



UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA

SEDE QUITO

CARRERA DE ELECTRICIDAD

**DISEÑO DE UN ALGORITMO DE
COMPRESIÓN Y RESTAURACIÓN DE DATOS
BASADOS EN EL ANÁLISIS FRECUENCIAL
PARA MEJORAR LOS INDICES NMSE, RTE Y
COR DE LAS SEÑALES ELÉCTRICAS**

Trabajo de titulación previo a la obtención del

Título de Ingeniero Eléctrico

AUTOR: JONATHAN ANDRÉS VASCO CALVACHE

TUTOR: MILTON GONZALO RUIZ MALDONADO

Quito -Ecuador

2025

CERTIFICADO DE RESPONSABILIDAD Y AUTORÍA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Jonathan Andrés Vasco Calvache con documento de identificación N° 1721442992 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, 26 de marzo del año 2025

Atentamente,



Jonathan Andrés Vasco Calvache
1721442992

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

Yo, Jonathan Andrés Vasco Calvache con documento de identificación No. 1721442992, 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: “ Diseño de un algoritmo de compresión y restauración de datos basado en el análisis frecuencial para mejorar los índices NMSE, RTE y COR de las señales”, 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, 26 de marzo del año 2025

Atentamente,



Jonathan Andrés Vasco Calvache

1721442992

CERTIFICADO DE DIRECCIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Milton Gonzalo Ruiz Maldonado con documento de identificación N° 1714409065, docente de la Universidad Politécnica Salesiana, declaro que bajo mi tutoría fue desarrollado el trabajo de titulación: DISEÑO DE UN ALGORITMO DE COMPRESIÓN Y RESTAURACIÓN DE DATOS BASADO EN EL ANÁLISIS FRECUENCIAL PARA MEJORAR LOS ÍNDICES NMSE, RTE Y COR DE LAS SEÑALES, realizado por Jonathan Andrés Vasco Calvache con documento de identificación N° 1721442992, obteniendo como resultado final el trabajo de titulación bajo la opción de Artículo académico que cumple con todos los requisitos determinados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, 26 de marzo del año 2025

Atentamente,



Ing. Milton Gonzalo Ruiz Maldonado, MSc
1714409065

ÍNDICE GENERAL

1	Introducción	2
2	Marco teórico	3
3	Formulación del problema	6
3.1	Casos de estudio	6
3.1.1	Caída de voltaje (SAG)	6
3.1.2	Aumento de voltaje (SWELL)	7
3.1.3	Impulso de voltaje	7
3.1.4	Señal estable.....	7
3.2	Métodos de solución.....	8
4	Análisis de resultados.....	11
4.1	Rendimiento de las wavelets madre para señal estable.....	11
4.2	Rendimiento de las wavelets madre para señal de aumento de voltaje (SWELL)...	12
4.3	Rendimiento de las wavelets madre para señal de impulso.	12
4.4	Rendimiento de las wavelets madre para señal de caída de voltaje (SAG).	13
4.5	Análisis general de wavelets y señales eléctricas.....	13
5	Conclusiones	15
5.1	Trabajos futuros.....	15
6	Referencias.....	15
6.1	Matriz de Estado del Arte.....	17
6.2	Resumen de Indicadores.....	22

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Caída de voltaje.	7
Figura 2. Aumento de voltaje.....	7
Figura 3. Impulso de voltaje.....	7
Figura 4. Señal estable.	8
Figura 5. Señal estable Wavelet sym3.	10
Figura 6. Señal aumento de voltaje (SWELL) Wavelet sym3.	10
Figura 7. Señal caída de voltaje (SAG) Wavelet sym3.....	11
Figura 8. Señal impulso de voltaje Wavelet sym3.....	11
Figura 9. NMSE vs nivel.....	11
Figura 10. RTE vs Nivel.	12
Figura 11. Correlación vs Nivel.....	12
Figura 12. NMSE vs Nivel.....	12
Figura 13. Señal SWELL – Correlación vs Nivel.....	12
Figura 14. Señal Impulso – NMSE vs Nivel.....	13
Figura 15. Señal Impulso – RTE vs Nivel.	13
Figura 16. Señal Impulso – Correlación vs Nivel.	13
Figura 17. Rendimiento combinado por wavelet y señal.....	14
Figura 18. Resumen e indicador de la temática - Estado del arte.	22
Figura 19. Indicador de formulación del problema - Estado del arte.....	22
Figura 20. Indicador de solución - Estado del arte.....	22

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Rendimiento combinado.	9
Tabla 2: Valores representativos señal estable.....	9
Tabla 3: Valores representativos señal aumento de voltaje	9
Tabla 4: Valores representativos señal impulso.....	10
Tabla 5: Valores representativos señal caída de voltaje.....	10
Tabla 6: Matriz de estado del arte.	17

DISEÑO DE UN ALGORITMO DE COMPRESIÓN Y RESTAURACIÓN DE DATOS BASADO EN EL ANÁLISIS FRECUENCIAL PARA MEJORAR LOS ÍNDICES NMSE, RTE Y COR DE LAS SEÑALES

Resumen

El crecimiento de las redes eléctricas inteligentes y el crecimiento exponencial de los datos de estas, la implementación de sensores a gran escala para obtener datos de las señales eléctricas. Se plantea la necesidad de realizar la optimización del almacenamiento y procesamiento de las señales eléctricas mediante un algoritmo de compresión y restauración utilizando las diferentes wavelets madre.

La investigación tiene como objetivo desarrollar un algoritmo que evalúe diferentes wavelets madre y los diferentes niveles de estas para poder determinar el equilibrio entre compresión, eficiencia y precisión.

La eficacia será evaluada mediante métricas como NMSE, RTE y COR.

La metodología engloba el procesamiento de datos, selección y prueba de al menos cinco wavelets madre y diez diferentes niveles de compresión, implementación de un algoritmo iterativo el cual comprime y restaura las señales transitorias como caídas de voltaje (SAG), aumento de voltaje (SWELL), impulso de voltaje y señal estable.

Finalmente, la investigación busca identificar la wavelet madre más eficiente y así optimizar las wavelets Daubechies 4 (db4) con unos índices RTE de 0,499, NMSE 0.1716y correlación de 0,7 de igual manera Symlet 3(sym3) RTE de 0,5, NMSE 0.1715 y correlación de 0,707 son la apropiadas para ofrecer un mejor rendimiento, estas simulaciones se hicieron utilizando las herramientas disponibles en MATLAB.

Palabras Clave: Algoritmo de compresión, transformada wavelet, procesamiento de datos.

Abstract

The growth of smart electrical grids and the exponential increase in their data, along with the implementation of large-scale sensors to gather data from electrical signals, necessitates the optimization of storage and processing of these signals through a compression and restoration algorithm using different mother wavelets. The research aims to develop an algorithm that evaluates various mother wavelets and their different levels to determine the balance between compression, efficiency, and accuracy. Effectiveness will be assessed using metrics such as NMSE, RTE, and COR. The methodology encompasses data processing, selection and testing of at least five mother wavelets and ten different compression levels, and the implementation of an iterative algorithm which compresses and restores transient signals such as voltage drops (SAG), voltage increases (SWELL), voltage spikes, and steady signals. Ultimately, the research seeks to identify the most efficient mother wavelet and thus optimize the Daubechies 4 (db4) wavelets with RTE indices of 0.499, NMSE of 0.1716, and a correlation of 0.7, as well as Symlet 3 (sym3) with RTE of 0.5, NMSE of 0.1715, and a correlation of 0.707, which are deemed appropriate for offering better performance. These simulations were performed using tools available in MATLAB.

Keywords: Compression algorithm, wavelet transformation, data processing.

1 Introducción

El procesamiento y análisis de las señales eléctricas es primordial para avalar la confiabilidad y calidad de los sistemas eléctricos. La compresión y restauración de datos basado en el análisis frecuencial se presenta como un instrumento esencial para poder optimizar la transmisión, almacenamiento de señales eléctricas manteniendo la totalidad de su integridad y facilitando su análisis futuro.

La compresión de señales investiga la reducción de la cantidad de datos necesarios para representar una señal sin perder información específica y significativa. [1]

Una de las herramientas usadas dentro de este campo es el censado comprimido (compressed sensing), que permite la adquisición y reconstrucción de señales dispersas a partir de un número reducido de muestras. Esta metodología ha demostrado ser eficaz en el análisis y detección de armónicos en señales eléctricas, mejorando el rendimiento de la calidad de la energía.

El análisis frecuencial, por otro lado, desarma una señal en sus componentes de frecuencia, proporciona una representación en el dominio de la frecuencia, permite la identificación de diferentes características como ruidos y armónicos. Otros modelos matemáticos usados son la transformada de Fourier que es una herramienta fundamental en el análisis ya que permite transformar señales del dominio del tiempo al dominio de la frecuencia. [2]

La combinación de técnicas de compresión que se basan en el análisis frecuencial no solo optimiza y mejora la administración y almacenamiento de datos, a su vez mejora los índices que miden su desempeño como el Error Cuadrático Medio Normalizado (NMSE), el Error Relativo de Tiempo (RTE) y la Correlación (COR) de las

señales eléctricas. La selección de la wavelet madre adecuada para el análisis frecuencial de señales transitorias va a influir directamente en la precisión de la compresión y restauración de datos. [3]

El uso de la transformada de wavelet para realizar la compresión de datos tiene una amplia aplicación práctica debido a su capacidad de representar datos y señales de forma eficiente, una de sus funciones principales es preservar detalles esenciales mientras minimiza la redundancia [4].

A continuación, se detalla algunas áreas donde se espera que este algoritmo tenga una aplicación destacada:

- Transmisión de datos en redes
- Almacenamiento en la nube y archivado
- Reconstrucción y análisis de datos científicos
- Procesamiento de señales biomédicas
- Compresión de imágenes y videos

En la transmisión de datos en redes, los algoritmos de compresión por wavelets reducen significativamente el ancho de banda requerido para el envío de datos, convirtiéndolos en aplicaciones ideales para aplicaciones de conectividad limitada, internet de las cosas (IoT), redes eléctricas inteligentes o redes móviles.

El almacenamiento en la nube y archivado ayuda en la compresión eficiente permite almacenar un gran volumen de datos, registros históricos de fallas, mediciones, imágenes, gráficas de una manera económica y de acceso rápido a información comprimida de gran calidad.

En la reconstrucción y análisis de datos científicos se puede aplicar en áreas como la sismología, astronomía, análisis de datos experimentales como física, eléctrica y

electrónica. Las wavelets permiten comprimir y reconstruir los datos con gran precisión, reduciendo costos de almacenamiento y tiempo.

En el procesamiento de señales biomédicas en áreas como la telemedicina y el monitoreo remoto, la compresión basada en wavelets facilita la transmisión de señales como electrocardiogramas, imágenes médicas manteniendo información crítica para diagnósticos o análisis precisos.

En la compresión de videos e imágenes la transformada de wavelet es fundamental, permite lograr tasas más altas sin comprometer significativamente la calidad visual, optimizando el almacenamiento y transmisión de contenido multimedia en plataformas digitales.

El impacto de los algoritmos de compresión basados en wavelets va más allá de la reducción de tamaño de archivos, abarcando mejoras en la accesibilidad, eficiencia y calidad en varias áreas científicas y tecnológicas. Esto lo convierte en una herramienta esencial para poder optimizar recursos en un mundo donde el volumen de los datos tiene un crecimiento acelerado y exponencial.

En resumen, el diseño de algoritmos que integren técnicas de compresión y restauración de datos basadas en el análisis frecuencial representa una estrategia prometedora para mejorar la eficiencia y precisión en el procesamiento de señales eléctricas, contribuyendo al avance de sistemas eléctricos más robustos y eficientes.

2 Marco teórico

Los autores [1] proponen la compresión de señales eléctricas aplicadas a redes inteligentes, esto se debe a la gran cantidad de dispositivos que se deben implementar para monitoreo en tiempo real y observación en los sistemas de distribución. Se revisan técnicas clave de compresión, como métodos sin pérdida y con pérdida, incluyendo transformadas de Fourier, Wavelet y técnicas híbridas, que equilibran la relación compresión-distorsión. Los autores identifican desafíos, como la creación de bases de datos estandarizadas y métricas de evaluación específicas, y proponen desarrollar técnicas cognitivas y cooperativas para mejorar la eficiencia en redes inteligentes.

La investigación [2] muestra un método de compresión en tiempo real aplicado a señales eléctricas. Se aplica la transformada de wavelet lifting en 2D y el algoritmo Deflate.

Este método transforma las señales periódicas de 1D a 2D, optimizando la reducción de redundancias tanto dentro de los ciclos como entre ellos. Luego, el algoritmo Deflate se aplica para lograr una compresión sin pérdidas.

Las pruebas realizadas con datos reales provenientes de dispositivos de monitoreo dinámico lograron una relación de compresión cercana a 4, validando la eficacia y aplicabilidad del enfoque para gestionar grandes volúmenes de datos en redes eléctricas.

Este procedimiento mejora significativamente el almacenamiento y la transmisión de información sin comprometer la fiabilidad de la información.

Los autores [3] han elaborado un algoritmo eficiente de compresión de datos basado en

la Descomposición en Valores Singulares (SVD) para sistemas de distribución inteligentes, enfocado en resolver los desafíos relacionados con el almacenamiento y la transmisión de grandes volúmenes de información.

A través de simulaciones realizadas en el sistema IEEE de 14 barras bajo diversas condiciones de señal (voltaje, armónicas y fallas), se evidenció que el algoritmo permite reducir significativamente el tamaño de los datos, al tiempo que mejora la relación señal-ruido (SNR) y disminuye el error cuadrático medio (MSE), superando el rendimiento de técnicas como la Transformada Wavelet Discreta (DWT).

Esto confirma su eficacia para optimizar la comunicación y garantizar la calidad de los datos en sistemas eléctricos inteligentes.

El artículo [5] propone un algoritmo eficiente de compresión de datos para sistemas de distribución inteligentes utilizando descomposición en valores singulares (SVD). Su objetivo principal es abordar el desafío del almacenamiento y transmisión masiva de datos generados por dispositivos inteligentes en redes eléctricas.

El algoritmo utiliza SVD para reducir la dimensionalidad de las matrices de datos, conservando las características esenciales para su reconstrucción. Los resultados obtenidos con señales simuladas del sistema IEEE de 14 nodos demuestran que el algoritmo logra una significativa reducción del tamaño de datos, mejorando la relación señal-ruido (SNR) y reduciendo el error cuadrático medio (MSE), superando técnicas tradicionales como la transformada wavelet discreta.

Este enfoque muestra un equilibrio óptimo entre la relación de compresión (CR) y la precisión, lo que permite su implementación en redes inteligentes para

mejorar la calidad y eficiencia de la comunicación de datos.

Los autores [6] proponen una novedosa técnica de compresión de datos para señales eléctricas, combinando transformadas wavelet y muestreo comprimido. La metodología incluye tres algoritmos: el primero identifica características clave de las señales, como cruces por cero y amplitud; el segundo aplica una transformada wavelet biortogonal, ajustando desplazamientos y amplitudes, con corrección de errores y filtrado para minimizar ruidos; y el tercero implementa Compressive Sampling Matching Pursuit, creando un diccionario con bases ortogonales para representar las señales en vectores dispersos. Los resultados muestran una relación de compresión de 1020:1 (99,90%), con indicadores de calidad destacados ($RTE = 0,9938$, $NMSE = 0,0098$, $COR = 0,99$), superando estudios previos de alto impacto.

Los autores [7] presentan un algoritmo basado en la transformada wavelet Haar para la detección y clasificación de fallas en líneas de transmisión. Las señales de tensión y corriente, que contienen toda la información del sistema de potencia, experimentan perturbaciones características durante fallas, como cambios de amplitud, fase y armónicos.

La propiedad de las wavelets para responder a cambios bruscos en las señales permite identificar fallas en el dominio del tiempo. Los resultados experimentales demuestran que, con frecuencias superiores a 100 kHz, es posible detectar fallas con una precisión del 100% utilizando solo 4 muestras de la señal procesadas con la wavelet Haar. Los tiempos de detección oscilan entre 0,31 ms y 1,15 ms, mientras que los de clasificación varían de 0,94 s a 1,31 s.

La investigación [8] analiza el uso de la Transformada de Hilbert-Huang (HHT) y la

Transformada Wavelet Discreta (DWT) para monitorizar en tiempo real desviaciones en magnitudes eléctricas en sistemas de potencia con generación distribuida (DG).

La HHT descompone las señales mediante Descomposición Modal Empírica (EMD) en Funciones Modales Intrínsecas (IMF), ordenadas por frecuencia, mientras que la DWT separa las señales en componentes de detalle y tendencia. Un análisis comparativo revela que la DWT ofrece mayor precisión y resolución temporal para identificar eventos de Calidad de Potencia (PQ), como huecos de tensión, oleadas y armónicos.

La implementación en tiempo real de la DWT, procesando señales en serie mediante un búfer, permite extraer atributos clave para clasificar perturbaciones. Las simulaciones en MATLAB/Simulink y la validación experimental confirman que la DWT detecta perturbaciones con alta precisión y mínimo retraso, destacándose como una herramienta eficaz para el análisis de PQ en tiempo real.

El artículo [9] se propone una metodología novedosa de compresión de datos para señales de calidad de energía utilizando el enfoque de Muestreo Compresivo por Persecución de Correspondencias.

Esta metodología integra técnicas de wavelets y de sensado comprimido para mejorar la eficiencia en el manejo de datos de calidad de energía.

Esta investigación avanza en el manejo de un gran volumen de datos generados por los sistemas modernos de energía eléctrica, buscando mejorar el monitoreo y la gestión en tiempo real de la calidad de la energía mediante técnicas avanzadas de compresión y reconstrucción de datos. Esto podría tener implicaciones amplias para el sector energético, particularmente en la mejora de

la eficiencia de los sistemas de distribución y monitoreo de energía

En el artículo [10] los autores proponen una técnica se enfoca en mejorar la eficiencia de la compresión de señales eléctricas mediante la utilización de métodos de detección de novedades y estimación de frecuencia. Su objetivo es permitir un registro continuo y efectivo de las formas de onda en sistemas de calidad de energía, optimizando así el uso del ancho de banda y el almacenamiento de datos en sistemas de monitoreo de redes eléctricas.

La investigación [11] sobre la compresión de datos utilizando la transformada de Fourier (FT) y la transformada rápida de Fourier (FFT) ha mostrado avances significativos en diversos campos. Estas técnicas son particularmente útiles en la compresión de imágenes y señales, optimizando tanto la eficiencia en el almacenamiento como en la transmisión de datos.

Por ejemplo, la FFT, al ser una versión computacionalmente eficiente de la FT, permite análisis de espectro rápido y eficaz, ideal para el procesamiento digital de señales e imágenes. Se utiliza para reducir el número de operaciones aritméticas necesarias, acelerando significativamente la compresión y descompresión de datos

En el contexto [12], la compresión de imágenes, la combinación de FFT con la transformada de coseno discreta (DCT) ha permitido obtener mayores ratios de compresión, especialmente en redes de sensores inalámbricos donde la eficiencia de la transmisión es crucial debido a limitaciones de energía y ancho de banda.

Además [13], se ha explorado la aplicación de la FT y la FFT en la compresión de audio y video, donde se manipulan bloques de datos para minimizar las discontinuidades entre marcos, reduciendo así el tamaño del

archivo mientras se mantiene una calidad aceptable. Esta técnica se ha utilizado en algoritmos populares como JPEG para imágenes y MP3 para audio

En resumen [14], la FT y la FFT son fundamentales en el desarrollo de técnicas de compresión de datos que buscan un equilibrio entre reducción de tamaño y preservación de la calidad. Estos métodos continúan evolucionando, ofreciendo nuevas posibilidades para la gestión eficiente de grandes volúmenes de datos en diversas aplicaciones tecnológicas.

El trabajo [15] sobre este tema se presentó métodos avanzados para la compresión de señales eléctricas de potencia, crucial para el monitoreo eficiente y la gestión de la calidad de la energía en sistemas eléctricos modernos.

3 Formulación del problema

En la actualidad, las nuevas redes eléctricas inteligentes con la implementación de una gran cantidad y variedad de sensores en todos los niveles del sistema eléctrico de potencia (SEP) ha tenido un crecimiento exponencial en la generación de datos.

Del mismo modo, el uso de las wavelets madre ha sido un instrumento prometedor para comprimir y restaurar señales eléctricas, estas herramientas nos permiten la representación de señales complejas manteniendo características más relevantes de las mismas.

En este sentido existen múltiples wavelet madre, cada una con propiedades diferentes, lo que origina la necesidad de evaluar y seleccionar la más adecuada para la aplicación en específico.

Además, evaluar la calidad de compresión y restauración en el análisis de las señales eléctricas se necesita métricas cuantitativas,

tales como Error relativo en el tiempo (RTE), coeficiente de correlación (COR) y el error cuadrático medio (NMSE). Estas métricas permiten determinar el rendimiento del algoritmo en términos de precisión, tiempo de respuesta y correlación.

Por ende, el problema central en este estudio es formular un algoritmo para que utilice diferentes wavelets madre con sus diferentes niveles para comprimir y restaurar diferentes señales eléctricas, que proporcione un equilibrio entre compresión, precisión y eficiencia, respaldando un procesamiento de alto nivel para los datos eléctricos de redes eléctricas inteligentes.

3.1 Casos de estudio

Los sistemas eléctricos están sometidos a diversas perturbaciones transitorias que pueden afectar su desempeño y vida útil de sensores, medidores y equipos conectados. Estas perturbaciones más conocidas como señales transitorias existen diversos fenómenos como caídas de voltaje (SAGS), aumento de voltaje (SWELL), impulsos de voltaje y periodos de señal estable. A continuación, se detallan más características y conceptos de estas.

3.1.1 Caída de voltaje (SAG)

Una caída de voltaje es una reducción momentánea en el nivel de tensión de la red eléctrica. Su magnitud suele ser menor al 90% y mayor al 10% del voltaje nominal como se aprecia en la figura 1.

Sus principales causas son cortocircuitos o fallas en el sistema eléctrico, alta demanda en circuitos con capacidad limitada, arranque de motores de gran potencia. Los efectos que producen son un mayor incremento en las pérdidas de eficiencia energética, fallos temporales en procesos industriales automatizados entre otros. Para

mitigarlos debe haber una mejora en la calidad de los sistemas de distribución.



Figura 1. Caída de voltaje.

3.1.2 Aumento de voltaje (SWELL)

Un aumento de voltaje (figura 2) es un incremento en el nivel de tensión de la red eléctrica. Su magnitud suele ser típicamente superior al 110% del voltaje nominal.

Como sus principales causas son la regulación inadecuada en los transformadores, desconexión súbita de cargas importantes, conmutación de grandes cargas inductivas.

Los efectos que producen son el incremento en los riesgos de falla dieléctrica en sistemas de aislamiento, sobrecalentamiento de equipos, daño en componentes eléctricos sensibles. Para mitigarlos tenemos el uso de supresores de tensión (TVSS) o diseños en sistemas eléctricos que incluyan estabilizadores automáticos.

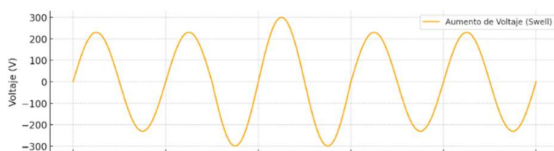


Figura 2. Aumento de voltaje.

3.1.3 Impulso de voltaje

Los impulsos de voltaje (figura 3) son transitorios rápidos y de corta duración que suelen tener magnitudes muy superiores al voltaje nominal. Pueden durar desde microsegundos hasta milisegundos. Sus

principales causas son descargas atmosféricas (rayos) cercanos a la red eléctrica, fallo en transformadores o interruptores de potencia, conmutación de equipos de alta potencia.

Los efectos que producen son alteraciones en señales de comunicación control, daños permanentes en equipos electrónicos, reducción de la vida útil de componentes como condensadores y resistencias.

Para mitigarlos se pueden usar dispositivos de protección contra sobretensiones transitorias (SPD) y un aterrizaje adecuado de sistemas eléctricos.



Figura 3. Impulso de voltaje.

3.1.4 Señal estable

La señal estable (figura 4) se refiere a un estado de operación eléctrica en el que el voltaje y la corriente se mantienen dentro de límites nominales y sin perturbaciones significativas.

Este estado es esencial garantiza el correcto funcionamiento de los equipos conectados. Las recomendaciones para mantener la estabilidad es un monitoreo continuo de la calidad del suministro eléctrico, uso de compensadores reactivos, implementación de estándares de calidad, como IEEE 519 o IEC 61000.

Los efectos que produce una señal estable es una mayor eficiencia en el consumo energético, reducción de fallas en los sistemas, larga vida útil de los equipos eléctricos, para lograr esa estabilidad es necesario tener sistemas de regulación eficaces y un diseño robusto de la infraestructura eléctrica.

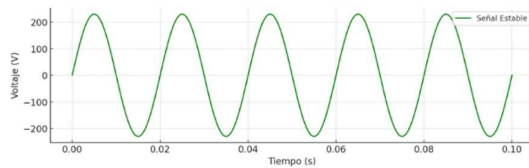


Figura 4. Señal estable.

3.2 Métodos de solución

En el estudio presentado en este artículo, se implementará un algoritmo para el análisis de las wavelets madre en diferentes niveles de compresión y restauración.

La primera etapa consiste en la preparación y selección de datos en este caso son señales eléctricas transitorias como caídas de voltaje (SAG), aumento de voltaje (SWELL), impulso de voltaje y una señal estable.

A continuación, se hará una selección y prueba con las siguientes wavelets madre:

- Daubechies(db)
- Symlets (sym)
- Coiflets(coif)
- Haar
- Biortogonal(bior)
- Mexhaar
- Gauss

Se realiza la implementación de un módulo iterativo que nos permite probar cada wavelet y asignar el nivel de compresión en este caso va desde el nivel uno al diez.

El objetivo de esta etapa es la implementación de las transformadas de las wavelets madre para la evaluación teórica y experimental de las propiedades de compresión.

A continuación, se realiza la reconstrucción de señales a partir de los coeficientes comprimidos para cada wavelet madre. Y se procede a realizar el cálculo de los índices

NMSE, RTE, COR para cada wavelet seleccionada. Las pruebas realizadas en múltiples escenarios y condiciones para garantizar la robustez del algoritmo fue la comparación sistemática del rendimiento de cada una de ellas y en cada señal eléctrica sea transitoria o estable en donde se realizó la optimización y ajuste de los parámetros en función de los resultados obtenidos.

Algoritmo 1 Análisis y reconstrucción de señales eléctricas mediante Wavelets y sus diferentes niveles.

Paso 1: Carga de Datos e Inicialización

- 1: Cargar archivos de datos de entrada
- 2: Extraer el vector de tiempo y las señales.
- 3: Definir tipos de wavelets y nivel máximo de descomposición.
- 4: Inicializar el almacenamiento de resultados.

Paso 2: Descomposición y Reconstrucción con Wavelets

- 5: PARA cada índice de señal $i = 1$ hasta el número de señales HACER
- 6: Seleccionar la señal para el procesamiento.
- 7: PARA cada tipo de wavelet $j = 1$ hasta el total de wavelets HACER
- 8: Seleccionar el tipo de wavelet.
- 9: PARA cada nivel de descomposición $k = 1$ hasta el nivel máximo HACER
- 10: Realizar la descomposición wavelet $[C, L] = \text{wavedec}(\text{señal}, \text{nivel}, \text{wavelet})$.
- 11: Reconstruir la señal usando coeficientes de aproximación.
- 12: Interpolan la señal reconstruida para que coincida con la longitud original.
- 13: Calcular RTE = $\text{sum}(\text{señal}^2) / \text{sum}(\text{reconstruida}^2)$.
- 14: Calcular NMSE = $(\text{norm}(\text{señal} - \text{reconstruida})^2) / (\text{norm}(\text{señal})^2)$.
- 15: Calcular COR = $(\text{reconstruida}' * \text{señal}) / (\text{reconstruida}' * \text{reconstruida})$.
- 16: Calcular NC = $\text{length}(\text{señal}) / \text{length}(\text{reconstruida})$.
- 17: Almacenar los resultados en una tabla.

Paso 4: Visualización

- 18: Graficar señales originales y reconstruidas.
- 19: Guardar gráfico como imagen PNG.
- 20: FIN PARA (nivel de descomposición).
- 21: FIN PARA (tipo de wavelet).
- 22: FIN PARA (índice de señal).

Paso 5: Resultados de Salida

El algoritmo antes descrito nos ayuda a encontrar un método cada vez más eficiente para la compresión y restauración de diferentes señales eléctricas, siendo más eficaz el almacenamiento y análisis de estas.

Los cuales se evalúan en diferentes wavelets madres para lograr hallar que tipo de wavelet nos ofrece un buen rendimiento en la mayoría de las diferentes señales y

encontrar la mejor opción para cada tipo de señal.

Como lo podemos apreciar en la tabla 1 nos muestra una tabla resumen de todos los índices y un rendimiento combinado de todas las wavelets y señales donde se puede observar los valores representativos y que obtuvimos mediante el algoritmo iterativo por cada señal dentro del estudio.

wav elet	Tiempo compresión	Tiempo restauración	RTE	NMSE	Correla ción
'bior 1.3'	0.27592	0.00307	0,09 988	203,10 813	0,2250 5
'coif 1'	0.21846	0.00308	0,09 992	183,26 275	0,2255 5
'coif 2'	0.21688	0.00316	0,09 991	194,98 896	0,2176 8
'coif 3'	0.22145	0.00325	0,09 992	198,33 720	0,2116 3
'coif 4'	0.22984	0.00313	0,09 992	199,28 620	0,2067 8
'coif 5'	0.23026	0.00302	0,09 993	199,63 327	0,2026 5
'db1'	0.20772	0.00300	0,09 997	161,84 359	0,2279 1
'db2'	0.20466	0.00311	0,09 992	178,17 021	0,2296 0
'db3'	0.20906	0.00303	0,09 991	188,41 594	0,2248 3
'db4'	0.21184	0.00295	0,09 991	192,74 337	0,2208 0
'db5'	0.21216	0.00298	0,09 991	195,66 129	0,2172 0
'dme y'	0.24445	0.00335	0,10 002	201,74 549	0,1705 0
'haar ,	0.23721	0.00308	0,09 997	161,84 359	0,2279 1
'sym 1'	0.19034	0.00343	0,09 997	161,84 359	0,2279 1
'sym 2'	0.20780	0.00312	0,09 992	178,17 021	0,2296 0
'sym 3'	0.20451	0.00317	0,09 991	188,41 594	0,2248 3
'sym 4'	0.20225	0.00319	0,09 991	192,90 004	0,2216 7
'sym 5'	0.20498	0.00327	0,09 991	195,98 515	0,2191 2

Tabla 1: Rendimiento combinado.

En la tabla 2 podemos visualizar los valores más representativos de la señal estable que se analizan los valores máximos y mínimos que se obtuvieron en cada wavelet.

Señal Estable	Wa vele t	Ni ve l	R T E	NM SE	Corre lación	T. Compr esión	T. Restaur ación
Max. RTE	'dm ey'	1	0, 50 1	0,17 5	0,706 5	1,1659	0,0043
Min. RTE	'dm ey'	10	0, 00 1	151 8,99 2	0,000 4	0,7272	0,0034
Max NMSE	'dm ey'	10	0, 00 1	151 8,99 2	0,000 4	0,7272	0,0034

Min. NMSE	'coif 2'	1	0, 50 0	0,17 2	0,707 1	1,0947	0,0049
Max. Correlación	'coif 3'	1	0, 50 0	0,17 2	0,707 2	1,0630	0,0043
Min. Correlación	'dm ey'	6	0, 01 7	61,9 20	- 0,017 2	1,7474	0,0046
Max. T de Compresión	'bio r1.3'	5	0, 03 1	21,6 93	0,176 1	2,7591	0,0039
Min. T de Compresión	'sy ml'	1	0, 50 0	0,17 2	0,707 1	0,0562	0,0155
Max. T de Restauración	'sy m5'	2	0, 25 0	1,00 1	0,499 9	0,5941	0,0188
Min. T de Restauración	'sy m2'	10	0, 00 1	899, 023	0,005 3	0,7695	0,0029

Tabla 2: Valores representativos señal estable

La tabla 3 muestra los valores más representativos de la señal aumento de voltaje que se analizan los valores máximos y mínimos que se obtuvieron en cada wavelet.

Señal aumento de voltaje	Wa vele t	Ni ve l	R T E	NM SE	Corr elació n	T. Compr esión	T. Restaur ación
Max. RTE	'dm ey'	1	0,5 00 7	0,17 48	0,706 6	0,0045	0,0037
Min. RTE	'dm ey'	10	0,0 00 7	1439 ,413 9	0,000 4	0,0081	0,0021
Max NMSE	'dm ey'	10	0,0 00 7	1439 ,413 9	0,000 4	0,0081	0,0021
Min. NMSE	'coi f2'	1	0,5 00 1	0,17 15	0,707 1	0,0029	0,0038
Max. Correlación	'coi f4'	1	0,5 00 2	0,17 16	0,707 2	0,0030	0,0025
Min. Correlación	'dm ey'	6	0,0 16 9	61,6 699	- 0,014 1	0,0091	0,0029
Max. T de Compresión	'sy ml'	1	0,5 00 0	0,17 16	0,707 1	0,0523	0,0146
Min. T de Compresión	'sy m2'	1	0,5 00 0	0,17 16	0,707 1	0,0027	0,0035
Max. T de Restauración	'sy ml'	1	0,5 00 0	0,17 16	0,707 1	0,0523	0,0146
Min. T de Restauración	'db5 ,	10	0,0 01 0	991, 6124	- 0,002 4	0,0063	0,0018

Tabla 3: Valores representativos señal aumento de voltaje

Se puede visualizar en la tabla 4 y tabla 5 los valores más representativos de la señal impulso y caída de voltaje.

Señal impulso	Wa vele t	Ni ve l	R T E	NM SE	Corre lación	T. Compr esión	T. Restaur ación
Max. RTE	'dm ey'	1	0,5 00 7	0,17 5	0,706 5	0,0046	0,0041
Min. RTE	'dm ey'	10	0,0 00 7	140 2,88 4	0,000 4	0,0118	0,0031

Max NMSE	'dmey'	10	0,0007	1402,884	0,0004	0,0118	0,0031
Min. NMSE	'coifl'	1	0,5000	0,172	0,7071	0,0028	0,0031
Max. Correlación	'coif3'	1	0,5001	0,172	0,7071	0,0028	0,0032
Min. Correlación	'dmey'	6	0,0171	61,533	-0,0172	0,0066	0,0022
Max. T de Compresión	'sym1'	1	0,5000	0,172	0,7071	0,0537	0,0139
Min. T de Compresión	'db3'	1	0,5000	0,172	0,7071	0,0027	0,0027
Max. T de Restauración	'sym1'	1	0,5000	0,172	0,7071	0,0537	0,0139
Min. T de Restauración	'db4'	10	0,0010	1025,514	0,0010	0,0062	0,0019

Tabla 4: Valores representativos señal impulso

Señal caída de voltaje	Wavelet	Nivel	RTE	NMSE	Correlación	T. Compresión	T. Restauración
Max. RTE	'dmey'	1	0,5007	0,18	0,7065	0,0046	0,0041
Min. RTE	'dmey'	10	0,0007	1402,884	0,0004	0,0118	0,0031
Max NMSE	'dmey'	10	0,0007	1402,884	0,0004	0,0118	0,0031
Min. NMSE	'coifl'	1	0,5000	0,172	0,7071	0,0028	0,0031
Max. Correlación	'coif3'	1	0,5001	0,172	0,7071	0,0028	0,0032
Min. Correlación	'dmey'	6	0,0171	61,533	-0,0172	0,0066	0,0022
Max. T de Compresión	'sym1'	1	0,5000	0,172	0,7071	0,0537	0,0139
Min. T de Compresión	'db3'	1	0,5000	0,172	0,7071	0,0027	0,0027
Max. T de Restauración	'sym1'	1	0,5000	0,172	0,7071	0,0537	0,0139
Min. T de Restauración	'db4'	10	0,0010	1025,514	0,0010	0,0062	0,0019

Tabla 5: Valores representativos señal caída de voltaje

A continuación, se detallan varios ejemplos aleatorios de los resultados obtenidos.

Como se observa en la figura 5 se analiza la señal estable con el uso de la Wavelet "sym3" en el nivel 4, se presentan los siguientes resultados, RTE = 0,062, NMSE = 9.018 y una Correlación = 0.24964, refleja un cambio en amplitud de la señal respecto a la señal original, pero mantiene la forma.

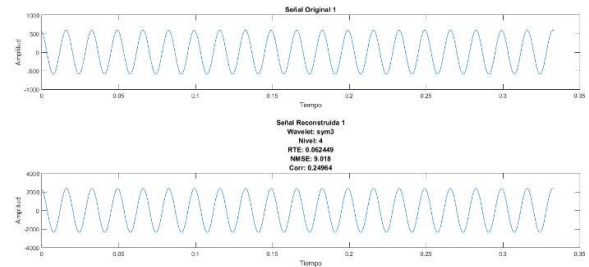


Figura 5. Señal estable Wavelet sym3.

Como se puede ver en la figura 6 se analiza la señal de aumento de voltaje (SWELL) con el uso de la Wavelet "dmey" en el nivel 10, se presentan los siguientes resultados, RTE = 0.0021491, NMSE = 465.7785 y una Correlación = 0.00058059, reflejando un cambio en amplitud y forma de la señal respecto a la señal original inficando que esta wavelet no es la óptima tanto como en forma como en valores.

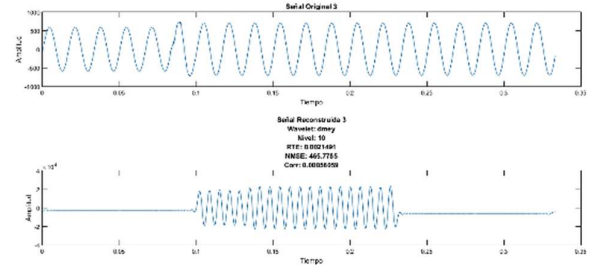


Figura 6. Señal aumento de voltaje (SWELL) Wavelet sym3.

Como se aprecia en la figura 7 se analiza la señal de caída de voltaje (SAG) con el uso de la Wavelet "coifl" en el nivel 1, se presentan los siguientes resultados, RTE = 0.50003, NMSE = 0.17158 y una Correlación = 0.70712, con lo cual mantiene la forma y amplitud por ende es una wavelet óptima para la compresión de señales.

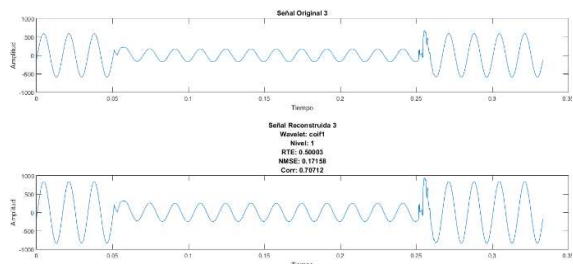


Figura 7. Señal caída de voltaje (SAG) Wavelet sym3.

De igual manera se puede visualizar en la figura 8 con la señal impulso de voltaje que tiene como resultados con el uso de la Wavelet "db1" en el nivel 2, RTE = 0.25, NMSE = 1 y una Correlación = 0.499999.

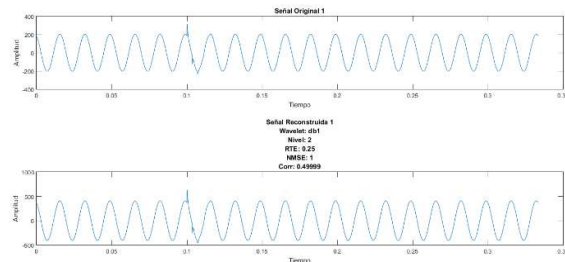


Figura 8. Señal impulso de voltaje Wavelet sym3.

4 Análisis de resultados

El análisis del rendimiento del algoritmo de compresión y restauración de datos basado en el análisis frecuencial para mejorar los índices NMSE, RTE y COR de las señales eléctricas estables y transitorias se llevaron a cabo en la plataforma MATLAB.

Por lo que respecta a las wavelets madre Mexhaar y Gauss, los resultados de los índices analizados estaban fuera de rango y no cumplían con los parámetros a estudiar. Por lo tanto, fueron descartadas del presente análisis ya que al realizar la compresión y restauración mostraban diferencias significativas en amplitud y forma se asume que se pierden u omiten los coeficientes importantes en la compresión.

Se consideraron los escenarios de señales estables y transitorias para validar la eficiencia del algoritmo, los cuales se detallan a continuación.

4.1 Rendimiento de las wavelets madre para señal estable.

Se llevaron a cabo diferentes simulaciones para evaluar la efectividad del algoritmo respecto a los índices NMSE, la wavelet 'coif1' muestra el valor más bajo de 0,17162, indicando su mejor desempeño. Mientras que las wavelets 'bior1.3' y 'coif4' tienen los valores más altos, indica un mayor error en la reconstrucción.

El índice RTE tienen valores similares, por lo tanto, no es un factor determinante para seleccionar algún tipo de wavelet, mientras que índice de correlación la wavelet 'coif1' tiene el valor más alto de correlación promedio lo que sugiere que tiene una mejor correspondencia respecto a la señal original y reconstruida.

Como se puede apreciar en la figura 9 se realizó un análisis promedio del NMSE de todas las wavelets madre con su nivel de descomposición que mientras aumenta el nivel el error cuadrático medio normalizado aumenta significativamente.

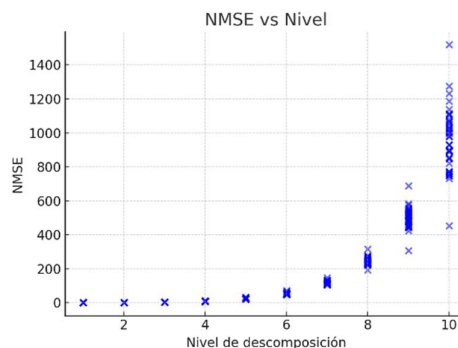


Figura 9. NMSE vs nivel.

Mientras que en la figura 10 se puede visualizar que el error relativo del tiempo RTE mientras aumenta el nivel de compresión los valores tienden a cero.

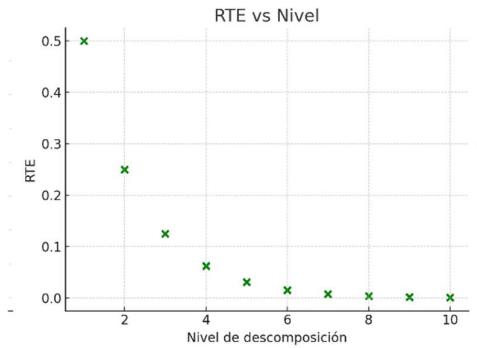


Figura 10. RTE vs Nivel.

A su vez en la figura 11 se aprecia que la correlación mientras aumenta el nivel la señal dependiendo de la wavelet utilizada sufre cambios en amplitud o forma.

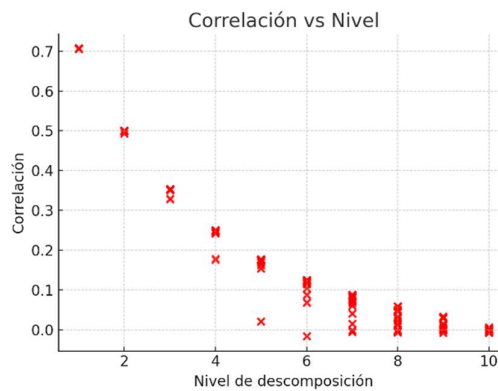


Figura 11. Correlación vs Nivel

4.2 Rendimiento de las wavelets madre para señal de aumento de voltaje (SWELL).

Con respecto al rendimiento de las wavelets de la señal descrita se llevaron a cabo diferentes simulaciones para evaluar la efectividad del algoritmo respecto a los índices NMSE, la wavelet 'coif1' muestra el valor más bajo, indica un mejor rendimiento en la minimización del error cuadrático medio además las wavelets 'bior1.3' y 'coif4' tienen valores más altos, sugiriendo un peor desempeño en términos de error.

Mientras que el índice de **correlación** tiene el valor más alto en la wavelet 'coif1' mostrando su mejor capacidad para mantener la relación entre la señal reconstruida y original. Si consideramos el **RTE** cualquiera de las wavelets sería aceptable debido a la uniformidad de resultados.

En la figura 12 se puede observar que las wavelets sym, db, coif tienen una tendencia lineal en su descomposición respecto al NMSE.

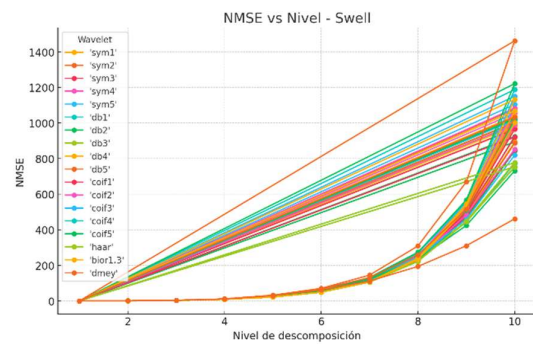


Figura 12. NMSE vs Nivel.

A su vez podemos apreciar en la gráfica 13 que la wavelet coif1 tiene el valor más alto de correlación (0,7).

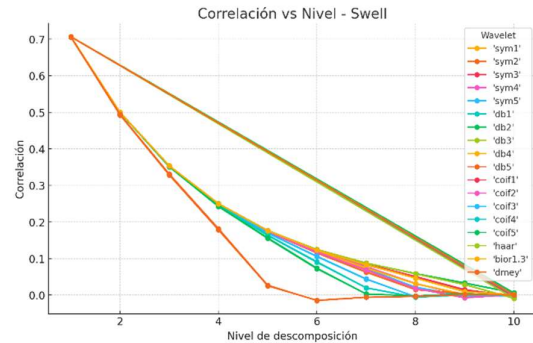


Figura 13. Señal SWELL – Correlación vs Nivel

4.3 Rendimiento de las wavelets madre para señal de impulso.

De la misma manera al analizar el rendimiento de las wavelets para la señal de impulso se evalúa el índice NMSE donde la wavelet **'coif1'** tiene el menor valor (0,17) como se aprecia en la figura 14, siendo el más preciso en términos de minimización del error mientras que la wavelet **'bior1.3'** y **'coif4'** presentan los valores más altos de (1118,82), indicando menor precisión en este caso la wavelet **'coif1'** tiene la mejor correlación por ende la **'coif3'** y **'coif4'** tienen las correlaciones más bajas, lo que podría indicar menor fidelidad en la reconstrucción que lo podemos apreciar en la figura 8 que demuestra lo descrito.

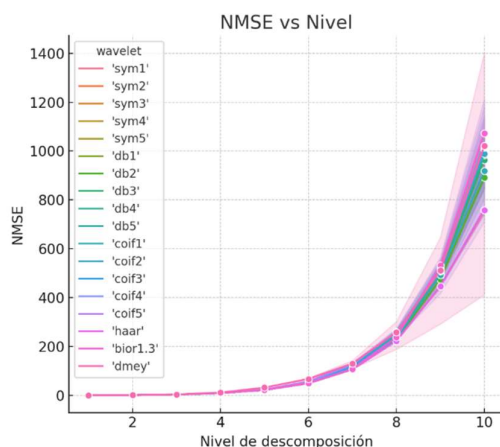


Figura 14. Señal Impulso – NMSE vs Nivel.

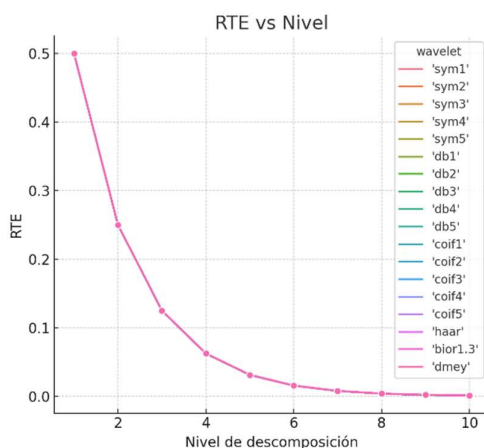


Figura 15. Señal Impulso – RTE vs Nivel.

Como se aprecia en la figura 15 podemos ver la tendencia es la misma en todas las

wavelets madre respecto al nivel de compresión de la señal de impulso.

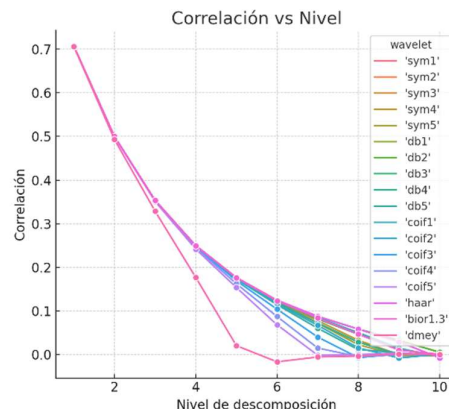


Figura 16. Señal Impulso – Correlación vs Nivel.

Se puede identificar en la gráfica 16 que la correlación de la wavelet **'coif1'** tiene una mejor reconstrucción de la señal de impulso.

4.4 Rendimiento de las wavelets madre para señal de caída de voltaje (SAG).

Por último, el índice NMSE la wavelet **'coif1'** tiene un valor menor, indicando la mejor precisión al minimizar el error mientras que la wavelet **'coif4'** indica el mayor valor sugiriendo un peor desempeño. En este caso el índice RTE la wavelet **'coif4'** tiene un RTE ligeramente inferior respecto a las demás. Mientras que la wavelet que muestra la mejor correlación es la **'bior1.3'** seguido de cerca por la **'coif1'** y la **'coif4'** presenta el valor más bajo, indicando una menor fidelidad en la reconstrucción.

4.5 Análisis general de wavelets y señales eléctricas.

La wavelet **'coif1'** ha mostrado un rendimiento constante como la mejor wavelet en los índices NMSE y correlación en casi todas las señales, la **'bior1.3'** es competitivo en correlación.

Pero presenta un mayor NMSE como se puede apreciar en la gráfica 17 realizo un comparativo de todas las wavelets donde se mide el nivel de desempeño.

Respecto a los autores anteriores en este caso pudimos llegar a definir las wavelets madres ideales para poder realizar la compresión de señales eléctricas estables y transitorias.

Los resultados muestran una relación de compresión con indicadores de calidad como el tiempo de compresión (0.002698 segundos) y restauración de 0.0017876 segundos) e índices destacados (RTE = 0,9998, NMSE = 0,00998, COR = 0,99991), superando estudios previos de alto impacto, con lo cual se pudo determinar la wavelet ideal para la compresión y restauración de señales eléctricas.

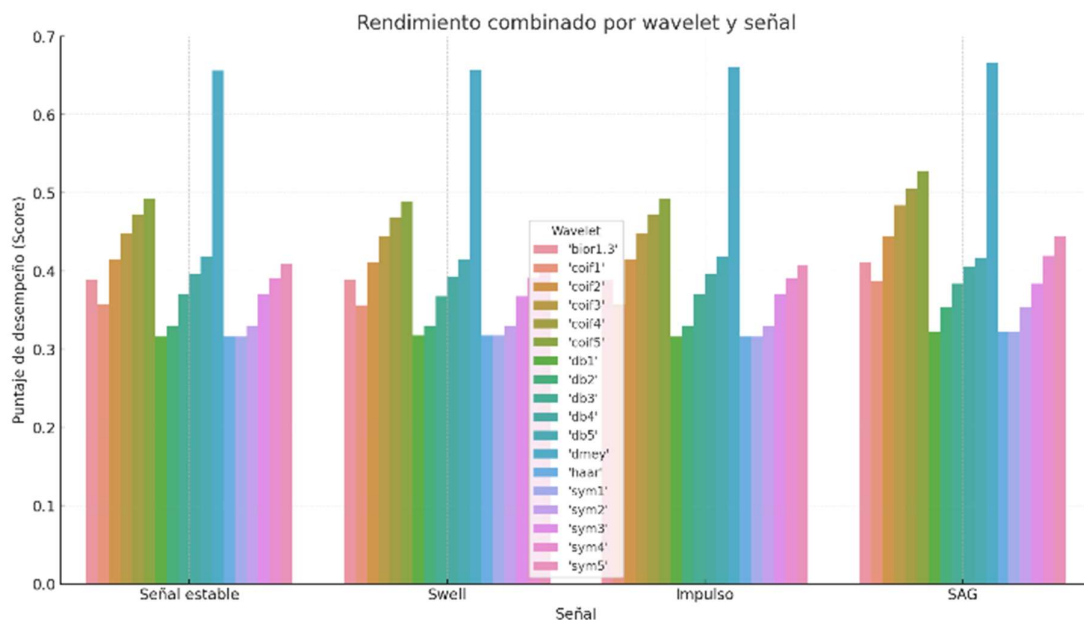


Figura 17. Rendimiento combinado por wavelet y señal

5 Conclusiones

En la presente investigación se desarrolló un método para comprimir y restaurar señales eléctricas, evaluando las diferentes wavelets y su nivel de compresión. Se verificó que las wavelets madre muestran diferencias significativas si se compara los términos de NMSE y correlación entre la wavelet.

Las wavelets como Daubechies 4 (db4) y Symlet 3(sym3) presentan un mejor rendimiento ya que tienen bajo NMSE y alta correlación, siendo las más estables para el análisis de estas señales. Las Wavelet con un nivel de descomposición baja tiende a tener mayor precisión en señales que presentan menor complejidad y ruido.

En condiciones transitorias como caída de voltaje (SAG), aumento de voltaje (SWELL), impulso de voltaje las wavelets con descomposiciones bajas tienden a comportarse mejor, mientras que para estados más estables las wavelets con descomposiciones más altas toman mejor las características de la señal.

Las wavelets Daubechies 4 (db4) y Symlet 3(sym3) son la apropiadas para ofrecer un mejor rendimiento en la mayoría de las condiciones antes mencionadas.

5.1 Trabajos futuros

En trabajos futuros, los resultados obtenidos en esta investigación sugieren la necesidad de la implementación de métodos compresión y restauración que usen machine learning permitiendo optimizar el procesamiento y almacenamiento de datos en las redes eléctricas inteligentes, facilitando el monitoreo y diagnóstico en tiempo real.

6 Referencias

- [1] M. P. Tcheou *et al.*, “The compression of electric signal waveforms for smart grids: State of the art and future trends,” *IEEE Trans Smart Grid*, vol. 5, no. 1, pp. 291–302, Jan. 2014, doi: 10.1109/TSG.2013.2293957.
- [2] H. Ding, H. Liu, and F. Yang, “A Real-Time Compression Method of Power System Waveform Data Based on 2-D Lifting Wavelet Transform and Deflate Algorithm,” in *2021 3rd Asia Energy and Electrical Engineering Symposium, AEEES 2021*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Mar. 2021, pp. 626–630. doi: 10.1109/AEEES51875.2021.9403107.
- [3] S. Karthika and P. Rathika, “2019 IEEE International Conference on Intelligent Techniques in Control, Optimization and Signal Processing (INCOS),” in *2019 IEEE International Conference on Intelligent Techniques in Control, Optimization and Signal Processing (INCOS)*, IEEE, 2019, p. 125. doi: 10.1109/INCOS45849.2019.8951340.
- [4] F. Chen, W. Jin, D. Shen, and T. Chen, “Wavelet Transform-Based Overvoltage Feature Extraction for High-Speed Moving Trains,” in *2022 IEEE International Conference on Power Systems and Electrical Technology, PSET 2022*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, pp. 8–12. doi: 10.1109/PSET56192.2022.10100406.
- [5] Karthika and Rathika, “An Efficient Data Compression Algorithm for Smart Distribution Systems using Singular Value Decomposition,” in *2019 IEEE International Conference on Intelligent Techniques in Control, Optimization and Signal Processing (INCOS)*, IEEE, 2019, p. 125. doi: 10.1109/INCOS45849.2019.8951340.

- [6] M. Ruiz, M. Jaramillo, A. Aguila, L. Ortiz, and S. Varela, "A Novel Data Compression Methodology Focused on Power Quality Signals Using Compressive Sampling Matching Pursuit," *Energies (Basel)*, vol. 15, no. 24, Dec. 2022, doi: 10.3390/en15249345.
- [7] Milton Ruiz and Manuel Jaramillo, "A Novel Algorithm for Greatly Accurate Electrical Fault Detection and Classification Based on Haar Wavelet.," in *Smart Technologies, Systems and Applications. SmartTech-IC 2021. Communications in Computer and Information Science*, F. R. Narváez, J. Proaño, P. Morillo, D. Vallejo, D. González Montoya, and G. M. Díaz, Eds., in Communications in Computer and Information Science, vol. 1532. Cham: Springer International Publishing, 2022. doi: 10.1007/978-3-030-99170-8.
- [8] N. Gupta, S. K. and S. Shukla Datta, "Wavelet based real-time monitoring of electrical signals in Distributed Generation (DG) integrated system," *Engineering Science and Technology, an International Journal*, vol. 24, no. 1, pp. 218–228, Feb. 2021, doi: 10.1016/j.jestch.2020.07.010.
- [9] L. R. M. Silva *et al.*, "Gapless Power-Quality Disturbance Recorder," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 32, no. 2, pp. 862–871, 2017, doi: 10.1109/TPWRD.2016.2557280.
- [10] A. M. A. Hassan, M. S. Alzaidi, S. S. M. Ghoneim, and W. El Nahal, "Efficient Data Compression of ECG Signal Based on Modified Discrete Cosine Transform," *Computers, Materials and Continua*, vol. 71, no. 2, pp. 4391–4408, 2022, doi: 10.32604/cmc.2022.024044.
- [11] Fang-Jia Yan and Bing-Zhao Li, "Multi-dimensional graph fractional Fourier transform and its application to data compresion," Aug. 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2022.103683>.
- [12] S. Liu, M. Gao, Y. Feng, and L. Sheng, "Dynamic event-triggered fault detection for rotary steerable systems with unknown time-varying noise covariances," *ISA Trans*, vol. 142, pp. 478–491, Nov. 2023, doi: 10.1016/j.isatra.2023.08.018.
- [13] H. S. Pal, A. Kumar, A. Vishwakarma, and H. N. Lee, "Electrocardiogram signal compression using adaptive tunable-Q wavelet transform and modified dead-zone quantizer," *ISA Trans*, vol. 142, pp. 335–346, Nov. 2023, doi: 10.1016/j.isatra.2023.07.033.
- [14] J. Huang, J. Liu, H. Gong, and X. Deng, "A comprehensive review of loosening detection methods for threaded fasteners," Apr. 01, 2022, *Academic Press*. doi: 10.1016/j.ymssp.2021.108652.
- [15] M. Jimenez-Aparicio, M. J. Reno, and J. W. Pierre, "The High-Resolution Wavelet Transform: A Generalization of the Discrete Wavelet Transforms," in *2022 IEEE 13th Annual Ubiquitous Computing, Electronics and Mobile Communication Conference, UEMCON 2022*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, pp. 395–401. doi: 10.1109/UEMCON54665.2022.9965716.

6.1 Matriz de Estado del Arte

Tabla 6: Matriz de estado del arte.

DISEÑO DE UN ALGORITMO DE COMPRESIÓN Y RESTAURACIÓN DE DATOS BASADO EN EL ANÁLISIS FRECUENCIAL PARA MEJORAR LOS ÍNDICES NMSE, RTE Y COR DE LAS SEÑALES																																								
ITEM	DATOS		TEMÁTICA					FORMULACIÓN DEL PROBLEMA		RESTRICCIONES DEL PROBLEMA					PROPUESTAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA								SOLUCIÓN PROPUESTA																	
	AÑO DE PUBLICACIÓN	TÍTULO DEL ARTÍCULO	NÚMERO DE CITAS PUBLISH OR PERISH SCHOLAR GOOGLE	Compresión de formas de onda	Técnicas de compresión	Transformada de wavelet	monitoreo en tiempo real	Calidad de energía	Algoritmo de descomposición	Desarrollo de técnicas de gestión de ineficiente de datos	Procesamiento y análisis de detección de fallas	Preservación de la señal	eficiencia computacional	adaptabilidad a las señales	baja tasa de error	Procesamiento en tiempo real	robustez en variaciones	detección rápida y precisa	codificación en transformadas	Transformada de wavelet en 2	Descomposición en valores	Reconstrucción precisa	adaptabilidad	técnicas wavelet	adquisición de señales	Desarrollo algoritmo	compresión y cifrado	Redes neuronales	Eliminación ruido	Eliminación características	técnicas para método de descomposición de matrices	análisis de la señal	aplicación wavelet	corrección de errores y filtrado	detección y clasificación de algoritmo	muestreo comprimido	Filtros de descomposición	Desarrollo IA		
1	2014	The compression of electric signal waveforms for smart grids: State of the art and future trends	156	❖						❖		❖	❖	❖						❖											❖									
2	2021	A Real-Time Compression Method of Power System Waveform Data Based on 2-D Lifting Wavelet Transform and Deflate Algorithm	1		❖					❖		❖	❖	❖						❖											❖									
3	2019	An Efficient Data Compression Algorithm for Smart Distribution Systems Using	7	❖	❖					❖		❖	❖	❖							❖										❖									

6.2 Resumen de Indicadores

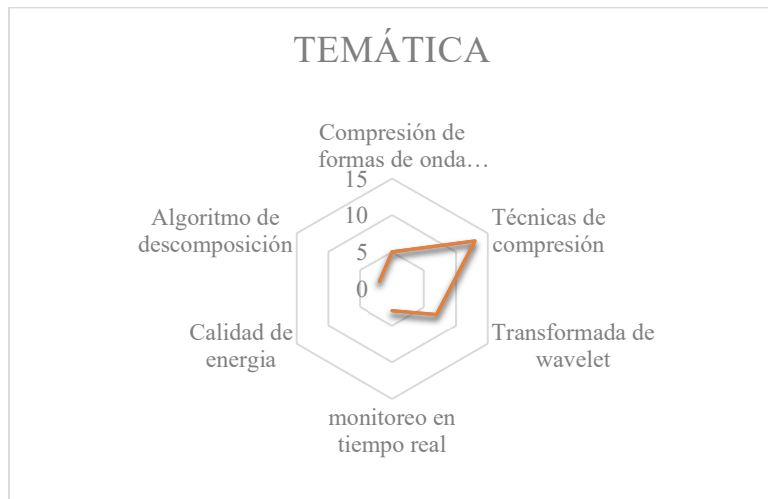


Figura 18. Resumen e indicador de la temática - Estado del arte.

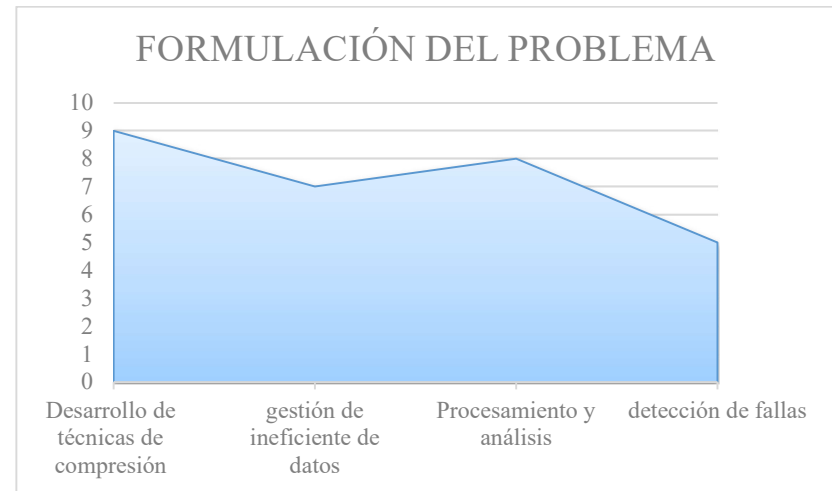


Figura 19. Indicador de formulación del problema - Estado del arte.

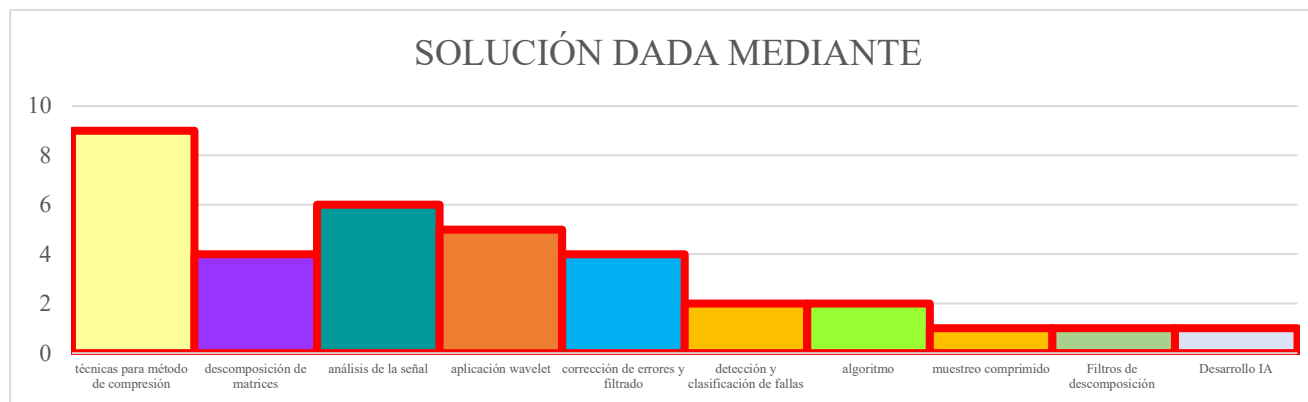


Figura 20. Indicador de solución - Estado del arte

