



UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA

SEDE QUITO

CARRERA DE ELECTRICIDAD

**DETECCIÓN DE PATRONES PARA IDENTIFICACIÓN DE VARIACIONES DE
VOLTAJE EN REDES DE DISTRIBUCIÓN IMPLEMENTANDO REDES
NEURONALES BASADAS EN LA TRANSFORMADA DE HILBERT-HUANG.**

Trabajo de titulación previo a la obtención del
Título de Ingeniero Eléctrico

AUTOR: JUAN CARLOS VÁSQUEZ RUIZ

TUTOR: MANUEL DARIO JARAMILLO MONGE

Quito -Ecuador

2025

**CERTIFICADO DE RESPONSABILIDAD Y AUTORÍA DEL TRABAJO DE
TITULACIÓN**

Yo, Juan Carlos Vásquez Ruiz con documento de identificación N° 1752243293 manifiesto que:

Soy el autor y responsable del presente trabajo; y, autorizo a que sin fines de lucro la Universidad Politécnica Salesiana pueda usar, difundir, reproducir o publicar de manera total o parcial el presente trabajo de titulación.

Quito, 19 de marzo del año 2025

Atentamente,



Juan Carlos Vásquez Ruiz
1752243293

**CERTIFICADO DE CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR DEL TRABAJO DE
TITULACIÓN A LA UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA**

Yo, Juan Carlos Vásquez Ruiz con documento de identificación No. 1752243293, expreso mi voluntad y por medio del presente documento cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor del Artículo Académico “Detección de patrones para identificación de variaciones de voltaje en redes de distribución implementando redes neuronales basadas en la transformada de Hilbert-Huang”, el cual ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniero Eléctrico, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En concordancia con lo manifestado, suscribo este documento en el momento que hago la entrega del trabajo final en formato digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, 19 de marzo del año 2025

Atentamente,



Juan Carlos Vásquez Ruiz

1752243293

CERTIFICADO DE DIRECCIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Manuel Dario Jaramillo Monge con documento de identificación N° 1714298005, docente de la Universidad Politécnica Salesiana, declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación: DETECCIÓN DE PATRONES PARA IDENTIFICACION DE VARIACIONES DE VOLTAJE EN REDES DE DISTRIBUCION IMPLEMENTANDO REDES NEURONALES BASADAS EN LA TRANSFORMADA DE HILBERT-HUANG, realizado por Juan Carlos Vásquez Ruiz con documento de identificación N° 1752243293, obteniendo como resultado final el trabajo de titulación bajo la opción Artículo Académico que cumple con todos los requisitos determinados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, 19 de marzo del año 2025

Atentamente,



Ing. Manuel Dario Jaramillo Monge MSc
1714298005

ÍNDICE GENERAL

1	Introducción	2
2	Marco teórico.....	3
2.1	Sistemas eléctricos de potencia	3
2.1.1	Composición de los sistemas eléctrico de potencias	3
2.1.2	Conformación de un sistema de distribución	4
2.2	Perturbaciones en redes eléctricas.....	4
2.2.1	Clasificación de las perturbaciones eléctricas	5
2.2.2	Impacto de las perturbaciones eléctricas	6
2.3	Redes neuronales.....	6
2.3.1	Topologías de redes neuronales.....	6
2.3.2	Mecanismo de aprendizaje	7
2.3.3	Ventajas de las redes neuronales.....	7
2.4	Metodología utilizada transformada de Hilbert-Huang	7
2.4.1	Descomposición en modo empírico	7
2.4.2	Transformada de Hilbert.....	8
3	Metodología.....	9
3.1	Formulación del problema	9
3.1.1	Sistema de prueba	9
3.1.2	Patrones asociados a perturbaciones según la IEEE 1159	10
3.1.3	Red neuronal.....	11
	Estructura de la red.....	11
	Datos para el entrenamiento de la red.....	11
3.2	Caso de estudio	12
3.2.1	Disminución del nivel de tensión.....	13
3.2.2	Interrupción del nivel de tensión	13
3.2.3	Incremento del nivel de tensión.....	14
3.2.4	Anomalías de tensión eléctrica	15
4	Análisis de resultados	16
4.1.1	Resultados de entrenamiento de la red.....	16
4.1.2	Disminución del nivel de tensión.....	18
4.1.3	Interrupción del nivel de tensión	18
4.1.4	Incremento del nivel de tensión.....	19
4.1.5	Anomalías de tensión eléctrica	20

5	Conclusiones	21
5.1	Trabajos futuros	21
6	References	21
6.1	Matriz de Estado del Arte	25
6.2	Resumen de Indicadores	27
7	Anexos.....	28

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Composición general de los sistemas de potencia.	3
Figura 2. Composición general de los sistemas de distribución.	4
Figura 3. Esquema de red neuronal artificial.	6
Figura 4. Esquema de red neuronal monomodo.	6
Figura 5. Esquema de red neuronal multimodo.	6
Figura 6. Modelo de prueba IEEE de 33 Bus.	9
Figura 7. Comportamiento de la señal afectada por caída de tensión.	11
Figura 8. Comportamiento de la señal afectada por sobrevoltaje.	11
Figura 9. Comportamiento de la señal afectada por interrupción de tensión.	11
Figura 20. Gráfica de la señal durante la sobretensión de [0.8 segundos].	15
Figura 21. Gráfica de la señal durante las perturbaciones caso 1 de [0.2 segundos].	15
Figura 22. Gráfica de la señal durante las perturbaciones caso 2 de [0.4 segundos].	15
Figura 23. Gráfica de la señal durante las perturbaciones caso 3 de [0.8 segundos].	15
Figura 24. Comportamiento del Primer Modo Intrínseco de la señal.	16
Figura 25. Variación de la Amplitud Instantánea del Primer Modo Intrínseco.	16
Figura 26. Frecuencia Instantánea del Primer Modo Intrínseco.	16
Figura 27. Esquema de la red neuronal software Matlab.	17
Figura 28. Matriz de confusión.	17
Figura 29. Histograma de error de la red neuronal.	17
Figura 30. Momento de actuación de la red neuronal.	17

Figura 31. Implementación de la red neuronal para la detección de caída de tensión en la señal de [0.2 segundos].....	18
Figura 32. Despliegue de la red neuronal para la detección de caída de tensión en señales de [0.4 segundos].	18
Figura 33. Aplicación de la red neuronal para identificar caída de tensión en la señal de [0.8 segundos].....	18
Figura 34. Implementación de la red neuronal para la detección de la interrupción de tensión en la señal de [0.2 segundos].....	18
Figura 35. Despliegue de la red neuronal para detectar la interrupción de tensión en señales de [0.4 segundos].	19
Figura 36. Desarrollo de la red neuronal para identificar la interrupción de tensión en señales de [0.8 segundos].....	19
Figura 37. Implementación de la red neuronal para la detección de sobretensión en la señal de [0.2 segundos].	19
Figura 38. Implementación de un modelo de red neuronal para la identificación de sobretensión en la señal de [0.4 segundos].....	19
Figura 39. Desarrollo e implementación de la red neuronal para detectar sobretensión en una señal de [0.8 segundos].	20
Figura 40. Implementación de la red neuronal para la detección la señal caso 1.	20
Figura 41. Implementación de la red neuronal para la detección la señal caso 2.	20
Figura 42. Implementación de la red neuronal para la detección la señal caso 3.	20
Figura 43. Resumen e indicador de la temática - Estado del arte.	27
Figura 44. Indicador de formulación del problema - Estado del arte.....	27
Figura 45. Indicador de solución - Estado del arte.....	27

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Componentes fundamentales en el sistema.....	4
Tabla 2. Tipos de interrupciones	5
Tabla 3. Tipos de eventos transitorios.....	5
Tabla 4. Datos de red del sistema IEEE 33 Bus.....	9
Tabla 5. Datos de voltaje y carga del sistema IEEE 33 Bus	10
Tabla 6. Variación de capas en el sistema neuronal.....	12
Tabla 7. Configuración para la detección de la red neuronal	12
Tabla 8: Matriz de estado del arte.	25

DETECCIÓN DE PATRONES PARA IDENTIFICACIÓN DE VARIACIONES DE VOLTAJE EN REDES DE DISTRIBUCIÓN IMPLEMENTANDO REDES NEURONALES BASADAS EN LA TRANSFORMADA DE HILBERT-HUANG.

Resumen

El artículo que se presenta a continuación tiene como objetivo detectar patrones que se presentan en un sistema de distribución, para el cual incorpora un algoritmo basado en redes neuronales basadas en la transformada de Hilbert Huang. Se busca detectar patrones que alteren al sistema, obteniendo la detección del sistema de 33 barra IEEE. El entrenamiento de la red neuronal se ejecutó en el software Matlab, la cual permite que el algoritmo sea capaz de brindar las detecciones ante futuras variaciones que se presenten en un sistema. Los datos ingresado de la red neuronal se obtiene implementando la transformada de Hilbert Huang, mediante los voltajes de barras de distribución .Cada nodo presente en el sistema fue modificado para simular las perturbaciones sags, interruption y swell que proporciona el IEEE 1159.Los datos generados de salida de la red neuronal corresponde a la clasificación de cuatro categorías, al implementar etiqueta permite interpretar de manera efectiva la detección de la señal, al momento de presencia de perturbaciones. El modelo de clasificación alcanzo un porcentaje de 94.09% precisión, lo cual refleja la eficiencia de detección de señales que se encuentren asociadas a perturbaciones.

Palabras Clave: Perturbaciones eléctricas, Red Neuronal, Sistema de Distribución.

Abstract

The article presented below aims to detect patterns that occur in a distribution system, for which it incorporates an algorithm based on neural networks based on the Hilbert Huang transform. It seeks to detect patterns that alter the system, obtaining the detection of the system of 33 IEEE bar. The training of the neural network was executed in Matlab software, which allows the algorithm to be able to provide detections in the event of future variations that may occur in a system. The input data of the neural network is obtained by implementing the Hilbert Huang transform, using the bus voltages, each node present in the system was modified to simulate the sags, interruption and swell disturbances provided by the IEEE 1159.The output data generated from the neural network corresponds to the classification of four categories, by implementing label allows to effectively interpret the detection of the signal, when disturbances are present. The classification model achieved a percentage of 94.09% accuracy, which reflects the efficiency of detection of signals that are associated with disturbances.

Keywords: Electrical disturbances, Neural Network, Distribution System.

1 Introducción

La importancia de la estabilidad en la red de distribución eléctrica representa planes de mantenimiento y revisión de monitoreo, dado que el suministro continuo y eficiente de energía eléctrica es esencial[1].

Sin embargo, los sistemas de distribución a pesar de estar respaldados no están exentos de sufrir perturbaciones que pueden comprometer su desempeño. Estas perturbaciones, que pueden clasificarse en externas e internas, tienen su origen en fenómenos diversos, como descargas atmosféricas, tormentas, fallas operativas, arranques o detenciones de generadores, o la conmutación de cargas, y representan desafíos significativos en la operación de redes eléctricas[2],[3].

Las perturbaciones eléctricas son eventos que alteran el equilibrio del sistema. El efecto a analizar es el más común, la variación de voltaje incluye fenómenos como caídas de tensión, sobretensiones momentáneas e interrupciones de tensión completas del suministro eléctrico [3].

Estas variaciones pueden surgir debido a impulsos, oscilaciones en la frecuencia o fallas en los equipos, y su impacto puede ir desde el desgaste de componentes eléctricos hasta interrupciones prolongadas del servicio[3].

La necesidad de un monitoreo constante y efectivo de los sistemas eléctricos es evidente, especialmente en un entorno donde las redes están cada vez más interconectadas. En este sentido, el uso de tecnologías avanzadas, el mecanismo de las redes neuronales, se han posicionado como una metodología prometedora para mejorar la detección y análisis de estas perturbaciones[4].

Las redes neuronales tienen la capacidad de identificar patrones complejos y adaptarse a datos dinámicos, permiten abordar problemas que los métodos tradicionales no logran resolver con la misma eficacia[5].

El contenido del artículo propone la aplicación de una metodología basada en redes neuronales y la transformada de Hilbert-Huang que es base para la detección y clasificación de perturbaciones eléctricas, siguiendo los lineamientos de la normativa IEEE 1159 [5], [6], [7].

Esta norma establece estándares para el monitoreo y análisis de fenómenos eléctricos, proporcionando un marco técnico para la identificación y clasificación de eventos que afectan la calidad del suministro. La combinación permite no solo detectar perturbaciones con mayor precisión, sino también analizar su impacto y clasificar, se considera esencial para lograr un eficiente de la infraestructura eléctrica de potencia[5], [6], [7].

El uso de redes neuronales en este contexto no solo permite mejorar la detección de perturbaciones, sino que también ofrece una ventaja significativa al facilitar la acumulación y el estudio de datos en grandes proporciones. La transformada de Hilbert-Huang, por su parte, proporciona una herramienta poderosa para descomponer señales eléctricas y analizar sus espectros en detalle, permitiendo identificar patrones característicos de las perturbaciones[6], [7].

La importancia radica en la capacidad para abordar un desafío recurrente en los sistemas eléctricos: la detección temprana y la clasificación precisa de las perturbaciones. La detección anticipada permite implementar medidas correctivas antes de que las perturbaciones afecten de manera significativa la red, reduciendo así el impacto negativo sobre los usuarios[5], [6], [7].

Además, la clasificación de estas perturbaciones contribuye a comprender mejor su origen y a diseñar estrategias específicas para mitigar sus efectos, buscar las bases para investigaciones futuras que integren técnicas aún más avanzadas y permitan un monitoreo más robusto y adaptativo de los sistemas eléctricos. A

través de la implementación de redes neuronales y la transformada de Hilbert-Huang, se espera contribuir significativamente al diseño de redes más resilientes y eficientes[6], [7], [8].

2 Marco teórico

Precedente al desarrollo y resolución de la situación planteada, es primordial tener en cuenta ciertos conceptos básicos sobre los sistemas de potencia, las perturbaciones eléctricas, los algoritmos enfocados en estructuras artificiales de interconexión neuronal y el método la transformada de Hilbert Huang. A continuación, se presenta brevemente cada uno de estos temas.

2.1 Sistemas eléctricos de potencia

Basados en la IEEE describe la topología de la estructura de los sistema eléctrico están enfocados en tres procesos generación, transmisión y distribución ,la finalidad es garantizar el suministro eléctrico capaz de satisfacer la demanda energética [1].

Un aspecto esencial es el flujo de potencia que analiza el movimiento de la electricidad en el sistema permitiendo evaluar el comportamiento e identificar posibles sobrecargas en las líneas de transmisión, prever caídas de tensión y optimizar la asignación de generación, permitiendo así una operación más robusta del sistema eléctrico [1][2].

Por lo tanto,habilita la integración más efectiva de fuentes de energía renovable, asegurando que el sistema sea capaz de adaptarse a las demandas energéticas cambiantes de una red moderna y sostenible[9].

2.1.1 Composición de los sistemas eléctrico de potencias

En el sistema abarca diversos elementos y subsistemas que trabajan en conjunto para generar, transmitir y distribuir electricidad de manera eficiente y segura:

Generación

Dentro del sistema es el eslabón principal se caracteriza por la ubicación para maximizar la eficiencia de recursos, además que la generación es la encargada de estabilizar la frecuencia y voltaje [9], [10].

Transmisión

Implica el transporte de la energía a trayectorias extensas, en esta etapa el sistema eléctrico debe soportar altas demandas y mantener una regulación de voltaje precisa [10], [11].

Los estándares IEEE implican normas sobre el aislamiento, la capacidad de carga y la distancia entre las líneas para evitar problemas de interferencia y sobrecarga. Además, el uso de materiales de calidad y mantenimiento para minimizar las pérdidas incluso reducir las fallas [10], [11].

Distribución

Esta etapa busca asegurar la estabilidad y la continuidad del suministro eléctrico, proporciona a los consumidores niveles de tensión reducidos, evitando interrupciones y variaciones bruscas en el voltaje [10], [11].

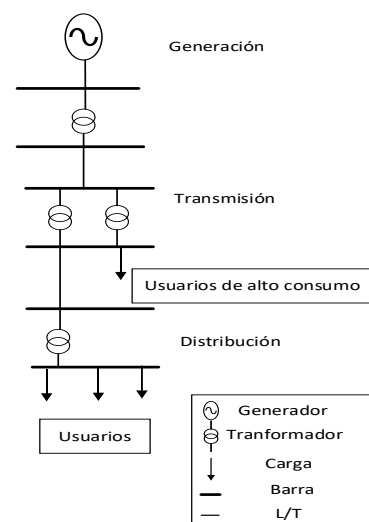


Figura 1. Composición general de los sistemas de potencia.

La composición incluye componentes que interactúan de manera complejas para el suministro eléctrico y juegan un papel

fundamental en el diseño del sistema[11],[12].

Tabla 1. Componentes fundamentales en el sistema

Dispositivos	Características
Transformadores	Permiten ajustar el nivel de tensión de la corriente eléctrica.
Protecciones	Garantiza la confiabilidad del sistema mediante dispositivos. Afecta directamente a la estabilidad del sistema por el tipo de carga: residencial, comercial e industrial.
Cargas	

Los transformadores actúan en segmentos de transmisión para elevar el voltaje para eliminar posibles caídas de energía a los recorridos prolongados. En la distribución, disminuyen el voltaje a niveles seguros para su entrega al consumidor final.

Además, las protecciones actúan como relés de protección, fusibles, y disyuntores automáticos, que se activan en caso de fallas, cortocircuitos o sobrecargas [11],[12].

2.1.2 Conformación de un sistema de distribución

Este sistema es el último proceso de la secuencia en el aporte eléctrico, y su infraestructura está conformada por una serie de componentes clave, como transformadores, líneas de distribución, interruptores, y dispositivos de protección que permiten una distribución eficiente y continuo [12].

En un sistema de distribución, el transformador de distribución juega un papel central, ya que reduce el voltaje de transmisión a niveles seguros y utilizables para los usuarios finales [12].



Figura 2. Composición general de los sistemas de distribución.

Las líneas de distribución se clasificaron en aéreas o subterráneas, influenciadas por múltiples factores como la ubicación geográfica, la densidad poblacional y el presupuesto disponible. Las líneas aéreas resultaron ser más económicas y fáciles de mantener, mientras que las subterráneas, aunque representaban un mayor costo, ofrecían una mejor protección contra condiciones climáticas adversas y contribuían a la estética de las zonas urbanas [13].

Adicionalmente, los sistemas de monitoreo y control se encargaron de supervisar constantemente las condiciones operativas. Esto permitió una reacción rápida ante posibles fallos y aseguró la continuidad y seguridad en el suministro eléctrico. Esta gestión eficiente fue clave para mantener el funcionamiento adecuado del sistema eléctrico en diversas circunstancias, garantizando así un servicio confiable para los usuarios [13].

2.2 Perturbaciones en redes eléctricas

Las perturbaciones eléctricas se caracterizan por variaciones inesperadas en el flujo de energía eléctrica que afectan la resiliencia y condiciones estables en la red eléctrica[4].

El surgimiento de las perturbaciones se muestra en las etapas del suministro eléctrico que está conformado por el transporte, transformación, distribución y

consumo de usuarios, la acción de las perturbaciones se ostenta en cortos o de larga duración [4],[14].

En las redes eléctricas de distribución el incremento de los equipos electrónicos ha provocado interrupciones en el sistema eléctrico, considerando otras causas por los errores humanos, fallas del quipo dentro del mismo sistema, conmutación de cargas, fenómenos ambientales como descargas eléctricas [14].

2.2.1 Clasificación de las perturbaciones eléctricas

La Norma IEEE 1159 clasifica a las perturbaciones eléctricas, de acuerdo con el criterio de longitud del evento y la naturaleza del evento. La norma identifica y define varios tipos de perturbaciones que pueden afectar la estabilidad, eficiencia y fiabilidad del suministro eléctrico [4].

La importancia de conocer las características de las perturbaciones eléctricas radica en la mejora de la operatividad y la resiliencia en los sistemas eléctricos de potencia, por lo cual existen clasificaciones que nos permiten conocer sus características [15],[16].

Caídas de tensión

La caída de tensión desencadena cambios bruscos en la carga que demanda una corriente elevada y genera una disminución de voltaje RMS por debajo del 90% el valor nominal durante 0.5 ciclos y 1 minuto [4],[16].

Sobrevoltaje

El sobrevoltaje desarrolla un aumento en el voltaje RMS por encima del 110% del valor nominal durante 0.5 ciclos a 1 minuto causados por desconexión de grandes cargas o fallas en el sistema de puesta a tierra [4],[16].

Interrupciones

La irrupción provoca un cambio instantáneo en el voltaje o corriente causados por eventos como maniobras, rayos o fallas.

Afectar la calidad del suministro al provocar picos de voltaje o corriente [4],[16].

Tabla 2. Tipos de interrupciones

Tipo	Duración
Interrupción momentánea	En el rango de 0.5 ciclos a 3 segundos.
Interrupción temporal	Teniendo en cuenta los 3 segundos a 1 minuto
Interrupción sostenida	Dura más de 1 minuto

Transitorios

Las perturbaciones transitorias se originan desde una alta frecuencia y corta duración, que ocasiona cambios rápidos en el voltaje o la corriente[4],[16].

Tabla 3. Tipos de eventos transitorios

Tipo	Duración
Impulso	Entre nanosegundos a milisegundos
Oscilatorio	Entre varios microsegundos hasta milisegundos.

Deformación Armónica

Resulta en el perfil de onda debido a la presencia de múltiples frecuencias armónicas general mente son los dispositivos electrónicos, se miden utilizando el índice THD(Distorsión Armónica Total) [4],[16].

Fluctuaciones de voltaje

Las fluctuaciones de voltajes o flicker inician por variaciones rápidas en el voltaje RMS se las identifica por el parpadeo de las luces, son causadas por la cargas que varían rápidamente [4],[16].

Desviación de frecuencia

La inestabilidad de la frecuencia produce la desviación de la frecuencia nominal es de 50 Hz a 60 Hz y suelen ser indicativas de un desbalance entre la generación y la carga en el sistema, además es un aspecto crucial

para el funcionamiento de los sistemas eléctricos interconectados [4],[16].

2.2.2 Impacto de las perturbaciones eléctricas

El impacto de las perturbaciones en el sistema eléctrico de potencia con respecto a interrupciones, sags, swell impactan de manera directa a la operatividad provocando apagados inesperados hasta daños en componentes sensibles, afectando la confiabilidad de los equipos eléctricos conectados [17],[18].

Existen más factores que afectan al sistema eléctrico generan desincronización de generadores por la variación de frecuencia, mientras que la distorsión armónica incrementa las pérdidas de energía por su parte el flicker causa parpadeos y errores en equipos afectando el confort del usuario [18].

Por lo tanto, contar con dispositivos de monitoreo y protección en los sistemas eléctricos, como filtros de línea, dispositivos de protección, mejoramiento de puestas a tierra, controlador de desconexión y una comunicación de monitoreo. Mejoran la detección temprana y la mitigación efectiva de estas perturbaciones son fundamentales para mejorar la fiabilidad y la calidad del sistema de energía [19].

2.3 Redes neuronales

La red neuronal radica en el rendimiento de almacenar y relacionar entre patrones datos complejos, tienen la característica similar al cerebro humano y adquiere conocimiento mediante experiencias[20].

Los modelos de la red neuronal que existen son optimización o predicción, la prioridad recae en la capacidad de aprendizaje en tiempo real donde la rapidez y precisión son determinantes para minimizar la tolerancia a errores. [21].

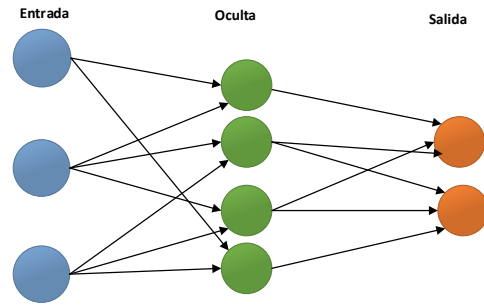


Figura 3. Esquema de red neuronal artificial.

2.3.1 Topologías de redes neuronales

La topología de una red neuronal es la similitud con neuronas biológicas, por lo tanto, mientras más información ingrese la información tiene un porcentaje de mayor exactitud. [22]

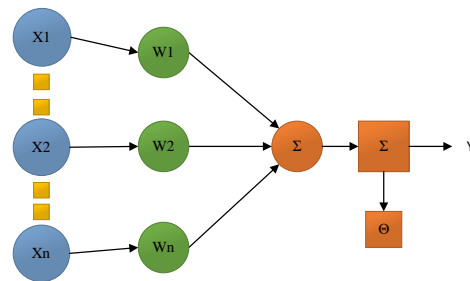


Figura 4. Esquema de red neuronal monomodo.

La estructura de una red neuronal está conformadas por capas que se vinculan entre si mediante algoritmos de aprendizaje aplicando la supervisión o de forma autónoma[22].

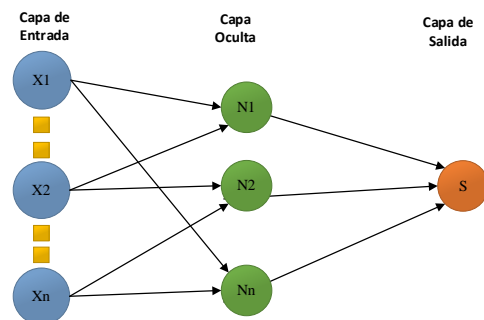


Figura 5. Esquema de red neuronal multimodo.

Existen tres secciones fundamentales para el aprendizaje neuronal de son la parte de entrada que recibe información externa,

la parte oculta permite la interacción entre la pasa de entrada y salida, la última parte de salida que entrega las conclusiones al exterior[23].

2.3.2 *Mecanismo de aprendizaje*

El mecanismo de aprendizaje supervisado se enfoca es el uso de información de entrada y salida mediate exactitud sobre la información de salida implementando etiquetas o resultados esperados en la red neuronal [23] ,[24].

Existen tres enfoques principales del aprendizaje supervisado:

- Mediante corrección de error
- Aprendizaje por refuerzo.
- Memoria asociativa.

La metodología es crucial en la aplicación para la detección patrones, el reconocimiento de imagen y clasificación de datos [24].

El mecanismo de aprendizaje autónomo se enfoca al uso de conjuntos de patrones sin la necesidad de etiqueta, permite extraer información importante de conjuntos de datos, revelando patrones y esquemas en una variedad de aplicaciones[24].

Se incluye aspectos que afectan al aprendizaje autónomo:

- Fraudes o fallos en el sistema
- Capacidad precisión.
- Interpretación de datos.

La metodología es segmentar los datos mediante su comportamiento y patrones que facilita la personalización en diversos dominios [24] ,[25].

2.3.3 *Ventajas de las redes neuronales*

La versatilidad que destacan en la resolución de problemas y gestiones en un determinado tiempo, lograron múltiples fortalezas de las redes neuronales, destacando especialmente:

- Instrucción o formación.
- Organización autónoma.

- Capacidad de recuperación ante errores.
- Funcionamiento instantáneo.
- Integración sencilla.

La ventaja de implementar modelos matemáticos, la cantidad masiva de elementos, el nivel de interconexiones para adaptar y procesar información compleja[25].

2.4 **Metodología utilizada transformada de Hilbert-Huang**

La transformada de Hilbert-Huang se implementa especialmente en analizar señales no estacionarias y no lineales, armoniza la descomposición empírica y el análisis espectral de Hilbert[7].

No se basa en una selección a prioridad de las funciones, más bien descompone la señal en forma de oscilación intrínseca derivada de la sucesión de los extremos[8].

El método para obtener esta transformada se compone en dos partes:

- La descomposición en modos empíricos (EMD).
- La transformada de Hilbert (HT).

Con este enfoque, estás dos etapas son complementarias, por lo tanto, se conoce a este proceso como la transformada de Hilbert Huang [26].

2.4.1 *Descomposición en modo empírico*

La EMD da como resultado la descomposición de la señal en componentes individuales que reflejan las diferentes frecuencias internas [26].

Los modos empíricos contienen un numero de máximos y mínimos particulares, considerando ciertas condiciones: La cantidad de extremos y cruces por cero es igual o, como máximo, difiere en una unidad. En cada punto, el promedio entre las envolventes formadas por los máximos y mínimos locales es igual a cero [26], [27].

El EMD se detalla en los FMI mediante el siguiente procedimiento:

1. Al instante de analizar la señal $x(t)$, calcula la media envolvente superior $e_{max}(t)$ y la envolvente inferior $e_{min}(t)$ mediante la interpolación local. La media $m(t)$ se calcula como:

$$m(t) = \frac{e_{max}(t) + e_{min}(t)}{2} \quad (1)$$

2. El proceso de tamizado, el proceso es la resta la media $m(t)$ de la señal actual en cada iteración, este paso se repite hasta cumplir con las condiciones del IMF:

$$h_{1,k+1}(t) = h_{1,k}(t) - m_k(t) \quad (2)$$

Donde:

$m_k(t)$: Es el valor medio de la envolvente después de k veces iteración.

$h_{1,k}(t)$: Es la diferencia entre la señal y la media de la iteración.

3. Entonces, sí el proceso del tamizado alcanza al residuo cumple los criterios de una IMF, se define IFM como:

$$c_1(t) = h_1(t) \quad (3)$$

4. Obtenido la primera IMF, se realiza la diferencia de la IMF de la señal original para extraer un residuo:

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (4)$$

5. Al final de descomponer la señal original $x(t)$, para expresar cómo la suma de las IMFs obtenidas $c_i(t)$ y el residuo final $r_n(t)$:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) - r_n(t) \quad (5)$$

2.4.2 Transformada de Hilbert

El modelo matemático de la transformada de Hilbert se utiliza para analizar señales no estacionarias, está vinculado con las funciones de modo intrínseco (IFM) obtenidas de la descomposición en modo empírico (EMD) [28], [29],[30].

La transformada de Hilbert se detalla en el siguiente procedimiento:

1. Para una señal $x(t)$, se define una transformada general que permite obtener una nueva señal analítica, denotada $\hat{x}(t)$:

$$\hat{x}(t) = x(t) - j\hat{x}(t) \quad (6)$$

2. Calcula mediante la fórmula de integración:

$$\hat{x}(t) = \frac{1}{\pi} \mathcal{P} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (7)$$

Donde:

\mathcal{P} : Es la operación de Cauchy Principal Vale.

$x(\tau)$: Es la señal por transformar.

t : Es el punto de evaluación en el tiempo.

3. Obtener la amplitud instantánea $A(t)$ de la señal analítica se obtiene:

$$A(t) = |\hat{x}(t)| = \sqrt{x(t)^2 + \hat{x}(t)^2} \quad (8)$$

4. Determinar la fase instantánea $\theta(t)$ se relaciona entre la señal original y la señal hilbertiana:

$$A(t) = \tan^{-1} \left(\frac{\hat{x}(t)}{x(t)} \right) \quad (9)$$

5. Deriva la fase instantánea $\theta(t)$ con respecto al tiempo para obtener la frecuencia instantánea:

$$A(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\theta(t)}{dt} \quad (10)$$

Permite un análisis completo de una señal no estacionaria o no lineal utilizando la Transformada de Hilbert, extrayendo sus propiedades y adaptándose a los cambios temporales de la señal [28], [29],[30].

3 Metodología

Todo sistema eléctrico suele enfrentar diversas perturbaciones eléctricas que afectan a la robustez del sistema y la fiabilidad del suministro eléctrico. Por eso, es indispensable buscar métodos para detectar dichas adversidades.

Para llevar a cabo este estudio se utilizará una metodología que abarca conceptos de sistemas eléctricos, tipos de perturbaciones, la adaptación de transformada de Hilbert Huang y el logaritmo neuronal. Analizando el sistema de distribución eléctrica aplicando la normativa IEE1159 que buscan realizar un análisis minucioso del sistema en operación.

3.1 Formulación del problema

La estabilidad de la red eléctrica pesar de contar con planes de revisión exhaustivos, son vulnerables y susceptibles a diversas perturbaciones.

Las perturbaciones son provocadas por orígenes externos, fenómenos ambientales e incluso por fallas operativas eléctricas, estas alteran la estabilidad del sistema eléctrico.

Se manifiestan la variación de voltaje se refiere a los cambios en la red eléctrica causados por impulsos u oscilaciones debidos a alteraciones repentinas en la frecuencia, la interrupción del suministro debido a una falla en el sistema por un mal funcionamiento del equipo se pueden presentar caídas de voltaje en el transcurso de la interrupción, desgaste de los componentes eléctrico, además por cargas variables en la red eléctrica.

3.1.1 Sistema de prueba

La red de distribución que estudia el trabajo es generada por la IEEE que presenta características específicas del sistema, tomando en cuenta los atributos, es posibles simular los sistemas existentes. En este estudio el sistema correspondiente de atributos de 33 barras en la IEEE representa un sistema de distribución.

Los valores de impedancia, voltaje y potencia que forman parte del sistema están disponibles en las tablas 5 y 6, las cuales se encuentran al final del artículo. Además, el sistema está compuesto por 32 cargas, 33 barras de transmisión eléctrica y 1 generador.

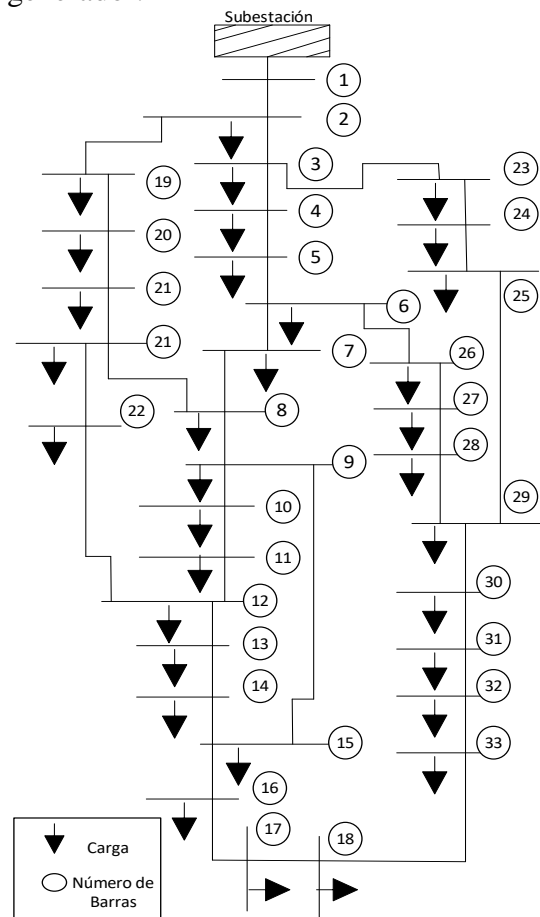


Figura 6. Modelo de prueba IEEE de 33 Bus.

Tabla 4. Datos de red del sistema IEEE 33 Bus

Nombre	Nodo		R	X
	Inicio	Fin		
N1	1	2	0,0922	0,0477
N2	2	3	0,4930	0,2511

N3	3	4	0,3660	0,1864	10	12,52	0,9875	60	20
N4	4	5	0,3811	0,1941	11	12,50	0,9860	45	30
N5	5	6	0,8190	0,7070	12	12,48	0,9840	60	35
N6	6	7	0,1872	0,6188	13	12,46	0,9830	60	35
N7	7	8	1,7114	1,2351	14	12,45	0,9820	120	80
N8	8	9	1,0300	0,7400	15	12,43	0,9800	60	10
N9	9	10	1,0400	0,7400	16	12,41	0,9829	60	20
N10	10	11	0,1966	0,0650	17	12,39	0,9770	60	20
N11	11	12	0,3744	0,1238	18	12,38	0,9876	90	40
N12	12	13	1,4680	1,1550	19	12,36	0,9760	90	40
N13	13	14	0,5416	0,7129	20	12,34	0,9740	90	40
N14	14	15	0,5910	0,5260	21	12,32	0,9720	90	40
N15	15	16	0,7463	0,5450	22	12,30	0,9710	90	40
N16	16	17	1,2890	1,7210	23	12,29	0,9690	90	50
N17	17	18	0,7320	0,5740	24	12,27	0,9680	420	200
N18	2	19	0,1640	0,1565	25	12,25	0,9660	420	200
N19	19	20	1,5042	1,3554	26	12,24	0,9650	60	25
N20	20	21	0,4095	0,4784	27	12,22	0,9630	60	25
N21	21	22	0,7089	0,9373	28	12,20	0,9610	60	20
N22	3	23	0,4512	0,3083	29	12,18	0,9600	120	70
N23	23	24	0,8980	0,7091	30	12,16	0,9580	200	600
N24	24	25	0,8960	0,7011	31	12,15	0,9570	150	70
N25	6	26	0,2030	0,1034	32	12,12	0,9560	210	100
N26	26	27	0,2842	0,1447	33	12,61	0,9540	60	40
N27	27	28	1,0590	0,9337					
N28	28	29	0,8042	0,7006					
N29	29	30	0,5075	0,2585					
N30	30	31	0,9744	0,9630					
N31	31	32	0,3105	0,3619					
N32	32	33	0,3410	0,5302					
N33	18	33	0,500	0,0500					

Tabla 5. Datos de voltaje y carga del sistema IEEE 33 Bus

Nodo	Tensión [kV]	Pu	P (kW)	Q (kW)
1	12,66	1,00	0	0
2	12,66	0,9999	100	60
3	12,65	0,9969	90	40
4	12,64	0,9939	120	80
5	12,61	0,9919	60	30
6	12,60	0,9910	60	20
7	12,58	0,9904	200	100
8	12,55	0,9899	200	100
9	12,53	0,9895	60	20

3.1.2 Patrones asociados a perturbaciones según la IEEE 1159

La Norma IEEE 1159 establece lineamientos para la clasificación de perturbaciones eléctricas, los fenómenos que consideran en el documento son los siguientes:

Caídas de tensión

La caída de tensión genera una decrecimiento temporal en el voltaje, según el IEEE 1159 se clasifica por la profundidad y duración[3].

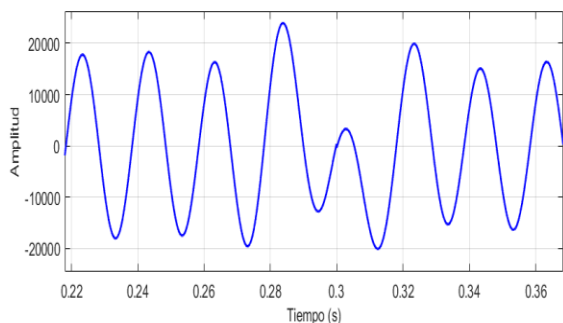


Figura 7. Comportamiento de la señal afectada por caída de tensión.

La figura 7, se presencia la conducta de la señal afectada por la caída de tensión del entre el 10% y el 90% del voltaje nominal.

Sobrevoltaje

El sobrevoltaje desarrolla un aumento en el voltaje, la norma IEEE 1159 clasifica por su magnitud y duración[3].

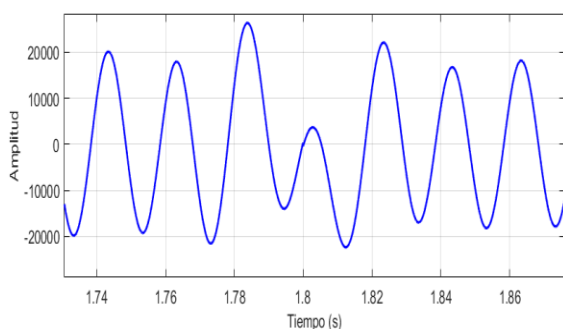


Figura 8. Comportamiento de la señal afectada por sobrevoltaje.

La figura 8, muestra el comportamiento del voltaje que excede su valor nominal en un rango del 110% y el 180%.

Interrupciones de tensión

La interrupción provoca la ausencia instantánea en el voltaje, la IEEE 1159 enfatiza el análisis de patrones inestables que se presentan[3].

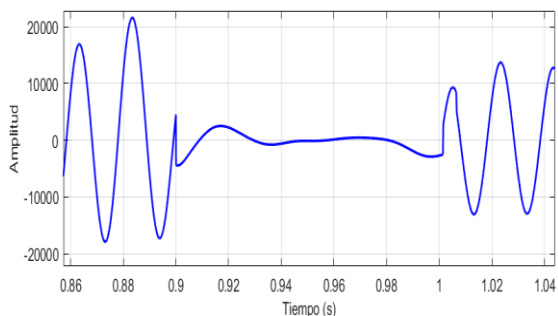


Figura 9. Comportamiento de la señal afectada por interrupción de tensión .

La figura 9, muestra el comportamiento mediante una falla momentánea que su valor nominal es aproximadamente a cero.

3.1.3 Red neuronal

La red neuronal artificial se compone de varios elementos esenciales: registros de entrenamiento, segmentos de capas, información de salida y elementos de verificación.

Se implementó el entrenamiento de la red se conforma 70% cantidad de registro de entrenamiento, el 15% sería la precisión en la evaluación de reciente información y el 15% de prueba.

La validación de datos se realiza a través de un proceso de clasificación mediante la numeración desde el 1 al 4 designadas como etiquetas, permite evaluar la precisión de conclusión de la red neuronal.

Estructura de la red.

La red describe 2 entradas correspondiente a magnitud y tiempo que se describió para detectar perturbaciones y se configuró con un total de 10 capas ocultas.

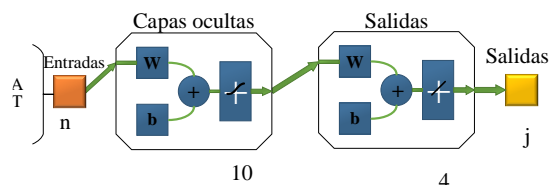


Figura 10. Diagrama de la red neuronal

Para mejorar la comprensión del funcionamiento de la red neuronal, se elaboró un esquema indicado en la figura 10. Este diagrama permite ofrecer una visión completa del flujo de información desde las entradas hasta los resultados obtenidos.

Datos para el entrenamiento de la red.

En cada barra se generaron escenarios de caídas de tensión, sobrevoltaje e interrupciones de tensión mediante los

datos de voltajes obtenidos de cada nodo a partir de la simulación son guardados en variables, luego son procesados mediante la transformada de Hilbert-Huang que fracciona la señal en sus funciones constituyente de modo intrínseco, sirvieron como insumo para que la red pudiera acceder a sus datos iniciales para el entrenamiento.

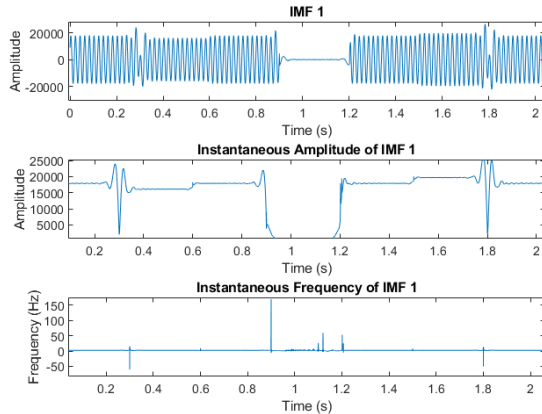


Figura 11. Aplicación de la tranformada de Hilbert-Huang.

Los antecedentes de las simulaciones de los nodos son la base para comenzar el primer paso para emplear la metodología el EMD descompone la señal de los nodos que son datos de tensión ya que son señales no lineales.

Localiza señales máximas y mínimas durante un cálculo procede a tener residuo e iteraciones, el análisis espectral permite que mediante IMFs obtener frecuencia y amplitud instantáneas.

Las anomalías de la señal con respecto a sobretensiones especifican el incremento abrupto de la tensión, en caídas de tensión IMFs amplía las amplitudes y en casos de interrupción las componentes que tendencia a cero son guardadas en variables como si indica en la Figura 11.

Los datos de lectura se organizaron en una matriz de 888098 x 2 que desempeñaron un papel fundamental, ya que eran los responsables de alimentar y entrenar la red neuronal.

Tabla 6. Variación de capas en el sistema neuronal

Cantidad de Capas	Iteraciones	Precisión del modelo
10	563	94.09 %
20	586	94.87 %
30	665	95.31 %
50	738	95.56 %

Para lograr el estudio de la verificación de las capas en el sistema neuronal como se indica en la tabla 6, se observó la precisión entre más capas contenga el sistema, el nivel de precisión del modelo aumenta.

Autenticación de la red

La validación de la red se implementó en los nodos mediante una clasificación basado en etiquetas, incorpora una gráfica al sistema de prueba para la verificación de la detección al sistema están mediante una configuración específica.

Tabla 7. Configuración para la detección de la red neuronal

Perturbaciones	Etiqueta
Interruption	1
Normal	2
Sags	3
Swell	4

Además, la red contempla datos de salida, lo que establece un enfoque para analizar respuestas futuras. La matriz de resultados contiene cuatro parámetros clave que facilitaban el análisis de la señal que se indican en la tabla 7, derivada de un estudio del comportamiento de la señal del sistema.

3.2 Caso de estudio

Con el propósito de realizar los varios casos de estudio, se propone emplear en el sistema del IEEE de 33 barras la incorporar de bloques mediante el catálogo que ofrece Matlab simulink en las líneas de transmisión para modelar las perturbaciones en cada nodo como: sags, interruption y swell. Se establece tres rangos de duración, 0.2, 0.4, 0.8 para cada perturbación con el objetivo de validar la red neuronal.

3.2.1 Disminución del nivel de tensión

En este escenario la perturbación es simulada en el nodo 4, que consta de corta duración representada por 0.2[s].

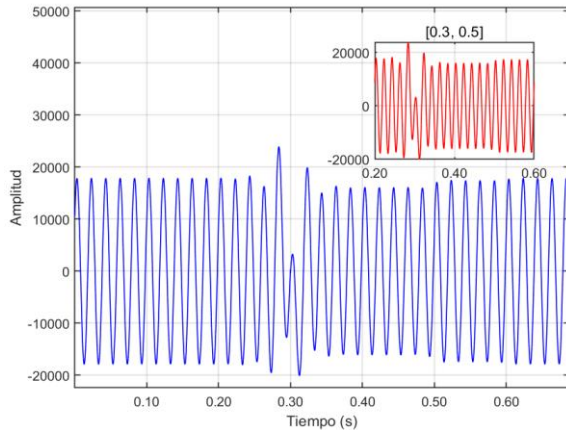


Figura 12. Gráfica de la señal durante la caída de tensión de [0.2 segundos].

En la figura 12, se muestra que la señal alrededor del tiempo 0.3[s] comienza a disminuir la señal, pero al tiempo 0.5[s] la señal muestra una tendencia a estabilizarse.

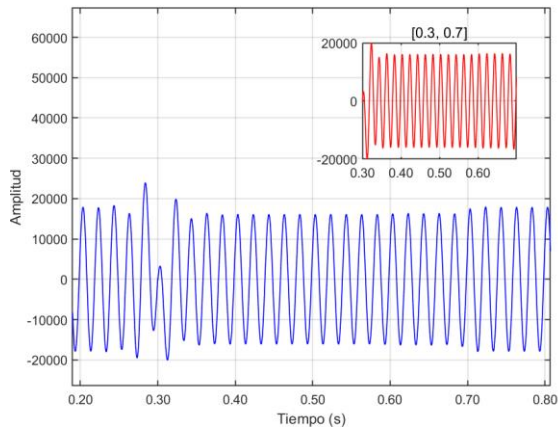


Figura 13. Gráfica de la señal durante la caída de tensión de [0.4 segundos].

En la figura 13, representa la señal simulada en el nodo 20, el tiempo de duración es de 0.4[s], en el escenario se aprecia la disminución de la señal por el periodo de duración.

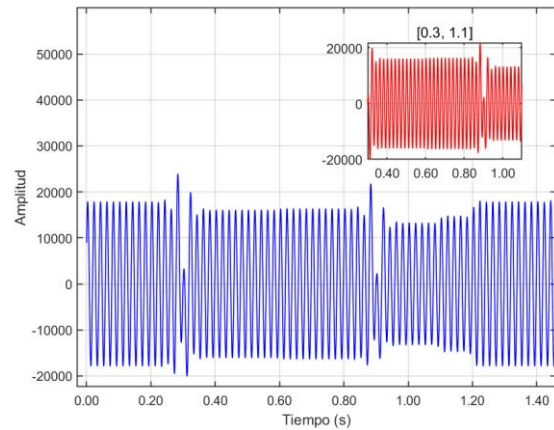


Figura 14. Gráfica de la señal durante la caída de tensión de [0.8 segundos].

De acuerdo con la figura 14, refleja la simulación en el nodo 23, con un tiempo de 0.8[s], el escenario es más prolongado, además indica picos en la señal provocando una inestabilidad al sistema.

3.2.2 Interrupción del nivel de tensión

Para el siguiente escenario la señal es representada en el nodo 4, el periodo de duración de la perturbación es de 0.2[s].

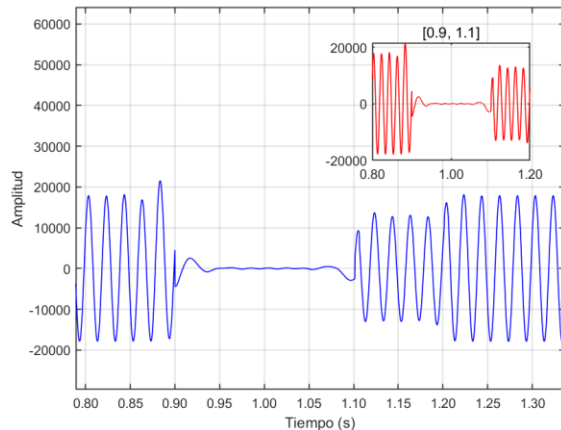


Figura 15. Gráfica de la señal durante la interrupción de tensión de [0.2 segundos].

En la figura 15, se presenta la alteración de la señal comienza a aproximarse a cero desde el tiempo 0.9[s] y comienza a estabilizar a partir del tiempo 1.20[s] de este modo se aprecia como es la interrupción en la señal en un corto tiempo.

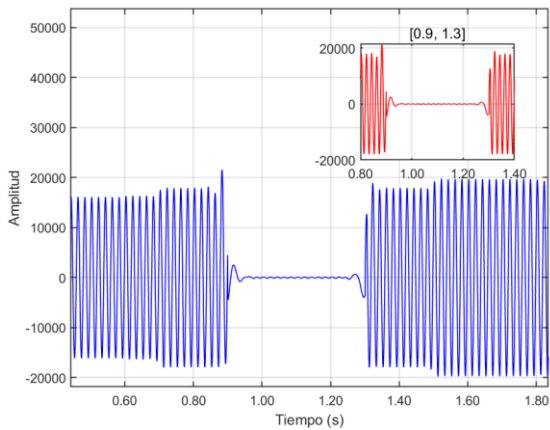


Figura 16. Gráfica de la señal durante la interrupción de tensión de [0.4 segundos].

En la figura 16, representa la señal simulada en el nodo 20, el tiempo intermedio de duración es de 0.4[s], en este caso la duración de la falla requiere de un restablecimiento más lento en comparación con el escenario anterior.

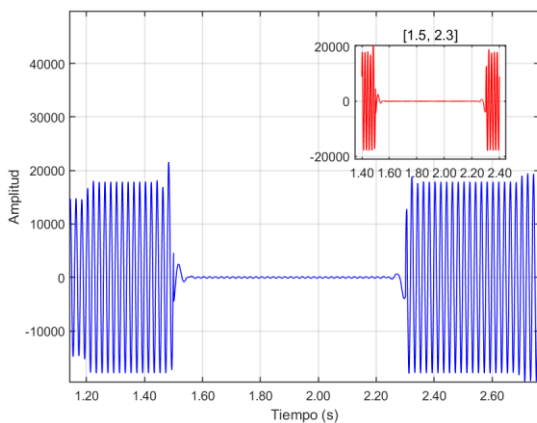


Figura 17. Gráfica de la señal durante la interrupción de tensión de [0.8 segundos].

De acuerdo con la figura 17, refleja la simulación en el nodo 23, con un tiempo de 0.8[s], la duración de la falla es más prolongado, se presenta variaciones menores en el voltaje después del restablecimiento producto de la respuesta dinámica de la red.

3.2.3 Incremento del nivel de tensión

Para este escenario la perturbación consiste en el aumento de la señal nominal representada en el nodo 4 el periodo de duración es de 2[s].

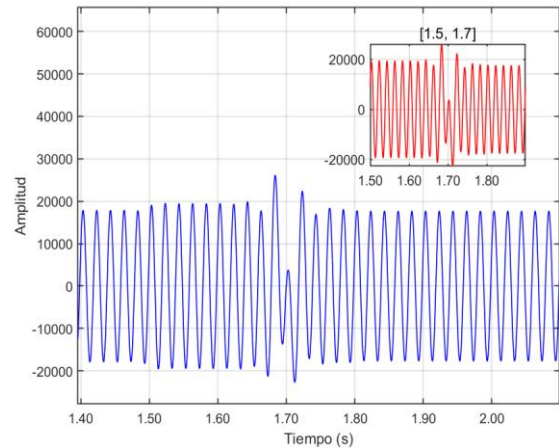


Figura 18. Gráfica de la señal durante la sobretensión de [0.2 segundos].

En la figura 18, se muestra que la señal alrededor del tiempo 1.5[s] comienza el aumento la señal, pero a partir del tiempo 1.70[s] la señal muestra picos y luego una tendencia a estabilizarse.

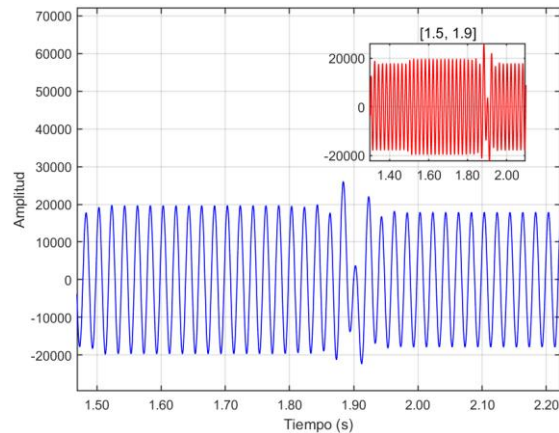


Figura 19. Gráfica de la señal durante la sobretensión de [0.4 segundos].

De acuerdo con la figura 19, se puede observar el comportamiento de la señal representa la simulación del nodo 20, desde el tiempo 1.5[s] comienza a presentar un aumento de la señal y a partir del tiempo 1.90[s] se parecía un pico producto de la respuesta de la dinámica de la red, la duración de la perturbación puede afectar a equipos electrónicos sensibles y provocar parpadeos en sistemas de iluminación.

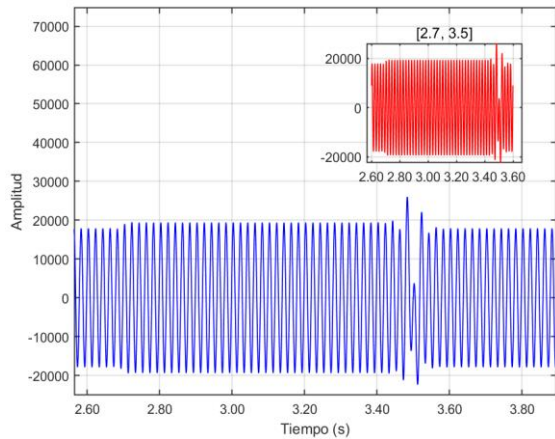


Figura 20. Gráfica de la señal durante la sobretensión de [0.8 segundos].

De acuerdo con la figura 20, refleja la simulación en el nodo 23, con un tiempo de 0.8[s], la duración de aumento de la señal es más prolongado, se presenta variaciones mayores en el voltaje después del tiempo 3.5[s] comienza a estabilizar la señal, pero hay que considerar al ser más prolongado la perturbación puede ocasionar activaciones de protecciones eléctricas.

3.2.4 Anomalías de tensión eléctrica

Un escenario adicional para la validación del sistema neuronal consiste en la combinación de las perturbaciones caídas de tensión, sobretensión e interrupciones de tensión.

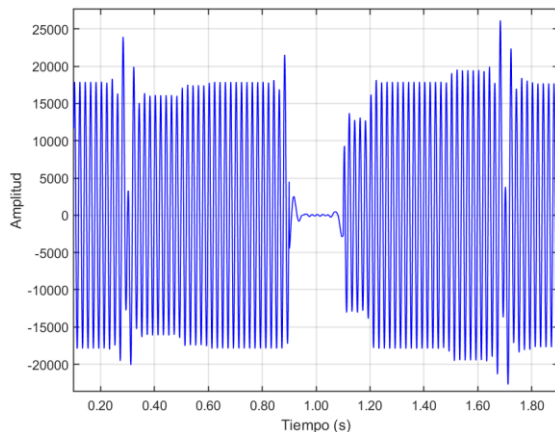


Figura 21. Gráfica de la señal durante las perturbaciones caso 1 de [0.2 segundos].

En la figura 21, se refiere la señal simulada con las perturbaciones como un caso 1 tienen un tiempo de duración de 2[s]

en un tiempo de corta duración se espera ver la eficiencia de la red neuronal.

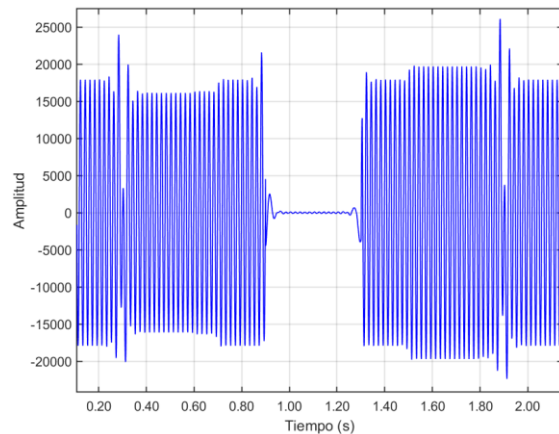


Figura 22. Gráfica de la señal durante las perturbaciones caso 2 de [0.4 segundos].

De acuerdo con la figura 22, se muestra la señal con perturbaciones en un tiempo de duración de 0.4[s] esto representa un caso 2 ya que presenta una dificultad al sistema eléctrico provocando daños a equipos electrónicos.

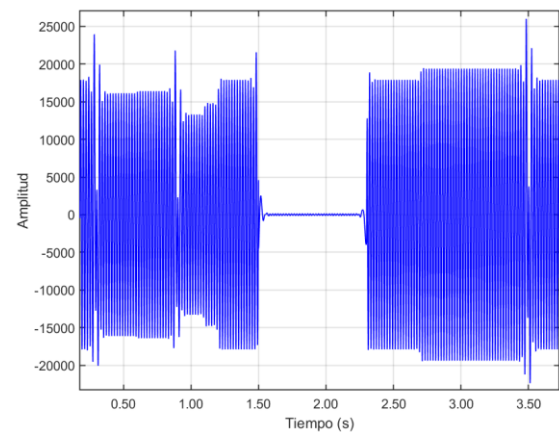


Figura 23. Gráfica de la señal durante las perturbaciones caso 3 de [0.8 segundos].

Como se destaca en la figura 23, el comportamiento la señal muestra perturbaciones que duran 0.8[s], representado por un caso 3 en una señal que consta de 3 perturbaciones en la misma señal afecta la estabilidad, continuidad y calidad del suministro eléctrico.

4 Análisis de resultados

La estabilidad en un sistema eléctrico de distribución se refiere a la capacidad de garantizar los niveles de voltajes dentro de un rango aceptable, incluso frente a la presencia de perturbaciones. En este análisis, se propone la implementación de una red neuronal como herramienta para detección y análisis de estos comportamientos.

4.1.1 Resultados de entrenamiento de la red

El procesamiento de los datos es clave para el entrenamiento de la red se presenta el modelo de la transformada de Hilbert Huang que permite lograr una clasificación eficiente, para el desempeño de la red neuronal.

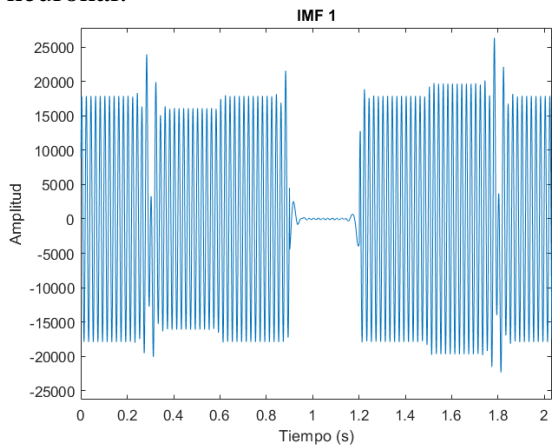


Figura 24. Comportamiento del Primer Modo Intrínseco de la señal.

La figura 24, muestra el primer modo intrínseco de la descomposición empírica de modos IMF 1 de la señal eléctrica, se observa oscilaciones que corresponden a los estudios de perturbaciones mencionados en el artículo.

Este IMF 1, al ser el primero, captura los detalles de alta frecuencia presentes en la señal eléctrica. Además, los cambios en la amplitud a lo largo del tiempo podrían estar vinculados con eventos específicos en el sistema, como encendidos, apagados o fallas intermitentes.

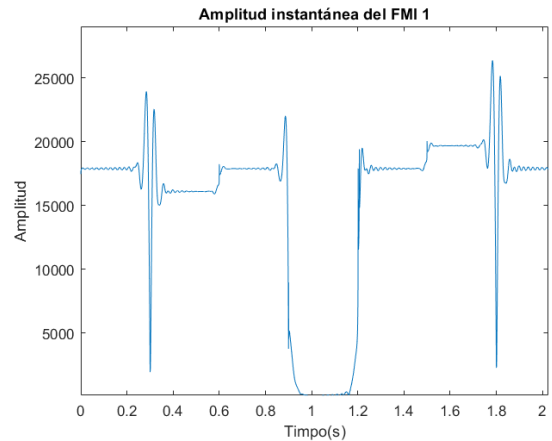


Figura 25. Variación de la Amplitud Instantánea del Primer Modo Intrínseco.

Se aprecia que en la figura 25, presenta la amplitud instantánea obtenida mediante el análisis combinado de la Descomposición Empírica de Modos (EMD) y la Transformada de Hilbert.

Este análisis es crucial para apreciar los instantes de tiempos donde se produce picos, interrupciones y variaciones permitiendo estudiar el impacto de eventos.

La siguiente figura 26, ilustra la frecuencia instantánea FMI, En el intervalo entre 0.8 y 1.2 segundos presenta picos destacados en la frecuencia instantánea, alcanzando valores por encima de 150 Hz y por debajo de -50 Hz. Estas variaciones abruptas sugieren la ocurrencia de transitorios eléctricos que generan cambios rápidos e inesperados en las oscilaciones de la señal, reflejando eventos dinámicos en el sistema eléctrico.

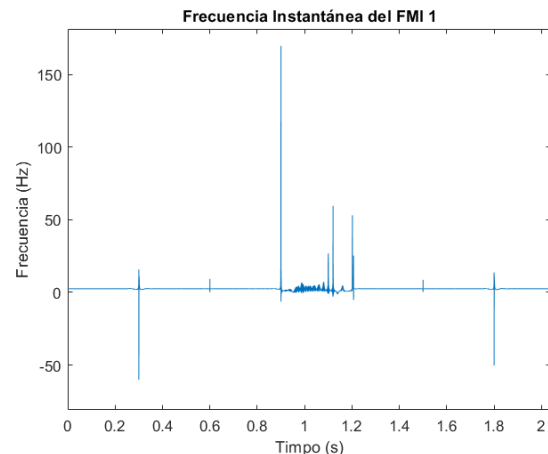


Figura 26. Frecuencia Instantánea del Primer Modo Intrínseco.

Los datos obtenidos mediante la transformada de Hilbert Huang permitieron capturar el análisis en los 33 nodos, esta información sirve para entrenar la red neuronal enriqueció el modelo por la cantidad de datos y permitió la adaptabilidad frente a los escenarios mencionados.

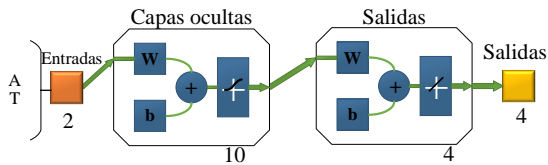


Figura 27. Esquema de la red neuronal software Matlab.

Para interpretar los resultados del entrenamiento, el diagrama presentado en la figura 27, ilustra las entradas implementadas y las salidas esperadas necesarias para la detección de los comportamientos.

True Class \ Predicted Class	Int	Normal	Sags	Swell
Int	255286	746		
Normal	17007	66547	20354	16094
Sags		15	256017	
Swell	32			256000

Figura 28. Matriz de confusión.

En la figura 28 se describe la matriz de confusión obtenida mediante la evaluación del modelo, esta matriz compara las clases predichas por el modelo con las clases reales.

Los valores diagonales indican el número de predicción correctas, sin embargo, mientras que la información fuera de la diagonal refleja los errores de la clasificación.

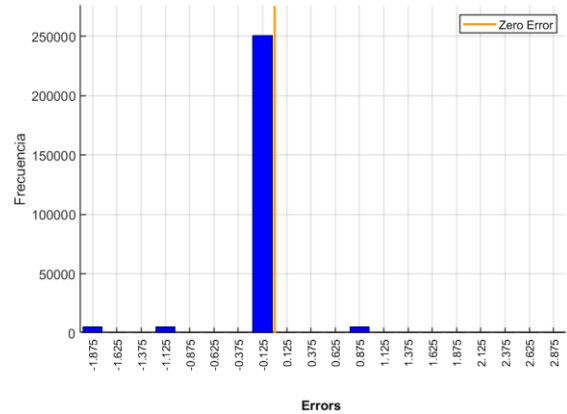


Figura 29. Histograma de error de la red neuronal.

En la figura 29 se observa el histograma de error de la red neuronal evaluada, mostrando un error de 0.125 sobre un total de 250,000 datos analizados.

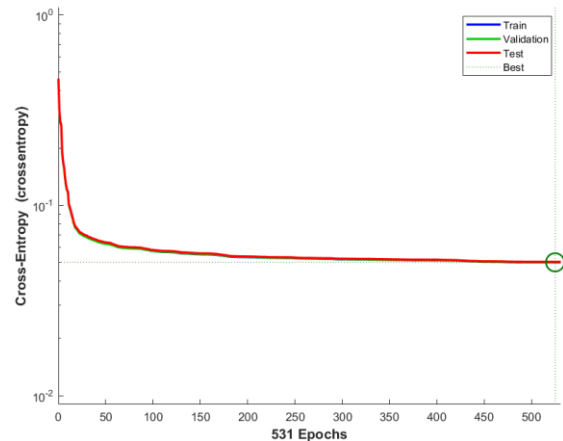


Figura 30. Momento de actuación de la red neuronal.

El análisis de errores desempeña un papel fundamental para evaluar el rendimiento del sistema. En la figura 30, este análisis se representa mediante el histograma de errores, una herramienta que permite identificar el grado de optimización alcanzado.

Cuando los valores del histograma se aproximan a 0, se considera que el sistema ha logrado un resultado óptimo. Por el contrario, cuanto más se alejen del 0, mayor será la evidencia de que los datos obtenidos no representan el nivel de optimización esperado.

4.1.2 Disminución del nivel de tensión

Para interpretar la detección de los resultados la red se mencionó antes las etiquetas mencionadas en la tabla 7, designando a la perturbación sags con la etiqueta 3, para la señal inicial comienza en 0.2[s].

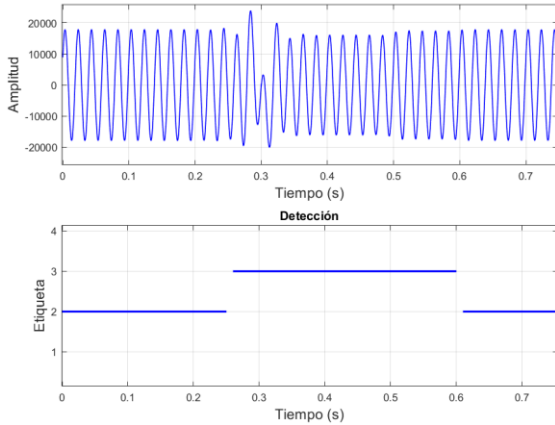


Figura 31. Implementación de la red neuronal para la detección de caída de tensión en la señal de [0.2 segundos].

En la figura 31, el tiempo de duración de de la perturbacion es de 2[s], para segunda grafica se observa la deteccion que la equite 3 representa la perturbacion sags y su tiempo ,correspondiente ala etiqueta 2 que representa la señal normal sin la perturbacion.

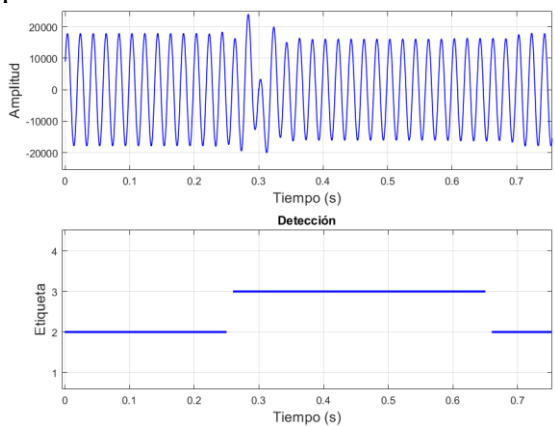


Figura 32. Despliegue de la red neuronal para la detección de caída de tensión en señales de [0.4 segundos].

De acuerdo con la figura 32, se muestra la señal que el tiempo de duración de la perturbación es intermedia, pero la red neuronal detecta el momento en que la señal comienza con el pico y la disminución de la señal.

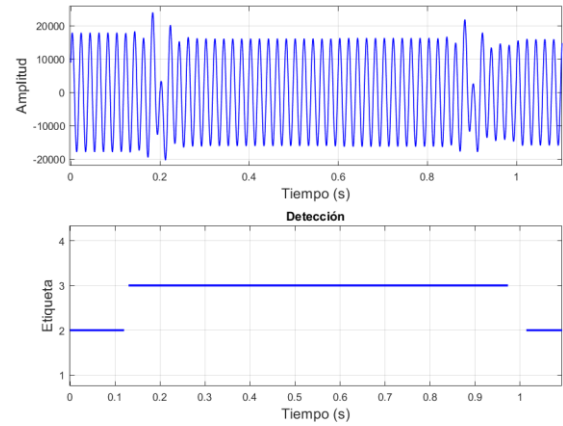


Figura 33. Aplicación de la red neuronal para identificar caída de tensión en la señal de [0.8 segundos].

Como se observa en la figura 33, la señal indica un comportamiento de disminución que dura 0.8[s], sin embargo, la perturbación es prolongada el sistema sigue detectando con normalidad y eficiencia en tiempo.

4.1.3 Interrupción del nivel de tensión

Los efectos del entrenamiento en la red neuronal se observan en designaron a la perturbación interrupcion con la etiqueta 1, para el estudio inicial la señal comienza con la perturbación en un tiempo corto de 0.2[s].

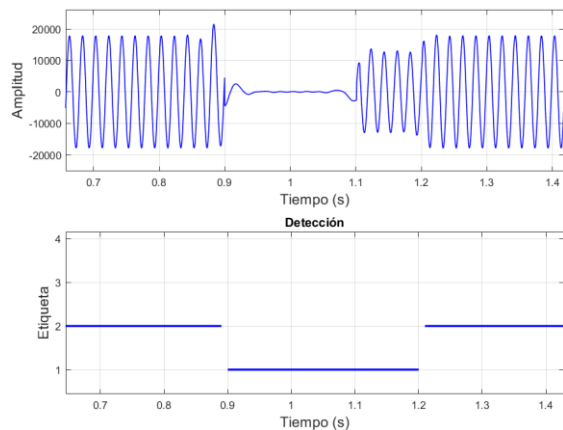


Figura 34. Implementación de la red neuronal para la detección de la interrupción de tensión en la señal de [0.2 segundos].

En la figura 34, para segunda grafica se observa la deteccion en el intervalo de 0.9[s] hasta 1.2[s]. La red neuronal representa el comienzo a reconocer el pico de la señal y espera que la señal se

estabilice para detectar una señal normal con la etiqueta designada como 2.

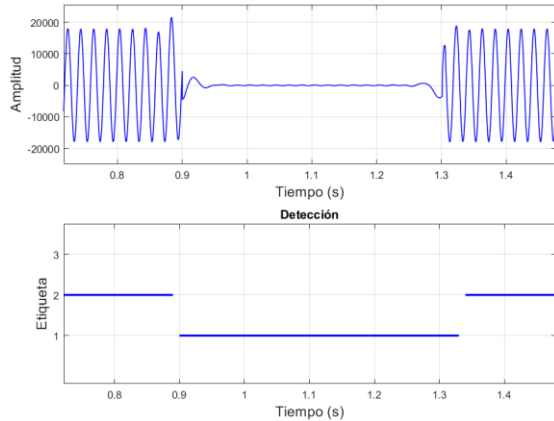


Figura 35. Despliegue de la red neuronal para detectar la interrupción de tensión en señales de [0.4 segundos].

De acuerdo con la figura 35, el tiempo de duración de la perturbación es intermedia, la red neuronal detecta el momento en que la señal comienza con el pico y la disminución de la señal se aproxima a cero y luego se comienza a estabilizar, la segunda grafica presenta con eficiencia la detección de la señal con la correspondiente etiqueta.

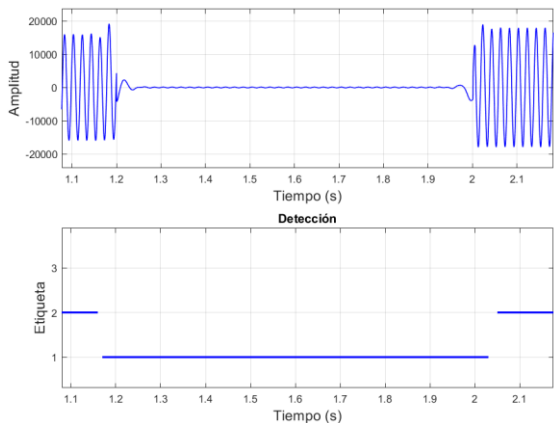


Figura 36. Desarrollo de la red neuronal para identificar la interrupción de tensión en señales de [0.8 segundos].

Como se observa en la figura 36, la señal indica un comportamiento de aproximación de cero desde el intervalo 1.19[s] hasta 2.02[s], la detección presenta un funcionamiento optimo cuando la perturbación presente un tiempo prolongado, ya que la red neuronal mantiene la eficiencia al etiquetar desde que

la señal comienza a presentar comportamientos de anomalías en la señal.

4.1.4 Incremento del nivel de tensión

Los resultados derivados evidencian para la clasificación la designación de etiqueta 4 es para perturbación swell, para el inicio de resultado comienza con la perturbación en un tiempo corto de 0.2[s].

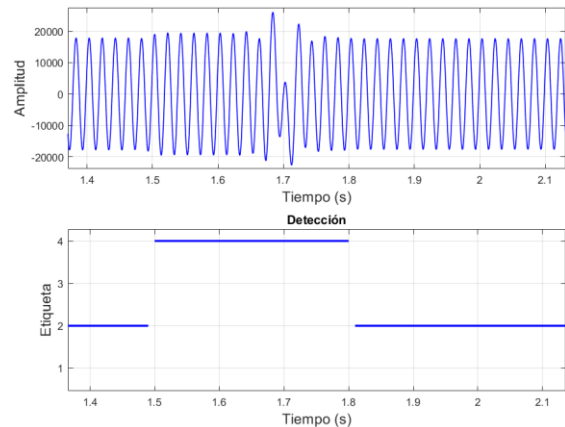


Figura 37. Implementación de la red neuronal para la detección de sobretensión en la señal de [0.2 segundos].

En la figura 37, en la segunda grafica se muestra la detección de la señal en el intervalo 1.5[s] hasta 1.7[s] se presenta el aumento y el picodrastico cuando vuelve a estabilizar. La detección indica con la etiqueta 4 durante la duración en tiempo de la perturbación.

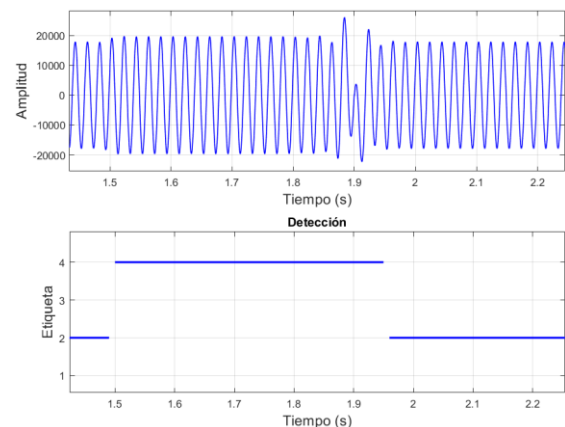


Figura 38. Implementación de un modelo de red neuronal para la identificación de sobretensión en la señal de [0.4 segundos].

De acuerdo con la figura 38, la duración es intermedia se aprecia de mejor manera la detección cuando la señal presenta el

aumento de la señal en el instante de tiempo y luego vuelve a estabilizarse.

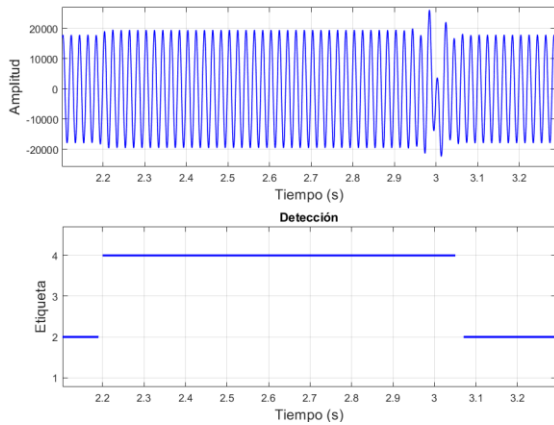


Figura 39. Desarrollo e implementación de la red neuronal para detectar sobretensión en una señal de [0.8 segundos].

Como se observa en la figura 39, la perturbación presenta ser prolongada y muestra la detección con un funcionamiento óptico desde los intervalos 2.2[s] hasta 3.02[s] mencionado el caso de la perturbacion que dura 0.8[s]es un modelo preciso en la deteccin delcomportamiento de la señal.

4.1.5 Anomalías de tensión eléctrica

Los resultados en los casos adicional para la validación del sistema neuronal, consiste en la combinación de las perturbaciones basados en la designación de las etiquetas.

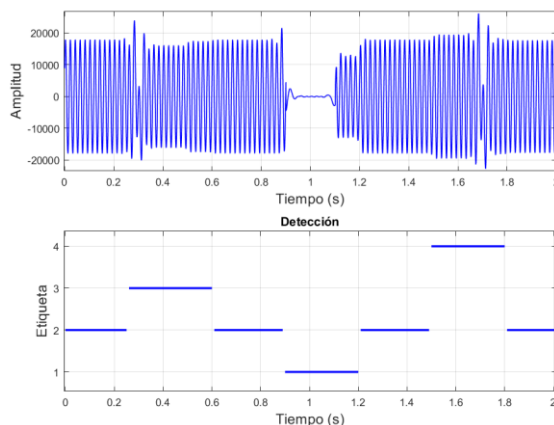


Figura 40. Implementación de la red neuronal para la detección la señal caso 1.

En la figura 40, indica las perutrbciones comenzando con sags indicado por la etiqueta 3,luego por interruption etiquetado

por 1 y pot ultimo sags etiquetado por 4.La señal de las perturbaciones indican un periodo de tiempo corto.La eficiencia de la red funciona en optimas condiciones.

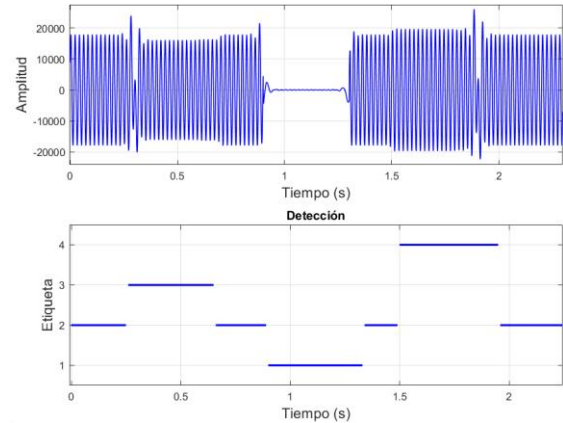


Figura 41. Implementación de la red neuronal para la detección la señal caso 2.

De acuerdo con la figura 41, el tiempo de las perturbaciones son intermedia, se parecía en la segunda figura detección que las perturbaciones tienen un tiempo de 0.4[s], indica correctamente cuando comienza las anomalías y desde que tiempo comienza a estabilizarse el sistema esto es para ver el rendimiento si se presentan aumentaran perturbaciones en una sola señal.

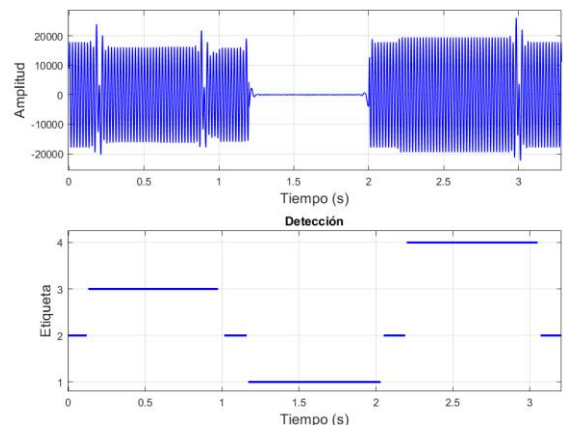


Figura 42. Implementación de la red neuronal para la detección la señal caso 3.

Como se observa en la figura 42, se presenta la prolongación de las perturbaciones en una señal, se aprecia el rendimiento de la red cuando tiene que

detectar la señal normal en presencia de las perturbaciones presentes.

Como resultado la detección de la red es óptima, para esto utilizando un modelo de 10 capas ocultas y minimizando errores al momento de la detección es un monitoreo que ayuda a entender el comportamiento de estos fenómenos en la red de distribución.

5 Conclusiones

En este estudio, refleja el algoritmo resalta la eficacia de la transformada de Hilbert Huang y la red neuronal para la detección de perturbaciones, obteniendo resultados que muestran la capacidad del modelo para detectar con un 94.09% de precisión. Este enfoque contribuye al monitoreo eléctrico en los sistemas de distribución, ofreciendo la detección de perturbaciones que se presenta en el sistema de distribución planteado permite determinar la detección de perturbaciones.

La simulación de perturbaciones en todos los nodos se reunió una gran cantidad de datos, los cuales fueron esenciales para alimentar y entrenar la red neuronal. Para obtener los resultados de salida, se implementó una clasificación de etiquetas con el objetivo de diferenciar las perturbaciones.

La capacidad para identificar la duración de las perturbaciones aprecia la capacidad del sistema neuronal al momento de identificar en tiempo real, estos resultan particularmente beneficioso para el avance en la administración de redes eléctricas. El modelo propuesto demuestra ser una herramienta prometedora para la detección de las perturbaciones eléctricas dentro de un sistema de distribución.

5.1 Trabajos futuros

Finalmente, la información obtenida en el presente documento sugiere continuar trabajando en el análisis de los efectos de las perturbaciones eléctricas en sistemas de distribución.

Además, implementar una estructura de aprendizaje profundo para la red neuronal implementando convolucionales incluso recurrentes, para enfoques de precisión y la velocidad de detección de las perturbaciones.

Se recomienda el análisis interactivo de los resultados obtenidos de los nuevos modelos, lo que permitiría a los operadores de la red interpretar fácilmente las predicciones.

6 References

- [1] D. Tiwari, M. Jabbari Zideh, V. Talreja, V. Verma, S. K. Solanki, y J. Solanki, "Power Flow Analysis Using Deep Neural Networks in Three-Phase Unbalanced Smart Distribution Grids," 2024 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM), pp. 1-5, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3369068.
- [2] S. Sharma, "Coordination of Transmission and Distribution Systems in Load Restoration," 2024 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT), pp. 300-305, 2024, doi: 10.1109/TPWRS.2019.2908449.
- [3] IEEE Power and Energy Society, "IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality," IEEE Std 1159-2019, pp. 1-98, 2019, doi: 10.1109/IEEESTD.2019.8796486.
- [4] A. Chidurala, T. K. Saha, y N. Mithulananthan, "Harmonic Emissions Assessment of Distributed Photovoltaic Systems in Low Voltage Network," IEEE Transactions on Sustainable Energy, pp 1443-1452, 2023, doi: 10.1109/MENA-SC54044.2023.10374537.
- [5] Y. Zhang, Y. Li, y X. Wang, "Application of Artificial Intelligence Technology in Power Equipment Condition Prediction and

- Maintenance," 2023 International Conference on Artificial Intelligence doi:10.1109/ICECONF57129.2023.10084252.
- [6] A. S. M. Mosleh, M. A. Hossain, y M. A. Rahman, "Accurate Weather Forecasting for Rainfall Prediction Using Artificial Neural Network Compared with Deep Learning Neural Network," 2022 International Conference on Innovations in Science, Engineering and Technology (ICISSET), pp. 1-6, 2022, doi: 10.1109/ICISSET54410.2022.10084252.
- [7] V. D. Ompokov and V. V. Boronoev, "Mode Decomposition and the Hilbert-Huang Transform," 2019 Russian Open Conference on Radio Wave Propagation (RWP), Jul. 2019, doi:10.1109/RWP.2019.8810217.
- [8] K. A. Alshumayri and Md Shafiullah, "Distribution Grid Fault Diagnostic Employing Hilbert-Huang Transform and Neural Networks," 2022 International Conference on Power Energy Systems and Applications (ICoPESA), pp. 263–268, Feb. 2022, doi:10.1109/icopesa54515.2022.9754475.
- [5] D. P. Romero-Carrión y D. F. Carrión-Galarza, "Análisis Bibliométrico de la Planeación de Expansión de los Sistemas Eléctricos de Potencia," 2021 IEEE Colombian Conference on Communications and Computing (COLCOM), pp. 600-605, 2021, doi: 10.1109/COLCOM.2021.1234575.
- [6] N. Majumdar, M. Sarstedt, y L. Hofmann, "Distribution Grid Power Flexibility Aggregation at Multiple Interconnections Between the High and Extra High Voltage Grid Levels," 2023 IEEE International Conference on Smart Grid and Clean Energy Technologies (ICSGCE), pp. 500-505, 2023, doi: 10.1109/ICSGCE.2023.1234574.
- [7] Wang, L., & Zhou, Y. (2021). Harmonic disturbances in power systems caused by nonlinear loads. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 36(7), 8200-8209. doi:10.1109/TPEL.2020.3045678.
- [8] Fernández, M., & Ruiz, S. (2022). Impact of lightning-induced overvoltages on power system reliability. *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, 64(1), 123-131. doi:10.1109/TEMC.2021.3056789
- [9] Z. Li, W. Khan, J. Wang, Wu Yingxia, W. Chaohui, and Feng Renhai, "Transient Stability Analysis of Electrical Power Systems using Polynomial Approximation based Galerkin Method," 2022 4th International Conference on Power and Energy Technology (ICPET), pp. 1235–1240, Jul. 2023, doi: 10.1109/icpet59380.2023.10367566.
- [10] A. Rezaee Jordehi, "Optimisation of demand response in electric power systems, a review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 103, pp. 308–319, Jan. 2019, doi: 10.1016/j.rser.2018.12.054.
- [11] Sergey Kokin, Nikolay Djagarov, Uyangasaikhan Bumtsend, Javod Ahyoev, S. Dmitriev, and Murodbek Safaraliev, "Optimization of electric power system modes by methods of artificial intelligence," pp. 1–4, Oct. 2020, doi:10.1109/epe51172.2020.9269195.
- [12] M. Nour, José Pablo Chaves-Ávila, Gaber Magdy, and Álvaro Sánchez-Miralles, "Review of Positive and Negative Impacts of Electric Vehicles Charging on Electric Power Systems," *Energies*, vol. 13, no. 18, pp. 4675–4675, Sep. 2020, doi:10.3390/en13184675.
- [13] D. P. Kothari and I. J. Nagrath, *Power System Analysis: Operation and*

- Control, 3rd ed. New Delhi, India: McGraw-Hill Education, 2019.
- [14] A. Arranz-Gimon, A. Zorita-Lamadrid, D. Morinigo-Sotelo, and O. Duque-Perez, "A Review of Total Harmonic Distortion Factors for the Measurement of Harmonic and Interharmonic Pollution in Modern Power Systems," *Energies*, vol. 14, no. 20, pp. 6467–6467, Oct. 2021, doi: 10.3390/en14206467.
- [15] A. Eslami, M. Negnevitsky, E. Franklin, and S. Lyden, "Review of AI applications in harmonic analysis in power systems," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 154, pp. 111897–111897, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.rser.2021.111897.
- [16] Ł. Michalec, M. Jasiński, T. Sikorski, Z. Leonowicz, Ł. Jasiński, and V. Suresh, "Impact of Harmonic Currents of Nonlinear Loads on Power Quality of a Low Voltage Network—Review and Case Study," *Energies*, vol. 14, nov. 12, pp. 3665, Jun. 2021, doi:10.3390/en14123665.
- [17] S. M. Ahsan, H. A. Khan, A. Hussain, S. Tariq, and Nauman Ahmad Zaffar, "Harmonic Analysis of Grid-Connected Solar PV Systems with Nonlinear Household Loads in Low-Voltage Distribution Networks," *Sustainability*, vol. 13, no. 7, pp. 3709–3709, Mar. 2021, doi:10.3390/su13073709.
- [18] Dima Alame, Maher Azzouz, and N. Kar, "Assessing and Mitigating Impacts of Electric Vehicle Harmonic Currents on Distribution Systems," *Energies*, vol. 13, no. 12, pp. 3257–3257, Jun. 2020, doi:10.3390/en13123257.
- [19] Poras Khetarpal and M. M. Tripathi, "A critical and comprehensive review on power quality disturbance detection and classification," *Sustainable Computing Informatics and Systems*, vol. 28, pp. 100417–100417, Jul. 2020, doi:10.1016/j.suscom.2020.100417.
- [20] A. H. Elsheikh, S. W. Sharshir, M. A. Elaziz, A.E. Kabeel, Wang Guilan, and Zhang Haiou, "Modeling of solar energy systems using artificial neural network: A comprehensive review," *Solar Energy*, vol. 180, pp. 622–639, Jan. 2019, doi: 10.1016/j.solener.2019.01.037.
- [21] Asmaa Halbouni, T. S. Gunawan, M. H. Habaebi, Murad Halbouni, M. Kartiwi, and R. Ahmad, "CNN-LSTM: Hybrid Deep Neural Network for Network Intrusion Detection System," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 99837–99849, Jan. 2022, doi: 10.1109/access.2022.3206425.
- [22] H. Wang *et al.*, "Knowledge-aware Graph Neural Networks with Label Smoothness Regularization for Recommendation," Jul. 2019, doi: 10.1145/3292500.3330836.
- [23] Slawek Smyl, "A hybrid method of exponential smoothing and recurrent neural networks for time series forecasting," *International Journal of Forecasting*, vol. 36, no. 1, pp. 75–85, Jul. 2019, doi:10.1016/j.ijforecast.2019.03.017.
- [24] Aditya Khamparia, D. Gupta, N. G. Nguyen, A. Khanna, B. Pandey, and P. Tiwari, "Sound Classification Using Convolutional Neural Network and Tensor Deep Stacking Network," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 7717–7727, Jan. 2019, doi: 10.1109/access.2018.2888882.
- [25] X. Hu, H. Hu, S. Verma, and Z.-L. Zhang, "Physics-Guided Deep Neural Networks for Power Flow Analysis," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 36, no. 3, pp. 2082–2092, Oct. 2020, doi: 10.1109/tpwrs.2020.3029557.
- [26] H. Liu, H. Dong, Z. Liu, J. Ge, B. Bai,

- y C. Zhang, "Application of Hilbert-Huang Decomposition to Reduce Noise and Characterize NMR FID Signal of Proton Precession Magnetometer," Proceedings of the 2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), pp. 5678-5681, 2020, doi: 10.1109/IGARSS.2020.1234571.
- [27] Y. Liu, H. An, and S. Bian, "Hilbert-Huang Transform and the Application," 2020 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Information Systems (ICAIS), pp. 534–539, Mar. 2020, doi:10.1109/icaais49377.2020.9194944.
- [28] J. Luque, D. Anguita, F. Pérez, and R. Denda, "Spectral Analysis of Electricity Demand Using Hilbert–Huang Transform," *Sensors*, vol. 20, no. 10, p. 2912, May 2020, doi:10.3390/s20102912.
- [29] Zoltan German-Sallo and Horatiu Stefan Grif, "Hilbert-Huang Transform in Fault Detection," *Procedia Manufacturing*, vol. 32, pp. 591–595, Jan . 2019, doi:10.1016/j.promfg.2019.02.257.
- [30] Aryan Yousefyan Kelareh, Seyed Alireza Khoshnevis, Pouria Karimi Shahri, and Alireza Valikhnai, "Dynamic Specification Determination using System Response Processing and Hilbert-Huang Transform Method," *ResearchGate*, Sep. 2019, doi:10.13140/RG.2.2.29237.42728.

6.1 Matriz de Estado del Arte

Tabla 8: Matriz de estado del arte.

DETECCIÓN DE PATRONES PARA IDENTIFICACIÓN DE VARIACIONES DE VOLTAJE EN REDES DE DISTRIBUCIÓN IMPLEMENTANDO REDES NEURONALES BASADAS EN LA TRANSFORMADA DE HILBERT-HUANG																					
ITEM	AÑO DE PUBLICACIÓN	DATOS			TEMÁTICA				FORMULACIÓN DEL PROBLEMA FUNCIONES OBJETIVO			RESTRICCIONES DEL PROBLEMA			PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA				SOLUCIÓN PROPUESTA		
		TÍTULO DEL ARTICULO	NÚMERO DE CITAS PUBLISH OR PERISH SCHOLAR GOOGLE	SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIAS	SISTEMAS DE DISTRIBUCION	PERTURBACIONES ELECTRICAS	ALGORITMO DE DETECCION	PERTURBACIONES ELECTRICAS	CALIDAD DE ENERGIA	DETECCION DE PATRONES	TOPOLOGIA DE LA RED	TECNICAS DE DETECCION DE FALLAS	SISTEMAS DE CONEXIÓN	PROTECCION DE SISTEMAS DE POTENCIA	TIPOS DE FALLAS EN SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA	TRANFORMADA DE HILBERT-HUANG	ALGORITMO DE REDES NEURONALES	DETECCION DE PERTURBACIONES	CREACIÓN DE UNA RED NEURONAL	ANALISIS POR FASE DEL SISTEMA	
1	2024	Power Flow Analysis Using Deep Neural Networks in Three-Phase Unbalanced Smart Distribution Grids	6	☒	☒	☐	☐	☐	☐	☐	☒	☐	☒	☒	☐	☐	☒	☐	☒		
2	2024	Coordinated Restoration of Transmission and Distribution System Using Decentralized Scheme	102	☐	☒	☐	☐	☐	☒	☒	☐	☒	☐	☒	☐	☐	☐	☐	☐		
3	2019	IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality, Harmonic Emissions Assessment of Distributed Photovoltaic Systems in Low Voltage Network	161	☐	☒	☒	☐	☒	☒	☐	☐	☒	☐	☒	☐	☐	☒	☐	☐		
4	2023	Application of Artificial Intelligence Technology in Power Equipment Condition Prediction and Maintenance	19	☐	☒	☒	☐	☒	☐	☒	☐	☒	☐	☒	☐	☐	☐	☐	☒		
5	2023	Accurate Weather Forecasting for Rainfall Prediction Using Artificial Neural Network Compared with Deep Learning Neural Network	1	☒	☐	☐	☒	☐	☐	☒	☐	☐	☐	☒	☐	☐	☒	☐	☐		
6	2022	Mode Decomposition and the Hilbert-Huang Transform	4	☐	☐	☒	☒	☐	☒	☒	☐	☒	☐	☒	☐	☒	☐	☐	☒		
7	2019	Distribution Grid Fault Diagnostic Employing Hilbert-Huang Transform and Neural Networks	6	☐	☒	☒	☒	☒	☐	☒	☒	☐	☐	☐	☒	☒	☒	☒	☐		
8	2023	Transient Stability Analysis of Electrical Power Systems using Polynomial Approximation based Galerkin Method	3	☒	☐	☒	☐	☐	☒	☐	☐	☒	☒	☐	☐	☐	☐	☐	☒		
9	2023																				

10	2019	Optimisation of demand response in electric power systems, a review	727	✘	✘	□	□	✘	✘	□	✘	□	□	✘	□	□	□	□	□	✘
11	2020	Optimization of electric power system modes by methods of artificial intelligence	3	✘	□	□	✘	□	□	✘	□	□	✘	□	□	□	✘	□	✘	□
12	2020	Review of positive and negative impacts of electric vehicles charging on electric power systems	248	✘	□	✘	□	✘	✘	□	✘	□	□	✘	✘	□	□	□	□	✘
13	2019	Power System Analysis: Operation and Control	197	✘	□	□	□	✘	✘	✘	□	✘	□	✘	✘	□	□	✘	□	✘
14	2021	A review of total harmonic distortion factors for the measurement of harmonic and interharmonic pollution in modern power systems	82	✘	□	✘	□	✘	□	✘	□	✘	□	□	✘	□	□	✘	□	□
15	2022	Review of AI applications in harmonic analysis in power systems	74	✘	□	✘	✘	✘	□	✘	□	✘	✘	□	✘	□	✘	□	✘	□
16	2021	Impact of harmonic currents of nonlinear loads on power quality of a low voltage network—review and case study	89	□	✘	✘	□	✘	□	✘	✘	□	✘	□	✘	□	□	□	□	✘
17	2021	Harmonic analysis of grid-connected solar PV systems with nonlinear household loads in low-voltage distribution networks	57	□	✘	✘	□	□	✘	□	□	✘	□	✘	✘	□	□	□	□	✘
18	2020	Assessing and mitigating impacts of electric vehicle harmonic currents on distribution systems	41	□	✘	✘	□	✘	✘	✘	□	✘	□	□	✘	□	□	✘	□	□
19	2020	A critical and comprehensive review on power quality disturbance detection and classification	116	✘	✘	✘	□	✘	✘	✘	□	✘	□	□	✘	□	□	✘	□	□
20	2019	Modeling of solar energy systems using artificial neural network: A comprehensive review	702	✘	□	□	✘	□	□	✘	✘	□	□	□	□	□	✘	□	✘	□
21	2022	CNN-LSTM: hybrid deep neural network for network intrusion detection system	158	✘	✘	□	✘	□	□	✘	□	✘	□	□	□	□	✘	□	✘	□
22	2019	Knowledge-aware graph neural networks with label smoothness regularization for recommender systems	634	□	□	□	✘	□	□	✘	✘	□	□	□	□	□	✘	□	✘	□
23	2020	A hybrid method of exponential smoothing and recurrent neural networks for time series forecasting	727	□	□	□	✘	□	□	✘	□	✘	□	□	□	□	✘	□	✘	□
24	2019	Sound classification using convolutional neural network and tensor deep stacking network	267	□	□	□	✘	□	□	□	✘	□	□	□	□	□	✘	□	✘	□
25	2020	Physics-guided deep neural networks for power flow analysis	161	✘	✘	□	✘	□	□	✘	□	✘	□	□	□	□	✘	□	✘	□
26	2020	Application of Hilbert-Huang Decomposition to Reduce Noise and Characterize NMR FID Signal of Proton Precession Magnetometer	9	□	□	□	✘	□	□	□	✘	□	□	□	□	✘	□	✘	□	□
27	2020	Hilbert-Huang Transform and the Application	18	□	□	□	✘	□	□	✘	□	□	□	□	□	✘	□	□	□	□
28	2020	Spectral analysis of electricity demand using hilbert–huang transform	27	✘	✘	□	✘	□	✘	□	□	□	□	□	✘	✘	□	✘	✘	□
29	2019	Hilbert-Huang transform in fault detection	16	□	✘	✘	✘	✘	□	✘	□	✘	□	□	✘	✘	□	✘	□	□
30	2019	Dynamic Specification Determination using System Response Processing and Hilbert-Huang Transform Method	21	□	□	□	✘	□	□	✘	□	□	□	□	□	✘	□	✘	□	□
CANTIDAD:				14	14	13	17	12	11	20	10	14	8	8	14	7	12	11	13	9

6.2 Resumen de Indicadores

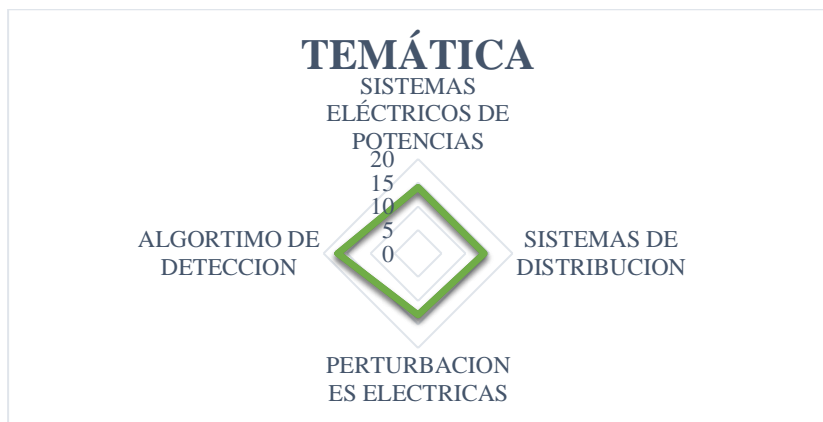


Figura 43. Resumen e indicador de la temática - Estado del arte.

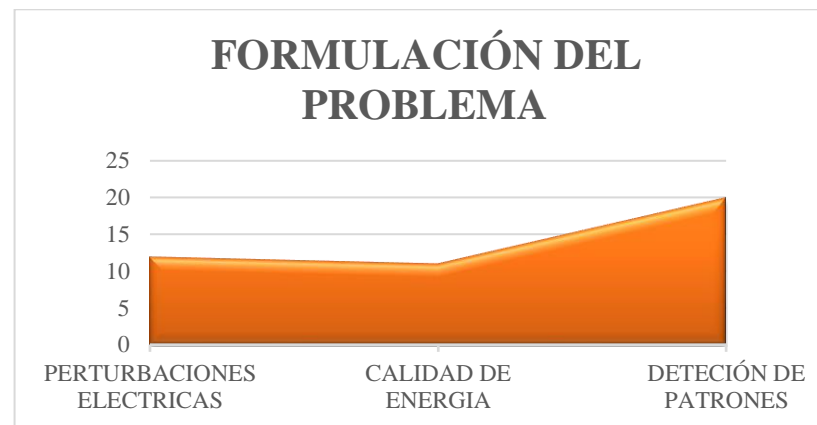


Figura 44. Indicador de formulación del problema - Estado del arte.

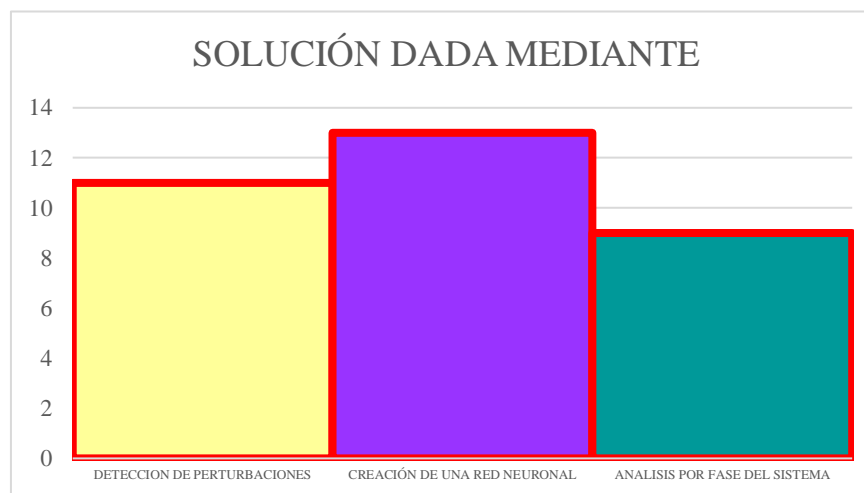


Figura 45. Indicador de solución - Estado del arte.

7 Anexos

Tabla 4. Datos de red del sistema IEEE 33 Bus

Nombre	Nodo		R	X
	Inicio	Fin		
N1	1	2	0,0922	0,0477
N2	2	3	0,4930	0,2511
N3	3	4	0,3660	0,1864
N4	4	5	0,3811	0,1941
N5	5	6	0,8190	0,7070
N6	6	7	0,1872	0,6188
N7	7	8	1,7114	1,2351
N8	8	9	1,0300	0,7400
N9	9	10	1,0400	0,7400
N10	10	11	0,1966	0,0650
N11	11	12	0,3744	0,1238
N12	12	13	1,4680	1,1550
N13	13	14	0,5416	0,7129
N14	14	15	0,5910	0,5260
N15	15	16	0,7463	0,5450
N16	16	17	1,2890	1,7210
N17	17	18	0,7320	0,5740
N18	2	19	0,1640	0,1565
N19	19	20	1,5042	1,3554
N20	20	21	0,4095	0,4784
N21	21	22	0,7089	0,9373
N22	3	23	0,4512	0,3083
N23	23	24	0,8980	0,7091
N24	24	25	0,8960	0,7011
N25	6	26	0,2030	0,1034
N26	26	27	0,2842	0,1447
N27	27	28	1,0590	0,9337
N28	28	29	0,8042	0,7006
N29	29	30	0,5075	0,2585
N30	30	31	0,9744	0,9630
N31	31	32	0,3105	0,3619
N32	32	33	0,3410	0,5302
N33	18	33	0,500	0,0500

Tabla 5. Datos de voltaje y carga del sistema IEEE 33 Bus

Nodo	Tensión [kV]	Pu	P (kW)	Q (kW)
1	12,66	1,00	0	0
2	12,66	0,9999	100	60
3	12,65	0,9969	90	40
4	12,64	0,9939	120	80
5	12,61	0,9919	60	30
6	12,60	0,9910	60	20
7	12,58	0,9904	200	100
8	12,55	0,9899	200	100
9	12,53	0,9895	60	20
10	12,52	0,9875	60	20
11	12,50	0,9860	45	30
12	12,48	0,9840	60	35
13	12,46	0,9830	60	35
14	12,45	0,9820	120	80
15	12,43	0,9800	60	10
16	12,41	0,9829	60	20
17	12,39	0,9770	60	20
18	12,38	0,9876	90	40
19	12,36	0,9760	90	40
20	12,34	0,9740	90	40
21	12,32	0,9720	90	40
22	12,30	0,9710	90	40
23	12,29	0,9690	90	50
24	12,27	0,9680	420	200
25	12,25	0,9660	420	200
26	12,24	0,9650	60	25
27	12,22	0,9630	60	25
28	12,20	0,9610	60	20
29	12,18	0,9600	120	70
30	12,16	0,99580	200	600
31	12,15	0,9570	150	70
32	12,12	0,9560	210	100
33	12,61	0,9540	60	40