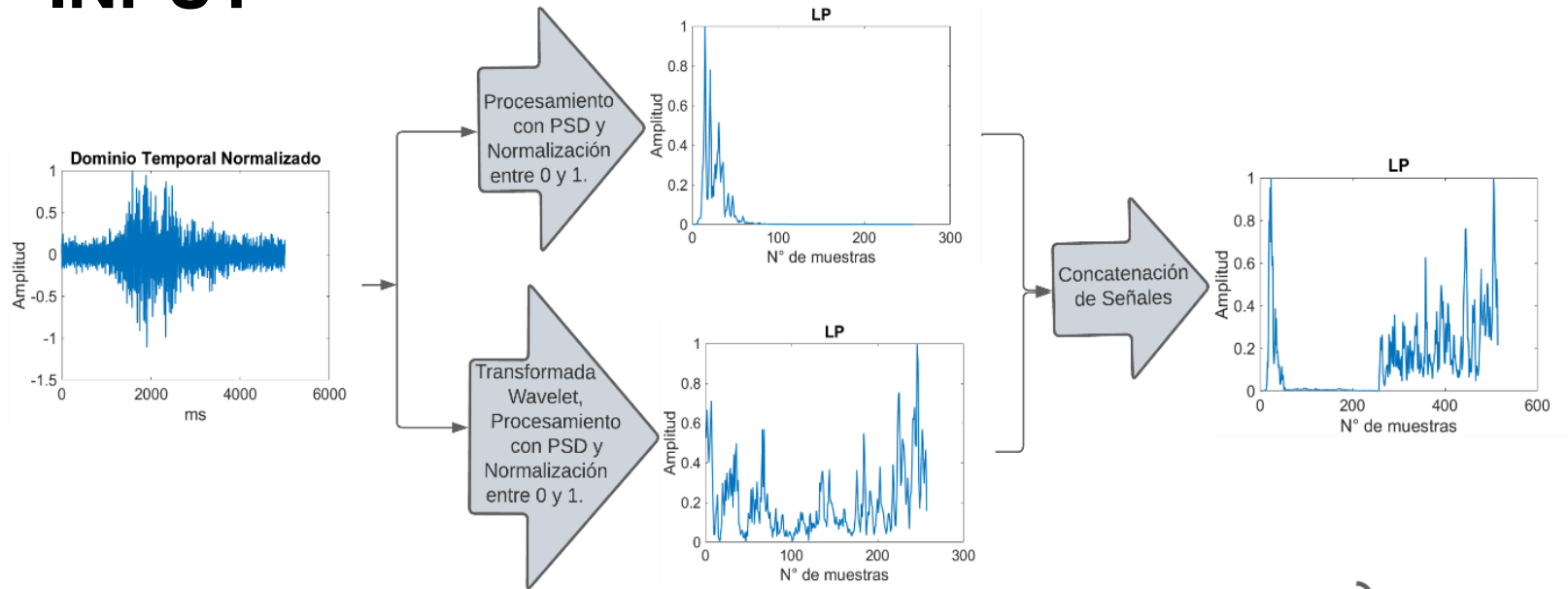
2. Desarrollo INPUT



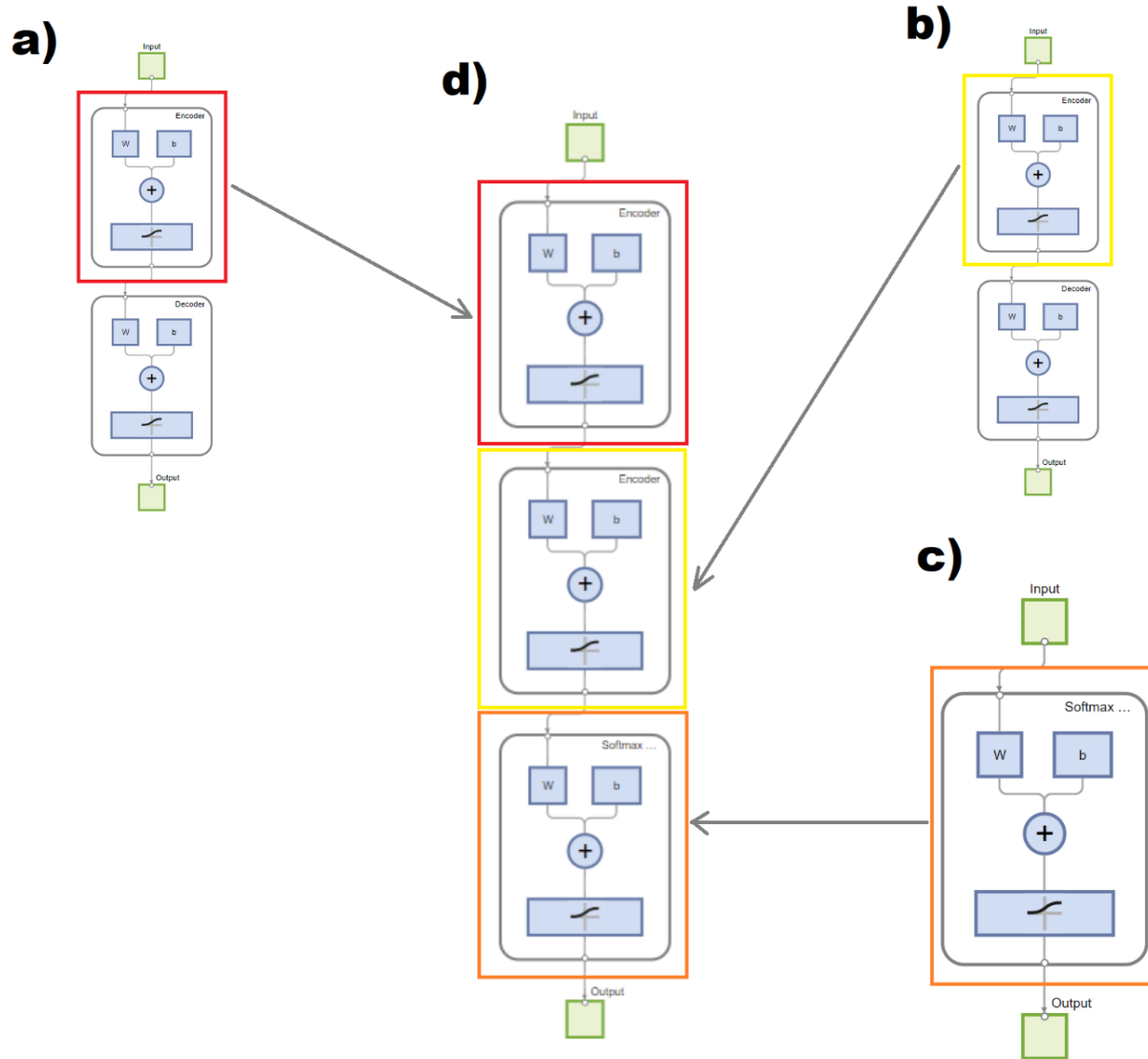
Procesamiento
con PSD y
Normalización
entre 0 y 1.



2. Desarrollo INPUT



2. Desarrollo Stacked Autoencoder

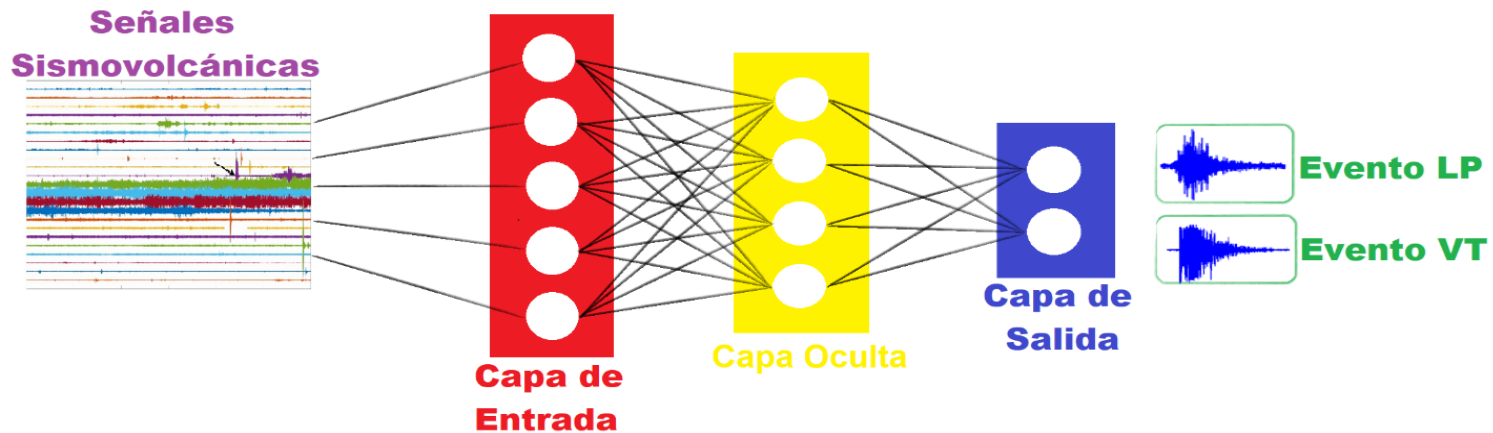


Parámetros del Autoencoder

Datos de Ingreso (Bases de Datos)
Neuronas
MaxEpochs
L2WeightRegularization
SparsityRegularization
SparsityProportion
ScaleData

2. Desarrollo

Deep Neural Network



Capa	Funciones
Capa de entrada	featureInputLayer(numFeatures, 'Normalization', 'none')
Capa oculta	fullyConnectedLayer(50)
	batchNormalizationLayer
	reluLayer
Capa de salida	fullyConnectedLayer(numClasses)
	softmaxLayer
	classificationLayer

Parámetros de entrenamiento de las capas
adam
MiniBatchSize
Shuffle
Plots
Verbose

2. Desarrollo

Aplicativo Computacional

Presentación Procesamiento & Resultados Procesamiento & Resultados con Wavelet Ayuda Información



Aplicativo Proyecto de Titulación
IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA CLASIFICADOR DE MICROTERREMOTOS DEL VOLCÁN COTOPAXI BASADO EN TÉCNICAS DE DEEP LEARNING

Iván Iglesias
Alejandro Rosero

Director: Dr. Román Lara
Colaborador: Ing. Julio Larco

© ESPE 2023. Todos los Derechos Reservados

App Details


Sharing Details

Sharing details display in certain situations, such as when you share your app or view your app in some system file browsers.

Name
 1.0

Author

Summary
Aplicativo que muestra el procesamiento de señales volcánicas mediante dos modelos de Deep Learning y sus métricas de rendimiento.



Description
Este es el aplicativo que muestra el procesamiento de señales volcánicas microsísmicas mediante dos modelos de Deep Learning (DL), Stacked Autoencoder (SA) y Deep Neural Network (DNN) y los resultados obtenidos a través de una matriz de confusión para cada modelo y sus métricas de rendimiento respectivas, para evaluar y analizar cual sería el modelo de DL más adecuado en el procesamiento de este tipo de señales.

Code Options

OK Cancel

2. Desarrollo

Aplicativo Computacional

Proyecto Titulación - Iglesias-Rosero

Presentación **Procesamiento & Resultados** Procesamiento & Resultados con Wavelet Ayuda

Stacked Autoencoder

Classification w/ Test Signals

0	1493	7	99.5%	0.5%
1	1	1499	99.9%	0.1%

99.9%	99.5%
0.1%	0.5%

True Class vs Predicted Class

Deep Neural Network

Classification w/ Test Signals

0	1500	7	99.8%	0.5%
1	1	1493	100.0%	0.0%

100.0%	99.5%
0.0%	0.5%

True Class vs Predicted Class

Base de Datos: D:\ARCHIVOS IVAN IGLESIAS\DEBERES ESPE\TITULACION\Aplicativo\DATA BASES\MixedTestSignals.mat

	Exactitud [%]	Precisión [%]	Especificidad [%]	Sensibilidad [%]	BER
Autoencoder	99.7333	99.5333	99.5333	99.5333	0.0027
DNN	99.7667	99.5333	99.5333	100.0000	0.0023

CARGAR & PROCESAR

0 = 'LP'
1 = 'VT'

Proyecto Titulación - Iglesias-Rosero

Presentación Procesamiento & Resultados **Procesamiento & Resultados con Wavelet** Ayuda

Stacked Autoencoder

Classification w/ Test Signals

0	1495	5	99.7%	0.3%
1	9	1491	99.4%	0.6%

99.4%	99.7%
0.6%	0.3%

True Class vs Predicted Class

Deep Neural Network

Classification w/ Test Signals

0	1493	10	99.3%	0.7%
1	7	1490	99.5%	0.5%

99.5%	99.3%
0.5%	0.7%

True Class vs Predicted Class

Base de Datos: D:\ARCHIVOS IVAN IGLESIAS\DEBERES ESPE\TITULACION\Aplicativo\DATA BASES\MixedWTTestSignals.mat

	Exactitud [%]	Precisión [%]	Especificidad [%]	Sensibilidad [%]	BER
Autoencoder	99.5333	99.6667	99.6668	99.4016	0.0047
DNN	99.4333	99.3347	99.3333	99.5333	0.0057

CARGAR & PROCESAR

0 = 'LP'
1 = 'VT'

Presentación Procesamiento & Resultados Procesamiento & Resultados con Wavelet **Ayuda** Información

Uso del aplicativo:

Paso 1:

Escoger para procesar con modelo entrenado en Transformada Wavelet

Escoger para procesar con modelo entrenado en Transformada Wavelet

Aplicativo Proyecto de Titulación
IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA CLASIFICADOR DE MICROTREMOTOS DEL VOLCÁN COTOPAXI BASADO EN TÉCNICAS DE DEEP LEARNING

Iván Iglesias
Alejandro Rosero

Director: Dr. Román Lara
Colaborador: Ing. Julio Larco

© ESPE 2023. Todos los Derechos Reservados

Paso 2:

Base de Datos: Seleccionar un archivo... Pulsar para cargar base de datos en evaluador de los dos modelos del paso anterior y procesar los datos para seleccionar y procesar los datos.

CARGAR & PROCESAR

0 = 'LP'
1 = 'VT'

Paso 3:

Seleccionar la base de datos a procesar y cargar en evaluador de los dos modelos del paso anterior y procesar los datos para seleccionar y procesar los datos.

CARGAR & PROCESAR

0 = 'LP'
1 = 'VT'

Paso 4:

Stacked Autoencoder

Classification w/ Test Signals

0	1493	7	99.5%	0.5%
1	1	1499	99.9%	0.1%

Deep Neural Network

Classification w/ Test Signals

0	1500	7	99.8%	0.5%
1	1	1493	100.0%	0.0%

Base de Datos: D:\ARCHIVOS IVAN IGLESIAS\DEBERES ESPE\TITULACION\Aplicativo\DATA BASES\MixedTestSignals.mat

	Exactitud [%]	Precisión [%]	Especificidad [%]	Sensibilidad [%]	BER
Autoencoder	99.7333	99.5333	99.5333	99.5333	0.0027
DNN	99.7667	99.5333	99.5333	100.0000	0.0023

CARGAR & PROCESAR

0 = 'LP'
1 = 'VT'

Se deben escoger bases de datos de prueba adaptadas al uso del programa, para que los modelos procesen los datos de manera correcta. Ejemplo programa para obtener bases de datos que funcionen de manera adecuada con el programa:

```

1 % UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS ESPE
2 % TITULACION IELT
3 % TUTOR: ING. ROMÁN LARA CUEVA, PHD.
4 % CO-TUTOR: ING. JULIO CESAR LARCO BRINDO.
5 % AUTOR: IGLESIAS IVAN, ROSERO ALEJANDRO
6 % OBTENCION DE SEÑALES DE PRUEBA PARA MODELOS
7 clear all, close all, clc;
8 load('ORIGINALES_WS_L1A17PR.mat'); %Base de datos L1a1a
9 X=X(:,:,1);
10 Y=Y(:,:,1);
11 save('MixedSL1a1aSignals','X','Y');
12
    
```

Se pueden observar, la matriz de confusión para ambos modelos, tanto Stacked Autoencoder como Deep Neural Network, que muestra los resultados de clasificación de las señales 'LP' y 'VT'. Dentro del cuadro se observan los resultados para las métricas de rendimiento en cada modelo.

Presentación Procesamiento & Resultados Procesamiento & Resultados con Wavelet Ayuda **Información**

Stacked Autoencoder

Deep Neural Network

Señales Sismovolcánicas

Evento LP
Evento VT

Capa de Entrada
Capa Oculta
Capa de Salida

Parámetros Deep Neural Network

Capa	Neuronas	MinBatchSize (min. size)
Oculto	50	16
Salida	2	

Parámetros Stacked Autoencoder - DB con 257 muestras

Neuronas	Max Epochs	L2 Weight Regularization	Sparse Regularization	Sparse Proportion
104	300	0.0060	7.1540	0.3000

Parámetros Stacked Autoencoder - DB con 514 muestras

Neuronas	Max Epochs	L2 Weight Regularization	Sparse Regularization	Sparse Proportion
232	302	0.0067	6.2163	0.6500

3. Pruebas y Resultados Mejores Parámetros

<i>Parámetros Stacked Autoencoder DB Real</i>				
<i>Neuronas</i>	<i>Max Epochs</i>	<i>L2 Weight Regularization</i>	<i>Sparsity Regularization</i>	<i>Sparsity Proportion</i>
116	338	0.0051	5.9590	0.0571

<i>Parámetros Stacked Autoencoder DB Sintética,</i>				
<i>Neuronas</i>	<i>Max Epochs</i>	<i>L2 Weight Regularization</i>	<i>Sparsity Regularization</i>	<i>Sparsity Proportion</i>
106	402	0.0087	8.5560	0.6871

<i>Parámetros Stacked Autoencoder DB Mixta</i>				
<i>Neuronas</i>	<i>Max Epochs</i>	<i>L2 Weight Regularization</i>	<i>Sparsity Regularization</i>	<i>Sparsity Proportion</i>
104	300	0.0060	7.1340	0.3000



3. Pruebas y Resultados

Mejores Parámetros

<i>Parámetros Stacked Autoencoder DB Mixta Wavelet Daubechies</i>				
<i>Neuronas</i>	<i>Max Epochs</i>	<i>L2 Weight Regularization</i>	<i>Sparsity Regularization</i>	<i>Sparsity Proportion</i>
216	320	0.0068	8.8620	0.5417

<i>Parámetros Stacked Autoencoder DB Mixta Wavelet Symlets</i>				
<i>Neuronas</i>	<i>Max Epochs</i>	<i>L2 Weight Regularization</i>	<i>Sparsity Regularization</i>	<i>Sparsity Proportion</i>
232	382	0.0067	6.2163	0.6599

Parámetros Deep Neural Network

<i>Capa</i>	<i>Neuronas</i>
Ocultas	50
Salida	2

<i>MiniBatchSize (mini lote)</i>	16
----------------------------------	----

3. Pruebas y Resultados

Volcán Cotopaxi

<i>DB Real</i>	Exactitud [%]	Precisión [%]	Especificidad [%]	Sensibilidad [%]	BER
<i>Stacked Autoencoder</i>	100.00	100.00	100.00	100.00	0.0000
<i>DNN</i>	98.33	96.77	96.67	100.00	0.0167

<i>DB Sintética</i>	Exactitud [%]	Precisión [%]	Especificidad [%]	Sensibilidad [%]	BER
<i>Stacked Autoencoder</i>	100.00	100.00	100.00	100.00	0.0000
<i>DNN</i>	100.00	100.00	100.00	100.00	0.0000

<i>DB Mixta</i>	Exactitud [%]	Precisión [%]	Especificidad [%]	Sensibilidad [%]	BER
<i>Stacked Autoencoder</i>	99.73	99.53	99.54	99.93	0.0027
<i>DNN</i>	99.77	99.54	99.53	100.00	0.0023



3. Pruebas y Resultados

Volcán Cotopaxi

<i>DB Mixta Wavelet Daubechies</i>	Exactitud [%]	Precisión [%]	Especificidad [%]	Sensibilidad [%]	BER
<i>Stacked Autoencoder</i>	99.80	99.93	99.93	99.67	0.0020
<i>DNN</i>	99.73	99.60	99.60	99.87	0.0027

<i>DB Mixta Wavelet Symlets</i>	Exactitud [%]	Precisión [%]	Especificidad [%]	Sensibilidad [%]	BER
<i>Stacked Autoencoder</i>	99.53	99.67	99.67	99.40	0.0047
<i>DNN</i>	99.43	99.34	99.33	99.53	0.0057



3. Pruebas y Resultados

Volcán Llaima

<i>DB Real</i>	Exactitud [%]	Precisión [%]	Especificidad [%]	Sensibilidad [%]	BER
<i>Stacked Autoencoder</i>	89.28	99.92	99.25	88.39	0.0618
<i>DNN</i>	84.57	84.03	18.09	100.00	0.4095

<i>DB Real W. Daubechies</i>	Exactitud [%]	Precisión [%]	Especificidad [%]	Sensibilidad [%]	BER
<i>Stacked Autoencoder</i>	86.00	99.62	94.32	85.52	0.1008
<i>DNN</i>	84.51	84.06	18.42	99.85	0.4087

<i>DB Real W. Symlets</i>	Exactitud [%]	Precisión [%]	Especificidad [%]	Sensibilidad [%]	BER
<i>Stacked Autoencoder</i>	86.74	99.54	94.12	86.24	0.0982
<i>DNN</i>	85.01	84.50	21.05	99.85	0.3955



4. Conclusiones

- El trabajo de investigación identificó y compiló con éxito una colección de **bases de datos real, sintética y mixtas**, mediante técnicas de DA. Estas bases de datos proporcionan recursos valiosos para aplicar técnicas de DL en el campo de la sismología volcánica. Al aprovechar estas bases de datos, los **investigadores lograron desarrollar y mejorar modelos de DL para la clasificación de microsismos volcánicos**. La disponibilidad de datos reales y aumentados permiten un entrenamiento y prueba más exhaustivos de los modelos de DL desarrollados, y facilitan una clasificación precisa y fiable de los microsismos volcánicos del Cotopaxi.
- En el presente trabajo se **desarrollaron con éxito algoritmos de DL, en concreto SA y DNN**, para la clasificación de microsismos volcánicos de tipo LP y VT. Al aprovechar las capacidades de DL, estos **algoritmos pueden clasificar y diferenciar con precisión entre eventos LP y VT**, y contribuyen a mejorar la comprensión y el análisis de estos microsismos volcánicos. Los algoritmos basados en DL desarrollados proporcionan herramientas valiosas para la clasificación de microsismos volcánicos mediante el aprendizaje supervisado.



4. Conclusiones

- La presente investigación evaluó con éxito el rendimiento de los clasificadores mediante el análisis de las **métricas de rendimiento de exactitud, precisión, especificidad, sensibilidad y BER** para ambos algoritmos desarrollados de DL. El análisis de las métricas de rendimiento propuestas proporciona información valiosa sobre la eficacia y fiabilidad de los clasificadores a la hora de **catalogar de manera adecuada los microsismos volcánicos de tipo LP y VT** al emplear bases de datos real, sintética y mixtas para entrenamiento y prueba. La incorporación de datos tanto reales como sintéticos mejora la generalización y robustez de los clasificadores, permiten *modelos más precisos y adaptables para la clasificación de microsismos volcánicos del Cotopaxi*.

4. Conclusiones

- Se comparó con éxito los resultados entre las técnicas de clasificación de SA y DNN, mediante la evaluación y el análisis de los resultados de ambos enfoques, se obtuvieron valiosos conocimientos sobre su rendimiento en la clasificación de microsismos volcánicos. Las mejores observaciones y pruebas del presente trabajo indican que **SA demostró resultados de 99.80% de exactitud, 99.93% de precisión y especificidad, 99.66% en sensibilidad y un resultado de 0.0020 para el BER, superiores en comparación con DNN en la clasificación de microsismos volcánicos del Cotopaxi que obtuvo 99.73% de exactitud, 99.60% de precisión y especificidad, 99.86% en sensibilidad y 0.0027 como resultado del BER.** El SA mostró resultados en las métricas de rendimiento superiores a los obtenidos por DNN en la correcta categorización de LP y VT, aunque **ambos métodos superaron la expectativa de un BER de 0.01 solicitado por el IGEPN** para la clasificación de microsismos volcánicos entre LP y VT. Además, se realizaron pruebas con bases de dato del volcán Llaima con resultados desfavorables para ambos algoritmos desarrollados para la clasificación de microsismos volcánicos LP y VT.



4. Conclusiones

- En conclusión, este trabajo de investigación **implementó con éxito un sistema clasificador de microterremotos para el volcán Cotopaxi utilizando técnicas de DL**. Los modelos DL desarrollados aprovecharon bases de datos real, sintética y mixtas para entrenar y probar los clasificadores. A través de la evaluación de **métricas de rendimiento: exactitud, precisión, especificidad, sensibilidad y BER**, se evaluó la eficacia y fiabilidad de los clasificadores. La comparación entre los algoritmos DL, **reveló que SA demostró un rendimiento superior a la hora de clasificar con precisión los microsismos volcánicos LP y VT**. El problema de clasificar estos dos tipos de eventos está solucionado, y tanto **los modelos SA como DNN superaron las expectativas establecidas por la IGEPN para una BER de 0.01**. Estos resultados contribuyen al campo de la sismología volcánica, proporcionan una valiosa herramienta para mejorar la clasificación de los microsismos volcánicos del Cotopaxi.

4. Trabajos Futuros

- Nuestro grupo de investigación se encuentra interesado en continuar esta línea de investigación, por lo cual se propone el diseño e implementación de un modelo multiclase de DL específicamente adaptado para la clasificación de los microsismos volcánicos de los volcanes Cotopaxi y Llaima. Este modelo DL dedicado debe considerar las características y patrones distintivos de cada volcán.
- Existe gran interés también en explorar características y parámetros adicionales de las 84 características disponibles en la base de datos SeisBenchV1 a través del grupo de investigación. La ampliación del conjunto de características conducirá a modelos DL más robustos, que podrían proporcionar información valiosa para el proceso de clasificación.

4. Trabajos Futuros

- La investigación futura del grupo se interesa en la creación de bases de datos sintética y mixtas específicas para el volcán Llaima, siguiendo los mismos pasos de tratamiento y preprocesamiento que los utilizados para los microsismos volcánicos del Cotopaxi. Al incorporar las transformadas Daubechies y Symlets y mantener la consistencia en el análisis, estas bases de datos podrán ser utilizadas en modelos DL, facilitan el desarrollo de modelos DL generalizados capaces de clasificar microsismos de diversos entornos volcánicos.
- Estamos interesados como grupo en investigar el impacto de la fusión las bases de datos de los volcanes Cotopaxi y Llaima. Además, se debería considerar la posibilidad de trabajar con datos de PSD que contengan un mayor número de muestras tanto para los microsismos volcánicos del Cotopaxi como para los del Llaima. Aumentar el tamaño del conjunto de datos proporcionará una distribución de muestras más representativa y permitirá un entrenamiento y prueba más robustos de los algoritmos de DL. Finalmente, la incorporación de técnicas de aprendizaje no supervisado, como algoritmos de agrupación o clustering, puede ayudar a descubrir patrones y estructuras ocultas en los datos para la clasificación de los microsismos volcánicos.



Video Funcionamiento Aplicativo

Presentación

Procesamiento & Resultados

Procesamiento & Resultados con Wavelet

Ayuda



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

Aplicativo Proyecto:
**“IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA
CLASIFICADOR DE MICROTERREMOTOS
DEL VOLCÁN COTOPAXI BASADO
EN TÉCNICAS DE DEEP LEARNING”**




Proyecto Titulación - IELT
Dpto. Electrónica & Telecomunicaciones

Autores:
Iván Iglesias
Alejandro Rosero
Tutores:
Ing. Román Lara
Ing. Julio Larco



ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA



GRACIAS

