

**DESIGN OF AN INTELLIGENT CLASSIFIER OF PHENOMENA OF THE
ELECTRICAL ENERGY QUALITY USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN
EMBEDDED SYSTEMS**

**DISEÑO DE UN CLASIFICADOR INTELIGENTE DE FENÓMENOS DE LA
CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA UTILIZANDO INTELIGENCIA
ARTIFICIAL EN SISTEMAS EMBEBIDOS**

**MSc. Judith Cristancho Pabón, MSc. Jorge Luis Díaz Rodríguez
Ing. José Daniel Ramírez Corzo.**

Universidad de Pamplona

Ciudadela Universitaria. Pamplona, Norte de Santander, Colombia.

Tel.: 57-7-5685303, Fax: 57-7-5685303, Ext. 144

E-mail: {judithcristancho@gmail.com, jdiazcu@gmail.com, jdkarric@gmail.com}

Abstract: In this paper, the implementation of mathematical analysis techniques is presented for the study of electrical energy phenomena and in the same way of their implementation and intelligent classifiers for four electrical energy phenomena that were implemented in a present embedded system. The process based on the design of the databases is realized in which they are composed of the signals that respond to the phenomena that occur most frequently in electrical energy such as the Sag, Swell, Harmonic, and Flicker phenomena, which implemented a Raspberry Pi, a low-cost, multi-performance embedded computer system in which the study signals were implemented, feature extraction of these signals and implementation of a classifier based on Vector Support Machines implemented in the Python software.

Keywords: Sag, swell, Harmonic, flicker, vector support machines, Python.

Resumen: En el presente trabajo se presenta, la implementación de técnicas matemáticas de análisis para el estudio de los fenómenos de la energía eléctrica y de igual manera de la implementación de las mismas y de clasificadores inteligentes para cuatro fenómenos de la energía eléctrica que se implementaron en un sistema embebido. El proceso se realizó a partir de diseño de las bases de datos en las cuales están compuestas de las señales que responden a los fenómenos que se presentan con más frecuencia en la energía eléctrica como los fenómenos Sag, Swell, Armonicos, y Flicker los cuales se implementaron una Raspberry Pi, sistema embebido computacional de bajo costo y múltiples prestaciones en las cuales se implementaron las señales de estudio, extracción de características de estas señales e implementación de un clasificador basado en Máquinas de Soporte Vectorial implementadas en el software Python

Palabras clave: Sag, swell, armónico, flicker, máquinas de soporte vectorial, Python.

1. INTRODUCCIÓN

Durante las últimas décadas se han utilizado diferentes formas de generar energía eléctrica, esto tratando de disminuir la contaminación ambiental lo máximo posible; energías tales como la eólica y la solar se destacan significativamente. La utilización de estos

métodos de generación de energía no se puede aprovechar directamente, es decir, necesitan de componentes electrónicos externos para su transformación en energía eléctrica. Existían equipos rudimentarios y de poca tecnología, los cuales podían funcionar con energía eléctrica de poca calidad y sin el tratamiento que puede realizar hoy en día.

Con los avances tecnológicos los equipos que utilizan la energía eléctrica para su funcionamiento, han aumentado la necesidad de calidad en la misma, por lo cual es necesario tratar esta energía eléctrica para para lograr que su trabajo se haga eficientemente y los equipos puedan tener una vida útil adecuada, en atención al uso de componentes electrónicos en su interior los cuales necesita mayor estabilidad en la energía eléctrica que los alimenta. Dichos componentes electrónicos pueden verse muy afectados por fenómenos presentes la energía eléctrica los cuales atentan contra la calidad de la misma.

En virtud de lo anterior, se puede pretender disminuir los fenómenos que se pueden presentar para mejorar la calidad de la energía, lo cual puede presentar cierto grado de dificultad ya que no se conoce mucho acerca del comportamiento de dichos fenómenos.

En el presente trabajo se presenta, la implementación de técnicas matemáticas de análisis para el estudio de los fenómenos de la energía eléctrica y de igual manera de la implementación de las mismas y de clasificadores inteligentes para cuatro fenómenos de la energía eléctrica que se implementaron en un sistema embebido.

Lo anterior como implementación al trabajo realizado en la Tesis de la Maestría que, dentro del grupo de investigación Grupo en Sistemas Energéticos, en la línea Calidad de la energía, estudia la clasificación de los fenómenos de la calidad de la energía utilizando técnicas inteligentes.

2. METODOLOGÍA

En este apartado se describe la metodología utilizada para simular en el sistema embebidos Raspberry Pi los diferentes fenómenos de la energía eléctrica: Armónicos, *Sags*, *Swell*, *Flicker*), de igual se muestra la descripción del análisis de extracción de patrones a partir de estas señales que van a ser entrenados y clasificados mediante Redes Neuronales - RN y Máquinas de Soporte Vectorial - SVM. Todo esto implementado dentro del sistema embebido *Raspberry Pi*.

En la figura 1 se muestra un diagrama en bloques el cual indica el desarrollo de la aplicación, la cual está compuesta de cuatro etapas y se describen a continuación.



Fig. 1. Diagrama en bloques del Proyecto.

En la primera etapa que se muestra en el diagrama en bloques se enfocó en la creación de las bases de datos de las señales de estudio *Sag*, *Swell*, Armónico y *Flicker* que hacen referencia a los fenómenos de la energía eléctrica se va analizar y clasificar en el sistema embebido.

Una vez creadas las bases de datos se procede a implementar una metodología que buscar extraer las características más relevantes de cada fenómeno de la energía eléctrica que se va analizar las cuales diferencien cada una de las señales. Extraídas las características de cada fenómeno de la energía eléctrica se procede a entrenar un sistema de inteligencia artificial basado en Redes Neuronales y Máquinas de Soporte Vectorial para poder clasificar de forma inteligente cada uno de los fenómenos de la energía eléctrica todo esto implementado bajo el software de simulación Python y el sistema embebido Raspberry Pi.

2.1. Modelado de los fenómenos de calidad de la energía

A partir del diagrama en bloques de la figura 1 en este apartado se muestran los resultados obtenidos en la simulación y creación de los cuatro fenómenos de la energía eléctrica.

2.1.1. Señales Sag

En la Figura 2. Se muestran diferentes tipos de señales que hacen referencia al fenómeno de la energía eléctrica denominado *Sag* el cual se caracteriza por tener una atenuación en amplitud en ciertos intervalos de tiempo. Para el estudio de este fenómeno se crearon señales en donde la duración del fenómeno se generó de forma aleatoria, así mismo se establecen los rangos de variación de la magnitud en amplitud por unidad de acuerdo a lo indicado en la siguiente figura.

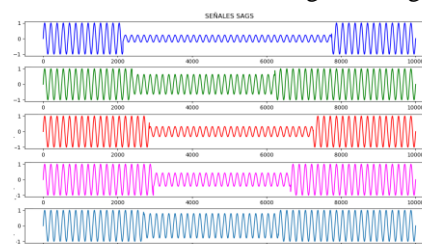


Fig. 2. Registro en el sistema *Raspberry Pi*, Señales con presencia del fenómeno *Sag*.

Con códigos en Python, se genera la base de datos de señales con presencia de *Sag* que se muestran en la figura 2 se puede notar claramente como el comportamiento del fenómeno para este caso presenta una atenuación en amplitud en diversos intervalos de tiempo. Cabe notar que para cada una de las señales de la figura 2 se tienen una frecuencia de muestreo cada $100\mu s$ durante 1 segundo, como se puede notar que la simulación de cada señal está compuesta de 10.000 muestras.

2.1.2. Señales Swell

En la figura 3 se muestran diferentes tipos de señales que responden al fenómeno de la energía eléctrica denominado *Swell* el cual se caracteriza por tener una elevación en la amplitud en ciertos intervalos de tiempo. Al igual que en el comportamiento de señales con presencia *Sags* se establecen los rangos de variación de la magnitud en amplitud por unidad de acuerdo a lo indicado.

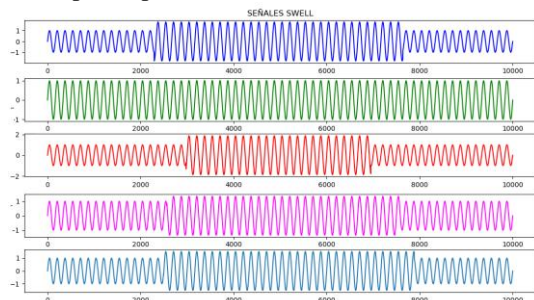


Fig. 2.3 Registro en el sistema Raspberry Pi, Señales con presencia del fenómeno Swell.

Al igual que en las señales que tienen presencia del fenómeno *Sags*, para el caso del fenómeno *Swell*, con códigos en Python, se genera la base de datos de señales con presencia del fenómeno que se muestran en la figura se puede apreciar los cambios de elevación de amplitud en ciertos intervalos de tiempo como se puede apreciar en la figura 3. Cabe notar que para cada una de estas señales se tiene una frecuencia de muestreo cada $100\mu s$ durante 1 seg., como se puede notar que la simulación de cada señal con presencia de *Swell* está compuesta de 10.000 muestras.

2.1.3. Señales con Armónicos

Para la simulación de los armónicos se tendrá en cuenta la norma IEC 61000-3-6 para fijar los límites de cada componente. En la figura 4 se presentan cinco ejemplos de señales con presencia de armónicos. Para el caso de señales con presencia de armónicos, con códigos en Python, se genera la base de datos de señales con presencia del fenómeno que se muestran en la siguiente figura.

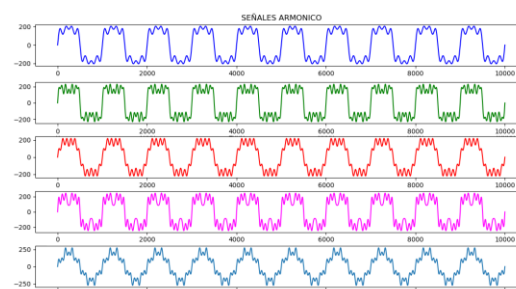


Fig. 4. Registro en el sistema Raspberry Pi, Señales con presencia del fenómeno Armónico.

2.1.4. Fenómeno Flicker

Las simulaciones de señales con *Flicker* se realizan teniendo en cuenta que dichas señales se describen según $v(t)=A[1+Mu\Omega(t)] \cos(\omega_0 t)$, donde $A = 1$ p.u., $\omega_0=60$ Hz. $u_{\Omega}(t)$: Se usan dos señales moduladoras, una sinusoidal y una onda cuadrada. M : Valor variable entre 0 y 1.

Las señales que responden al fenómeno de la energía eléctrica denominado *Flicker* se implementan con códigos en Python, se genera la base de datos de señales con presencia se muestran en la figura siguiente. Este fenómeno presenta una variación rápida de tensión de forma repetitiva, similar a la modulación de amplitud de una onda de alta frecuencia por una onda de baja frecuencia. Este fenómeno se puede apreciar en el parpadeo visible de las lámparas incandescentes. La presencia de este fenómeno en la energía eléctrica domiciliar se debe principalmente al funcionamiento de hornos de arco y equipos de soldadura.

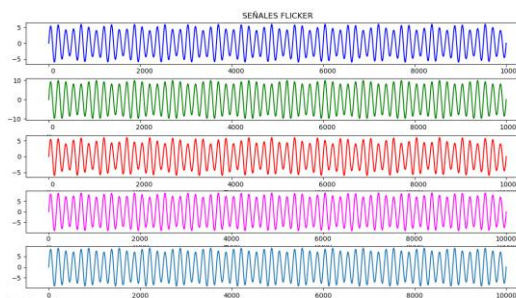


Fig. 5. Registro en el sistema Raspberry Pi, Señales con presencia del fenómeno Flicker.

2.2. Aplicación de la transformada Wavelet

A partir de la simulación de los cuatro tipos de fenómenos de la energía eléctrica se procesa a la segunda etapa que se plasma en el diagrama en bloques de la figura 1 en la cual buscar la extracción de las características que diferencien a cada una de las señales que se modelaron anteriormente. Para empezar con este análisis de extracción de características se hará uso de la Transformada Wavelet Discreta - DWT donde

haciendo un análisis multi resolución se busca filtrar las señales en el dominio del tiempo mediante filtros pasa bajos y pasa altos que eliminan ciertas componentes de altas o bajas frecuencias de las señales eléctricas, para poder entender el comportamiento de la transformada Wavelet y su descomposición de una señal mediante filtros paso bajo y paso alto se tomara una señal senoidal pura de frecuencia de 10Hz la cual esta muestreada con 10000 puntos durante un segundo, como se aprecia en la figura 6.

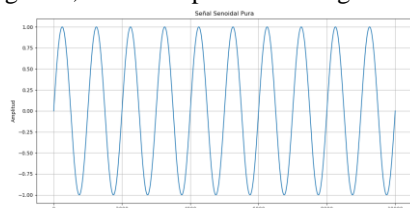


Fig. 6. Registro en el sistema Raspberry Pi, señal senoidal Pura.

Como se aprecia en la figura 6 la señal está compuesta de 10000 muestras, al aplicar la transformada Wavelet la señal es dividida en dos partes en donde cada parte es filtrada a través de un filtro pasa bajo y la siguiente mediante un filtro pasa alto con lo cual se obtienen dos versiones diferentes de la misma señal: una que corresponde a las frecuencias de 0 a 5000 puntos (paso bajo) y otra que corresponde a las frecuencias entre 5000-10000 (paso alto). Posteriormente, se toma cualquiera de las dos versiones (parte del filtro paso bajo) o ambas y se hace nuevamente la misma división. Esta operación se denomina descomposición. El resultado de esta descomposición se muestra en la figura 7.

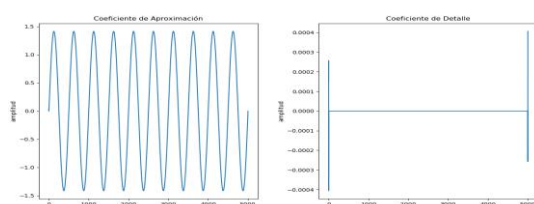


Fig. 7. Registro en el sistema Raspberry Pi, Coeficiente de Aproximación y Coeficiente de Detalle aplicando la Transformada Wavelet a una señal senoidal Pura.

Se puede notar que a partir de la señal de la función sinusoidal pura se obtienen dos coeficientes y hacen referencia al primer nivel de descomposición Wavelet que se muestra en la figura 7. De igual manera se puede observar fácilmente que a medida que se calculan los coeficientes, la señal se va comprimiendo por un factor de 2, así pues, la señal original tiene 10.000 muestras, mientras que el coeficiente 1, sólo tiene 5000, el segundo tendrá 2500, y así sucesivamente.

Al descomponer la señal figura 6 se obtiene un coeficiente de aproximación (filtro paso bajo) y un coeficiente de detalle (filtro paso alto) los cuales se pueden apreciar en la figura 7, para esta descomposición se utilizó una Wavelet madre Daubechies db4 cuya forma de onda se aprecia en la figura 8. Se puede notar que el resultado de la señal del coeficiente de aproximación y coeficiente de detalle se comprimió a un factor de 2 a partir del número de muestras de la señal original lo cual muestra una de las aplicaciones que se pueden tener al momento de aplicar la transformada Wavelet la cual es la de compresión de la información como se puede apreciar en el coeficiente de aproximación, del mismo modo el coeficiente de detalle figura 6 muestra las componentes de altas frecuencias de la señal las cuales se puede notar que en su mayoría están en un nivel cero debido a que la señal analizada no tiene perturbaciones por ser una señal sinusoidal simulada.

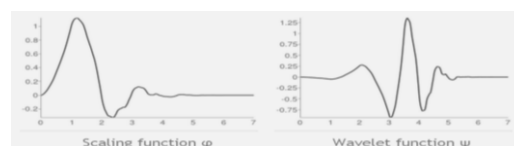


Fig. 8. Transformada Wavelet madre utilizada en el estudio.

Descomponiendo nuevamente mediante la transformada Wavelet a la señal correspondiente al filtro pasa bajo (aproximación) de la figura 7 se tendrán tres conjuntos de datos, cada uno de los cuales corresponde a la misma señal pero a distintas muestras : 0-2500 muestras, 2500- 5000 muestras y 5000-10000 muestras, si vuelve a tomar la señal correspondiente a la parte del filtrado de paso bajo haciéndola pasar nuevamente por los filtros paso bajo y paso alto, de esta forma ya se tendrían 4 conjuntos de señales correspondientes a las frecuencias 0-1250 muestras, 1250-2500 muestras, 2500-5000 muestras y 5000-10000 muestras. El proceso continúa hasta que la señales ya ha descompuesto en diez niveles. Finalmente se cuenta con un grupo de señales que representan la misma señal, pero correspondiente a diferentes bandas de frecuencias, para cada una de estas bandas se conocen sus respectivas señales.

2.2.1. Análisis multi-resolución fenómeno de la energía eléctrica Sag

Para el fenómeno tipo *Sag* se procedió en hacer un análisis multi-resolución aplicando diez niveles de descomposición Wavelet. Se empleó una Wavelet madre Daubechies db4. A partir de las señales como la que se mostró en la figura 2 se procede a descomponerla como se muestra en la figura 9.

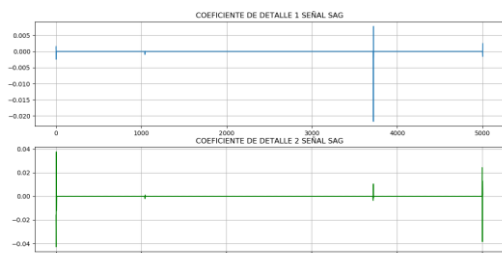


Fig. 9. Registro en el sistema Raspberry Pi, Análisis Multi resolución señal SAG. Coeficiente detalle 1 y 2.

A partir de la figura 9 se muestran los dos primeros coeficientes de detalle para una señal Sag. Nótese que para el primer coeficiente de detalle tiene una longitud en muestras de la mitad de la señal original, el segundo coeficiente del segundo nivel de descomposición tiene la mitad de muestras con respecto al coeficiente de detalle 1. Esto indica que a medida que se va descomponiendo la señal se va comprimiendo la información a un factor de 2. Cabe notar que con respecto a la señal de la figura 9 se muestran dos picos los cuales indican los momentos en tiempo donde se presentó el fenómeno Sag en la señal de energía eléctrica, y a partir de este primer nivel de descomposición se puede determinar de una forma más clara la duración en tiempo del fenómeno Sag.

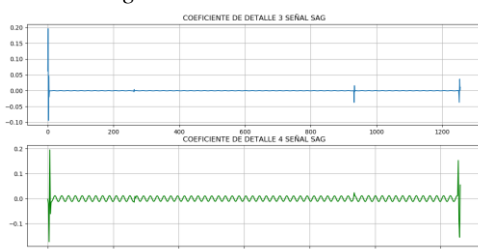


Fig. 10. Registro en el sistema Raspberry Pi, Análisis Multi resolución señal SAG. Coeficiente detalle 3 y 4

Como se puede apreciar en la figura 10 se muestran los coeficientes de detalles para los niveles de descomposición tres y cuatro. Nótese como el proceso de compresión se va reduciendo en un factor de 2 en cada nivel.

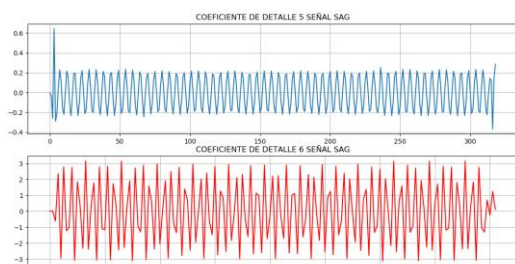


Fig. 11. Registro en el sistema Raspberry Pi, Análisis Multiresolución señal SAG. Coeficiente Detalle 5 y 6.

Como se puede apreciar en la figura 11 se muestran los coeficientes de detalles para los niveles de descomposición cinco y seis aplicando la transformada Wavelet.

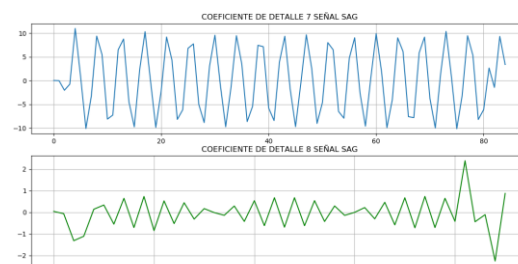


Fig. 12. Registro en el sistema Raspberry Pi, Análisis Multiresolución señal SAG. Coeficiente detalle 7 y 8.

Se puede apreciar en la figura 12 se muestran los coeficientes de detalles para los niveles de descomposición siete y ocho aplicando la transformada Wavelet. Se puede notar que la señal se ha ido comprimiendo en factores de dos a partir de cada nivel de descomposición, y nótese la distorsión que se presenta al momento de aumentar los niveles de descomposición y se notan en los coeficientes de detalle.

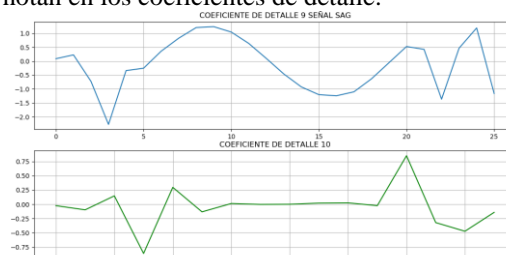


Fig. 13. Registro Raspberry Pi, Análisis Multiresolución señal SAG. Coeficiente detalle 9 y 10.



Fig. 14. Registro en el sistema Raspberry Pi, Análisis Multi resolución señal Sag, aproximación 10.

Como se puede observar en las señales mostradas en la figura 14 se descompuso la señal SAG en 10 niveles de descomposición Wavelet, en cada nivel la señal se fue filtrando a partir de su coeficiente de aproximación. El resultado de la descomposición multi-resolución de la señal se aprecia en la figura 15 donde se en la cual se muestra la señal original con el fenómeno SAG y a su vez su descomposición multi resolución Wavelet a 10 niveles de descomposición.

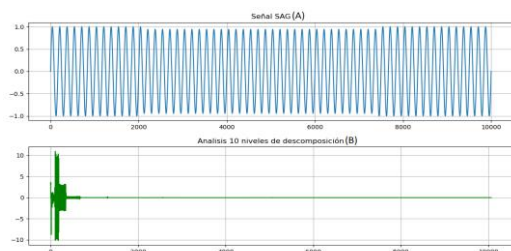


Fig. 15. Registro en el sistema Raspberry Pi (a) Señal Original. (b) Descomposición multi-resolución aplicando transformada Wavelet

En la figura 15a se muestra como a partir de la señal original con el fenómeno *Sag* se realiza un análisis multi-resolución el cual se muestra en la figura 15b cabe resaltar que en la figura 15 muestra el resultado de la concatenación de los coeficientes de detalles mostrados en la figura 14 y se relacionan de la siguiente manera la señal es la suba algebraica del $CA_{10} + CD_{10} + CD_9 + CD_8 + CD_7 + CD_6 + CD_5 + CD_4 + CD_3 + CD_2 + CD_1$ donde (CA: coeficiente de aproximación, CD: coeficiente de detalle, y los números indican el nivel de descomposición)

2.2.2. Análisis multi-resolución fenómeno de la energía eléctrica *Swell*

Para el fenómeno de la energía eléctrica de las señales con presencia de *Swell* se procedió a realizar el análisis multi resolución aplicando la transformada Wavelet descomponiendo la señal a 10 niveles de descomposición.

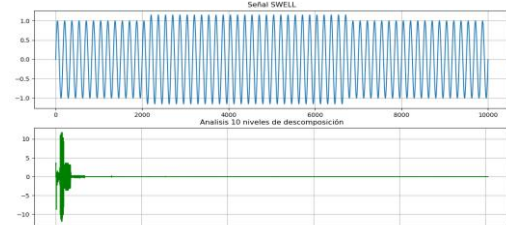


Fig. 16. Registro Raspberry Pi (A) Señal Original *Swell*. (B) Descomposición multi-resolución aplicando transformada Wavelet

En la figura 16a se puede apreciar un ejemplo de una señal normalizada con presencia de fenómeno *Swell* y en la señal de la figura 16b el resultado del análisis multi-resolución de aplicando la transformada Wavelet.

2.2.3. Análisis multi-resolución fenómeno de la energía eléctrica armónico

Para el fenómeno de la energía eléctrica de las señales con presencia de armónicos se procedió a realizar el análisis multi-resolución aplicando la transformada Wavelet descomponiendo la señal a 10 niveles de descomposición al igual que para las señales anteriores.

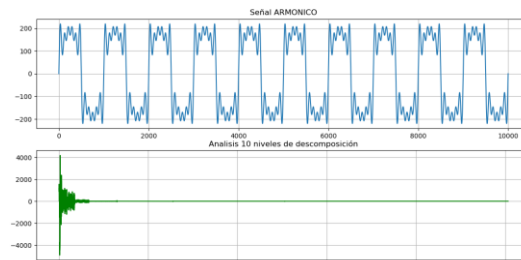


Fig. 17. Registro Raspberry Pi (A) Señal Original Armónico. (B) Descomposición multi-resolución aplicando transformada Wavelet

En la figura 17 (a) Se puede apreciar una señal con presencia de armónicos y en la señal de la figura 17 (b) el resultado del análisis multi resolución de aplicando la transformada Wavelet.

2.2.4. Análisis multi-resolución fenómeno de la energía eléctrica *Flicker*

Para el fenómeno de la energía eléctrica de las señales con presencia de *Flicker* se procedió a realizar el análisis multi resolución aplicando la transformada Wavelet descomponiendo la señal a 10 niveles de descomposición al igual que para las señales anteriores.

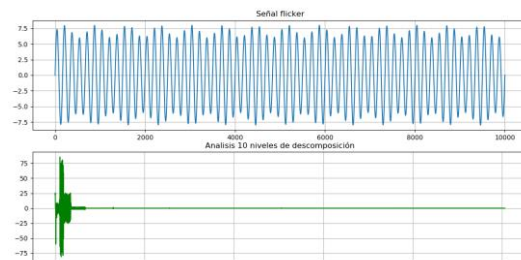


Fig. 18. Registro Raspberry Pi (a) Señal Original *Flicker*. (b) Descomposición multi-resolución aplicando transformada Wavelet.

En la figura 18 se puede apreciar una señal normalizada con presencia de fenómeno *Flicker* y en la señal de la figura 18 el resultado del análisis multi resolución de aplicando la transformada Wavelet.

Una vez que se crean las señales de simulación que relacionan los cuatro fenómenos de la energía eléctrica *Sag*, *Swell*, *Flicker* y Armónicos. Seguido a esto se expuso como es el análisis multi-resolución aplicando la transformada Wavelet y como se analizan sus características al momento de realizar la descomposición de la señal.

3. RESULTADOS

Para la implementación del diseño de un medidor y clasificador inteligente de fenómenos de la calidad de la energía eléctrica utilizando

inteligencia artificial en sistemas embebidos se procedió a generar las bases de datos que tratan los diferentes fenómenos tales como, los fenómenos *Sag*, *Swell*, armónicos y *Flicker*. Para cada fenómeno se generó una base de datos compuesta de 500 señales y cada señal de esta base de datos está compuesta 10000 muestras. Todas bases de datos para cada fenómeno se registraron y almacenaron en un sistema embebido *Raspberry Pi*, y fueron implementadas bajo un lenguaje de programación interpretado de alto nivel llamado Python de código abierto.

A partir de lo expuesto en el capítulo anterior, en el procesamiento de señales se pueden encontrar diferentes tipos de señales estacionarias y no estacionarias. En el caso de las señales con comportamiento no estacionario, son señales en la cual su frecuencia varía en el tiempo, por ende el procedimiento expuesto tiene como objetivo de aplicar técnicas matemáticas como la Wavelet la cual es una herramienta que permite obtener una representación, descomposición y reconstrucción de señales, que presenten cambios abruptos en sus componentes de tiempo frecuencia en forma instantánea, a través del análisis de multi-resolución con ventanas de longitud variable, adaptadas al cambio de frecuencia de la señal. Esta técnica permite el uso de intervalos grandes de tiempo en aquellos segmentos en los que se requiere mayor precisión en baja frecuencia, e intervalos más pequeños donde se requiere información en alta frecuencia.

Una vez acondicionado el sistema operativo Raspbian en el sistema embebido *Raspberry Pi*, se procedió a generar la base de datos de los cuatro fenómenos de la energía eléctrica mencionados anteriormente, paso seguido se procedió a desarrollar un algoritmo para la extracción de las características más relevantes de cada una de las señales de la base de datos, la cual se basó en la transformada Wavelet Discreta en donde se analizó la señal empleando la Wavelet Madre Daubechies db4 la cual es la más apropiada por estudios de estado del arte para el análisis de estos tipos de señales referentes a energía eléctrica.

En la figura 1 se muestran el comportamiento de las señales crudas es decir sin ningún análisis matemático que fueren utilizadas tanto para la matriz de entrenamiento tanto como para la matriz de validación las cuales se componen de 200 señales tanto para entrenar como para validar, además se generó un vector de 200 datos de una dimensión los cuales hacen referencias a las etiquetas que diferencian los cuatro tipo de señales de la base de datos utilizada para entrenar el sistema de inteligencia artificial basado en Máquinas de soporte vectorial.

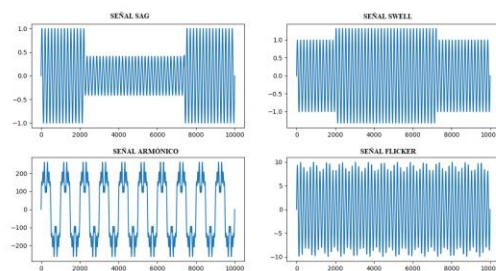


Fig. 19. Señales utilizadas para el proceso de entrenamiento y validación de la SVM implementada en *Raspberry Pi*.

En la figura 19 se muestran el comportamiento de las señales crudas en donde se les normalizaron todas las bases de datos tanto para entrenar como para validar el sistema de inteligencia artificial, del mismo modo se mantuvo el vector de 200 datos de una dimensión los cuales hacen referencias a las etiquetas que diferencian los cuatro tipos de señales de la base de datos utilizada para entrenar el sistema de inteligencia artificial basado en Máquinas de Soporte Vectorial (SVM).

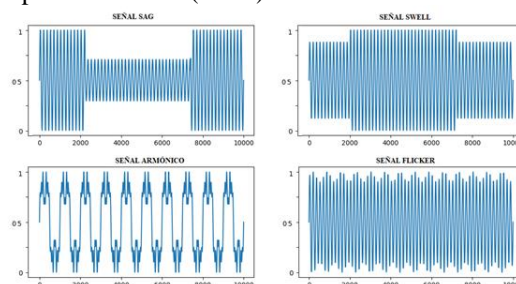


Fig. 20. Señales utilizadas para el proceso de entrenamiento y validación normalizadas de la SVM implementada en *Raspberry Pi*.

En la figura 3 se muestran el comportamiento del análisis multi-resolución que se expuso en anteriormente, se empleó este análisis tanto para la matriz de entrenamiento tanto como para la matriz de validación las cuales se componen de 200 señales tanto para entrenar como para validar, además se generó un vector de 200 datos de una dimensión los cuales hacen referencias a las etiquetas que diferencian los cuatro tipos de señales de la base de datos.

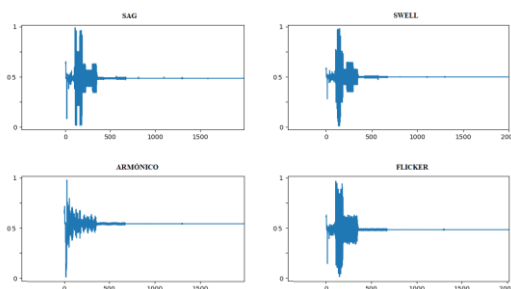


Fig. 21. Señales utilizadas para el proceso de entrenamiento y validación análisis Multiresolución de la SVM en *Raspberry Pi*.

El test de efectividad se realizó ingresando en tiempo real 200 señales de los cuatro fenómenos de la energía eléctrica en donde se emplearon las diferentes técnicas de análisis matemáticas, las cuales se mencionan a continuación.

1. *Señal cruda (SC)*: Se entrenó la SVM con una matriz de 200 señales de cada fenómeno con longitud de cada una de 10000 puntos.
2. *Señal Normalizada (N)*: Se entrenó la SVM con una matriz de 200 señales para cada fenómeno, Normalizando la señal.
3. *Wavelet análisis multi-resolución*: Se entrenó la SVM con una matriz de 200 señales de cada fenómeno donde se aplicó un análisis multi-resolución Wavelet, y normalización.

En la tabla 1 se observa el resumen del resultado obtenido en cada una de la clasificación aplicando cada una de las técnicas.

Tabla 1: Resumen porcentaje de acierto de cada técnica de procesamiento

Técnica	Señal	% de clasificación	# datos
1 Señal Cruda	Sag	90%	200
	Swell	90%	
	Armónico	86%	
	Flicker	92%	
2 Señal Cruda Normalizada	Sag	92%	
	Swell	96%	
	Armónico	90%	
	Flicker	96%	
3 Señal Cruda, análisis Multi-resolución y Normalización	Sag	100%	
	Swell	100%	
	Armónico	100%	
	Flicker	100%	

Para la validación se calcula el porcentaje de clasificación en donde se tiene en cuenta las 200 señales utilizadas para entrenar el sistema, tanto las 200 señales que fueron utilizadas para validar el entrenamiento de la SVM.

$$P(\%) = (Na/Nm) \times 100 \quad (1)$$

Donde:

P= Porcentaje de clasificación

Na= Número de aciertos

Nm=Número de muestras

La efectividad del algoritmo de clasificación varía dependiendo del tipo de acondicionamiento de la señal ha clasificado, teniendo un porcentaje de acierto mostrado en la tabla anterior, cómo se puede apreciar la clasificación de cada una de las señales que fueron sometidas al proceso de clasificación tanto las señales de entrenamiento como las de validación arrojaron un resultado de clasificación del 100 por ciento.

Cabe resaltar que en este análisis se dispuso de señales simuladas de cada fenómeno, y teniendo

en cuenta la naturaleza de las señales eléctricas reales que deben ser expuestas a un proceso de acondicionamiento, codificación y almacenamiento en el sistema embebido estos porcentajes de clasificación pueden variar debido a que en el proceso mencionado anteriormente van a estar presentes otros tipos de perturbaciones que estén presente en la red eléctrica y las cuales no son objeto de estudio para este trabajo.

4. CONCLUSIONES

Con el desarrollo de este trabajo se logró la implementación de un prototipo de clasificador para determinar: Armónicos, Sag, Flicker, Swell que son fenómenos que afectan la calidad de la energía eléctrica, utilizando inteligencia artificial en sistemas embebidos.

Se generó una base de datos compuesta de 500 señales y cada señal de esta base de datos está compuesta 10000 muestras. Todas bases de datos para cada fenómeno se registraron y almacenaron en un sistema embebido Raspberry Pi, y fueron implementadas bajo un lenguaje de programación interpretado de alto nivel llamado Python de código abierto.

Se utilizan los 10 primeros coeficientes de detalle de la Transformada Wavelet ya que estos permiten obtener patrones diferenciados para cada una de las señales. Así mismo, la distribución de la energía de cada uno de los coeficientes de detalle permite diferenciar aún más los patrones.

Se utilizaron señales crudas, tanto para la matriz de entrenamiento tanto como para la matriz de validación las cuales se componen de 200 señales tanto para entrenar como para validar, además se generó un vector de 200 datos de una dimensión los cuales hacen referencias a las etiquetas que diferencian los cuatro tipos de señales de la base de datos utilizada para entrenar el sistema de inteligencia artificial basado en Máquinas de soporte vectorial.

El prototipo del equipo de clasificación de fenómenos de la red eléctrica logro alcanzar una efectividad la cual varía dependiendo del tipo de acondicionamiento de la señal ha clasificado, teniendo un porcentaje de acierto de la clasificación de cada una de las señales que fueron sometidas al proceso de clasificación tanto las señales de entrenamiento como las de validación arrojaron un resultado de clasificación del 100 por ciento.

REFERENCIAS

- Ducura Valenzuela, J. A. Mitigación de perturbaciones en calidad de potencia en sistemas de distribución usando control distribuido. Universidad Nacional de Colombia. Bogotá D.C., 2017
- Wijayakulasooriya, J.V. Electric Power Quality Disturbance Classification Using Self-Adapting Artificial Neural Networks. University of Northumbria at Newcastle. U.K. 2015
- Casuso Santander Matilde de Apráiz. Método de detección en tiempo real de perturbaciones transitorias en redes de suministro eléctrico. Universidad de Cantabria. Marzo 2013.
- de Yong, David Marcelo. Detección, clasificación y localización de eventos de calidad de energía utilizando técnicas avanzadas de procesamiento de señales e inteligencia artificial. 2016
- Castañedo, Lavín Jesús. Aplicación de la transformada wavelet en la caracterización de señales eléctricas. Universidad del País Vasco. 2018.
- Santafé, Pablo. LSSVM aplicada en la estimación de la resistencia de rotor en motor de inducción Jaula de Ardilla. Universidad de Pamplona. 2012
- Garrido Arévalo, Víctor Manuel. Clasificación de los Fenómenos de la Calidad de la Energía Utilizando Técnicas Inteligentes. Universidad de Pamplona 2017.
- Blanco Solano J., Petit Suarez J. F., Ordoñez Plata G. y Barrera Núñez V. Caracterización, identificación y localización de huecos de tensión: revisión del estado del arte. Ingeniería y Ciencia, ing. cienc. ISSN 1794–9165 Volumen 8, número 15, enero-junio de 2012, páginas 191–220.
- Mccaffrey, James. Machine Learning: clasificadores de redes neuronales profundas con CNTK. Volumen 33, número 2. febrero de 2018
- IEC 61000-2-2: Niveles de compatibilidad de las perturbaciones conducidas en BF en redes públicas de alimentación BT.
- IEC 61000-3-6: Niveles de emisión de armónicos en instalaciones de MT, AT y EAT
- IEEE 519 Recommended Practices and Requirements for Harmonic Control in Electrical Power Systems, Institute of Electrical and Electronic Engineers, New York
- Martínez, Julio. Análisis de la teoría de ondículas orientadas a las aplicaciones en ingeniería eléctrica: fundamentos. España, 2015. Universidad Politécnica de Madrid, ETSI industriales, Departamento de Ingeniería Eléctrica.
- Grupo de Computación Evolutiva y Redes Neuronales. Redes de Neuronas de Base Radial, Computación con Inspiración Biológica. Universidad Carlos III de Madrid. 2016.
- Jiménez, Leonardo. Al Interior de una máquina de soporte vectorial. Revista de Ciencias. Unviersidad del Valle. Cali. Octubre 19 de 2016.

SITIOS WEB

- Clasificadores: el encuentro entre Data Science, Machine Learning y Redes Neuronales. [En línea] [Fecha de consulta: marzo 23 de 2019] Disponible en: <https://ignaciogavilan.com/clasificadores-el-encuentro-entre-data-science-machine-learning-y-redes-neuronales/>. Junio de 2017.
- Boletín: Problemas de Energía Eléctrica. ProlytPowerExpertise. México. [En línea] [Fecha de consulta: marzo 2016] Disponible en: http://www.prolyt.com/archivosprolyt/bt_probleenergia.pdf
- Romero, Miguel Fernando. Diseño de una metodología para el análisis de sags de tensión en redes de distribución. Universidad Nacional de Colombia. Bogotá 2011. [En línea] [Fecha de consulta: marzo de 2017] Disponible en: http://www.bdigital.unal.edu.co/4134/1/298303.2011_pte_1.pdf
- Ficha Técnica REA00610 Opciones de solución a problema eléctricos. REASA PowerQuality. México. [En línea] [Fecha de consulta: abril de 2017] Disponible en: <http://www.reasa.com.mx/pdf/FTREA00610-Opciones-de-solucion-a-problemas-electricos.pdf>
- Cidrás, J. El fenómeno del parpadeo. Universidad de Vigo. Dpto de Ingeniería Eléctrica. [En línea] [Fecha de consulta: abril 23 de 2017] Disponible en: http://webs.uvigo.es/carrillo/publicaciones/Apuntos_Flicker_prot.pdf