



**Sistema de Apoyo Basado en Procesamiento de  
Señales e Inteligencia Computacional Para  
Evaluar la Calidad de Energía en un Sistema  
Fotovoltaico.**

**Juan De Dios Fuentes Velandia**

Universidad Antonio Nariño  
FACULTAD DE INGENIERIA ELECTRÓNICA Y BIOMÉDICA  
PROGRAMA DE MAESTRIA DE INSTRUMENTACIÓN Y AUTOMATIZACIÓN  
Bogotá, Colombia  
2017

# **Sistema de Apoyo Basado en Procesamiento de Señales e Inteligencia Computacional Para Evaluar la Calidad de Energía en un Sistema Fotovoltaico**

**Juan De Dios Fuentes Velandia**

Tesis de investigación presentada como requisito para optar al título de:  
**Maestría en Instrumentación y Automatización.**

Director:

Ph.D. Ing. ALVARO DAVID ORJUELA CAÑÓN

Línea de Investigación:

Procesamiento digital de señales e Inteligencia computacional aplicada

Universidad Antonio Nariño

FACULTAD DE INGENIERIA ELECTRONICA Y BIOMEDICA

PROGRAMA DE MAESTRIA DE INSTRUMENTACIÓN Y AUTOMATIZACIÓN

Bogotá, Colombia

2017

A:

*Dios, por darme la oportunidad de cumplir con las metas que me he propuesto, por fortalecer mi corazón y por haber puesto en mi camino a las personas que han compartido sus conocimientos, me han guiado y acompañado durante el periodo de estudio.*

*A mis familiares.*

*A mi esposa Nora por ser el pilar fundamental en todo lo que soy, por su apoyo incondicional, en todo momento a través del tiempo. A mis hijos motivación constante y a todos aquellos que participaron directa o indirectamente en la elaboración de esta tesis.*

*A mis maestros.*

*Ingeniero Álvaro David Orjuela Cañón. por su gran apoyo y motivación por impulsar el desarrollo de nuestra formación profesional, y su asesoría constante para la elaboración de esta tesis; a los maestros, que marcaron cada etapa de nuestra vida universitaria.*

*Y en general a mis familiares y amigos.*

# **Agradecimientos**

Quiero extender mis agradecimientos al Servicio Nacional de Aprendizaje SENA, en particular al Centro de electricidad, electrónica y telecomunicaciones y al Centro Metalmecánico, por permitirme disponer de la Planta solar para obtener la información para este estudio.

## Resumen

Actualmente, los recursos de energía renovable tienen las mayores tasas de crecimiento, especialmente la energía solar ha sido el número uno. Sin embargo, ocuparse de la naturaleza intermitente de la energía solar es el principal reto para su utilización.

Las variaciones en el recurso generado por la energía solar provocan fluctuaciones sobre la tensión y la corriente de todo el sistema, haciendo que el sistema de regulación e inversión sean fundamentales para el sistema. Esta tarea es realizada por los convertidores de potencia, que sumados al uso de cargas no lineales, producen diferentes problemas sobre la calidad de energía, siendo los armónicos uno de los más representativos.

Este trabajo pretende analizar y evaluar, mediante la aplicación de técnicas de procesamiento de señales e inteligencia computacional, parámetros relacionados con armónicos de tensión y de esta forma aportar a los especialistas en el estudio de la calidad de la energía del sistema fotovoltaico ubicado en el SENA sede complejo sur.

Para dicho análisis se adquirieron señales de tensión al conectar diferentes tipos de cargas no lineales al sistema, realizando posteriormente un análisis en frecuencia para caracterizar dichas señales. Con esta información y el uso de redes neuronales artificiales de aprendizaje supervisado, se clasifican las cargas estudiadas a partir de dos tipos de parámetros obtenidos en la caracterización previamente mencionada. También, a manera de comparación, se tomó información de la red eléctrica convencional, que sirvió como referencia para encontrar diferencias con el sistema fotovoltaico.

Dentro de los resultados obtenidos se encontró que cuatro tipos de cargas se encuentran por fuera de la normativa para cuando se mide la Distorsión Armónica Total. Al mismo tiempo se observó que dependiendo del tipo de características, la tasa de clasificación varía, siendo mejor cuando se tiene en cuenta información de la energía de las bandas estudiadas. Finalmente se obtiene que la metodología utilizada permitió analizar el comportamiento del sistema fotovoltaico estudiado en función del tipo de cargas conectadas al sistema y la interacción con el mismo.

**Palabras clave:** Calidad de energía, sistemas fotovoltaicos, procesamiento de señales, redes neuronales.

## Abstract

Currently, renewable energy resources have the highest growth rates, especially solar energy has been number one. However, dealing with the intermittent nature of solar energy is the main challenge for its use.

Variations in the reception of solar energy on the panel cause fluctuations that affect the voltage and current, making the regulation and investment system are fundamental for the system. These power converters added to the use of non-linear loads generate different problems, one of the most characteristic being the harmonics. Consequently, there is a great impact on the quality of energy in the distribution systems.

This work aims to analyze and evaluate the quality of the energy of the photovoltaic system located in the southern complex SENA, with the application of signal processing techniques and computational intelligence, the harmonic phenomenon being the main study variable when analyzing the system.

For this analysis, voltage signal acquisitions were made by connecting different types of non-linear loads to the system, subsequently processing these signals with frequency analysis. A supervised learning neural network was also used, which allows to classify the loads studied from two types of characteristics taken from the frequency analysis. In the form of comparison, information was taken from the conventional electricity network, which served as a reference to find differences with the photovoltaic system.

Within the results it was found that some loads are outside the norm for the Total Harmonic Distortion. It was also observed that, depending on the type of characteristics, the classification rate varies, being better when energy information is taken in certain types of studied bands. Finally, it is obtained that the methodology used allowed to analyze the behavior of the photovoltaic system studied according to the type of loads connected to the system and the interaction with it.

**Keywords:** Energy quality, photovoltaic systems, signals processing, neural networks.

<b>Contenido</b>	<b>Pág.</b>
<b>1 Introducción.....</b>	<b>1</b>
<b>1.2 Planteamiento del problema.....</b>	<b>6</b>
<b>1.3 Justificación .....</b>	<b>7</b>
<b>1.4 Objetivos.....</b>	<b>8</b>
1.4.1 Objetivo general.....	8
1.4.2 Objetivos específicos.....	8
<b>2 Marco teórico.....</b>	<b>9</b>
<b>2.1 Sistemas fotovoltaicos.....</b>	<b>9</b>
<b>2.2 Calidad de energía.....</b>	<b>10</b>
2.2.1 Normatividad .....	11
2.2.2 Variaciones de tensión de estado estable.....	12
2.2.3 Sobretensión .....	13
2.2.4 Sub-tensiones.....	13
2.2.5 Parpadeos (Flickers).....	13
2.2.6 Armónicos eléctricos.....	14
2.2.7 Distorsión armónica individual .....	16
2.2.8 Distorsión armónica total (Tensión y corriente).....	16
<b>2.3 Tratamiento de señales.....</b>	<b>16</b>
<b>2.4 Redes Neuronales .....</b>	<b>18</b>
2.4.1 Generalidades .....	19
2.4.2 Capas de la red neuronal .....	19
2.4.3 Mecanismo de aprendizaje .....	20
2.4.4 Aprendizaje supervisado .....	20
2.4.5 Aprendizaje por corrección de error.....	21
<b>2.5 Estado del arte.....</b>	<b>21</b>
<b>3 Metodología .....</b>	<b>25</b>
<b>3.1 Adquisición de las señales.....</b>	<b>25</b>
<b>3.2 Procesamiento de la señal.....</b>	<b>29</b>
<b>3.3 Entrenamiento red neuronal.....</b>	<b>32</b>
<b>4 Resultados.....</b>	<b>36</b>
<b>4.1 Clasificación .....</b>	<b>43</b>
<b>5 Conclusiones.....</b>	<b>55</b>
<b>Bibliografía .....</b>	<b>57</b>

<b>Anexos .....</b>	<b>60</b>
Anexo A: IDE de Arduino.....	60
Anexo B: Código de Matlab de recepción de datos .....	61
Anexo C: Ficha técnica bombillo led.....	62
Anexo D: Ficha técnica bombillo ahorrador .....	63
Anexo E: Ficha técnica motor.....	64



## Lista de figuras

	<b>Página.</b>
Figura 1: Sistema fotovoltaico .....	1
Figura 2: Paneles solares .....	3
Figura 3: Esquema eléctrico planta solar fotovoltaica SENA .....	3
Figura 4: Diagrama de bloques sistema fotovoltaico.....	4
Figura 5: Composición de armónicos .....	15
Figura 6: Capas de la red .....	20
Figura 7. Diagrama de bloques del sistema clasificador. ....	25
Figura 8: Reducción de Voltaje.....	26
Figura 9: Circuito de adquisición de datos. ....	27
Figura 10: Espectro de frecuencia de la señal. ....	29
Figura 11: Valor de energía para Subbandas estudiadas .....	31
Figura 12: Valor del Pico para Subbandas estudiadas. ....	32
Figura 13. Entradas, salidas y capas ocultas de la red neuronal. ....	33
Figura 14: THD para características basadas en información de <i>Energías</i> para energía eléctrica generada por el sistema FV. ....	40
Figura 15: THD para características basadas en información de <i>Picos</i> para energía eléctrica generada por el sistema FV. ....	41
Figura 16: THD para características basadas en información de <i>Energías</i> para energía eléctrica generada por el sistema RED. ....	42
Figura 17: THD para características basadas en información de <i>Picos</i> para energía eléctrica generada por el sistema RED. ....	43
Figura 18: Resultados para clasificación para características basadas en información de <i>Energías</i> para energía eléctrica generada por el sistema FV. ....	44
Figura 19. Resultados para clasificación para características basadas en información de <i>Picos</i> para energía eléctrica generada por el sistema FV.....	45
Figura 20. Resultados para clasificación para características basadas en información de <i>Picos</i> y <i>Energías</i> para energía eléctrica generada por el sistema FV. ....	46
Figura 21: Resultados para clasificación para características basadas en información de <i>Energías</i> para energía eléctrica generada por el sistema RED. ....	47
Figura 22: Resultados para clasificación para características basadas en información de <i>Picos</i> para energía eléctrica generada por el sistema RED.....	48
Figura 23: Resultados para clasificación para características basadas en información de <i>Picos</i> y <i>Energías</i> para energía eléctrica generada por el sistema RED. ....	49
Figura 24. Resultados para clasificación para características basadas en información de <i>Energías</i> para energía eléctrica generada por el sistema FV y RED. ....	50
Figura 25. Resultados para clasificación para características basadas en información de <i>Picos</i> para energía eléctrica generada por el sistema FV y RED.....	51
Figura 26. Resultados para clasificación para características basadas en información de <i>Picos</i> y <i>Energías</i> para energía eléctrica generada por el sistema FV y RED.....	52

## Lista de tablas

	<b>Página.</b>
Tabla 1: Clasificación de perturbaciones de calidad de energía eléctrica según su duración. ....	12
Tabla 2: Valores de referencia de THD .....	15
Tabla 3: Clasificación de muestras .....	28
Tabla 4: Clasificación Características.....	30
Tabla 5: Validación Cruzada.....	34
Tabla 6. Casos establecidos para la clasificación.....	35
Tabla 7. Ejemplos señales adquiridas. ....	37
Tabla 8 Mejores resultados para los casos estudiados.....	53

# 1 Introducción

La generación de energía a partir de sistemas fotovoltaicos está siendo implementada gradualmente en todo el mundo. Esta además de otras energías renovables es presentada como nueva forma de generación de energía limpia, ecológica, que ha recibido mayor atención debido a la reducción en la dependencia por los combustibles fósiles [1].

Los sistemas fotovoltaicos se basan en la capacidad de transformar la radiación solar en energía eléctrica de corriente directa (DC). Esta corriente, a su vez, es transformada a corriente alterna (AC) mediante un inversor, para luego ser acoplada a la red eléctrica del servicio público y así ser utilizada en hogares e industrias. (Figura 1).



Figura 1: Sistema fotovoltaico

Referencia: [http://www.gruposolarmex.com/images/headers/fotovoltaicos\\_interconectados.png](http://www.gruposolarmex.com/images/headers/fotovoltaicos_interconectados.png)

La generación de energía eléctrica de los sistemas fotovoltaicos dependerá de las horas que el sol brille sobre el panel solar y del tipo y cantidad de módulos instalados, la orientación, la inclinación de los paneles, la radiación solar que incida sobre ellos, la calidad de la instalación y la potencia nominal [2].

En países como Alemania y España [3], líderes europeos en el desarrollo de sistemas fotovoltaicos conectados a la red, prevalece el concepto de concentrar la energía solar en

grandes instalaciones, para luego transportar y distribuir la electricidad bajo los mismos criterios aplicados al esquema energético tradicional.

En Colombia se han implementado varios sistemas fotovoltaicos que aprovechan el recurso solar para su uso en aplicaciones diversas. Dentro de estos sistemas, los más notables son: el de la Institución Educativa Martinica en la zona rural de Montería, el cual cuenta con una instalación de 16 paneles solares que garantizan luz durante 24 horas para facilitar el acceso a internet y encendido de ventiladores [4]. Otro ejemplo, se encuentra en la Universidad Autónoma de Occidente en Cali, suministrando energía eléctrica en la institución, siendo un referente también, en temas de investigación concernientes al uso de la energía solar fotovoltaica en Colombia [5]. En la misma región, el proyecto Celsia Solar, ubicado en Yumbo (Valle del Cauca), suministrara energía a 8.000 viviendas ya que cuenta con 35.000 paneles que proporcionan 9.8MW cerca de 16.5 MW año [6].

El Gobierno Nacional se ha percatado de la importancia del estudio de este tipo de aplicaciones, y es así como, a través del Instituto de Planificación y Promoción de Soluciones Energéticas para las Zonas No Interconectadas (IPSE), implementó sistemas fotovoltaicos en tres Parques Nacionales Naturales de Colombia, ubicados en los departamentos de la Guajira y Chocó en donde se instaló un sistema solar con capacidad de 2.66kWp [7].

Nombrando casos más cercanos a nuestro entorno, el Colegio Ramón B. Jimeno de la Empresa de Acueducto y Alcantarillado de Bogotá – EAAB – cuenta con 100% de iluminación producida con energía solar, gracias a la instalación de 148 paneles solares [8]. También, La Fundación Centro Experimental Gaviotas, dedicada a explorar y desarrollar tecnologías innovadoras, posee un sistema fotovoltaico de 45.000 kW a través de 30.000 paneles, los cuales se utilizan para iluminación del recinto [8].

El presente trabajo trata específicamente el sistema fotovoltaico que tiene el Servicio Nacional de Aprendizaje SENA, institución de formación para el trabajo que desarrolla un proyecto denominado SUNSENA. Este proyecto fue implementado en cooperación con el ministerio económico y de desarrollo alemán, el cual proporcionó una parte del sistema y brindó capacitación al respecto. La planta solar dispone de cuatro secciones de acuerdo al tipo de silicio utilizado en la fabricación, y que están divididas en 145 módulos. La Figura 2 muestra un ejemplo de dicho sistema, que cubre un área de 180.83 metros cuadrados, con una capacidad total de 20.45kW pico. Cada sección solar va conectada a

un inversor monofásico que convierte la corriente directa DC entregada por los paneles a corriente eléctrica alterna AC, para ser inyectada a la red eléctrica del edificio del complejo sur.



Figura 2: Paneles solares  
Referencia: Planta fotovoltaica SENA

Los cuatro inversores monofásicos son conectados a la red eléctrica trifásica bajo el concepto de fase partida o fase dividida [9]. De esta manera, las tres fases de la red comparten la salida de los cuatro inversores, obteniendo así los 220V de tensión necesaria para el funcionamiento del sistema (Figura 3).

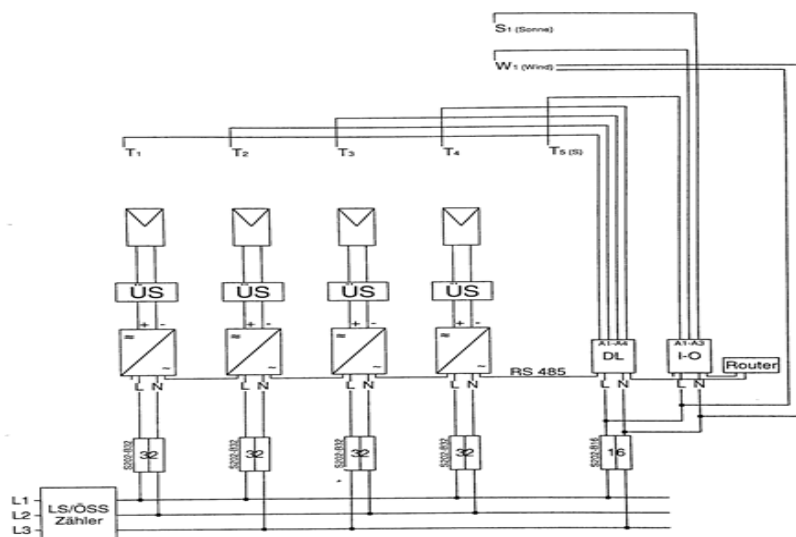
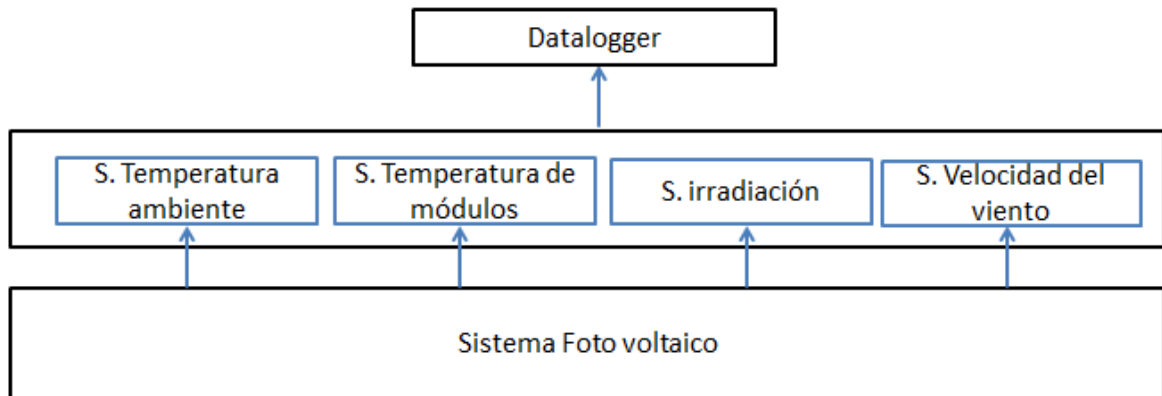


Figura 3: Esquema eléctrico planta solar fotovoltaica SENA  
Referencia: Sunsena.

Este sistema fotovoltaico cuenta también con sensores para medir temperatura ambiente, temperatura de cada grupo de módulos, la irradiación global y la velocidad del viento. Estos sensores están conectados a un registrador de datos *DATALOGGER* que almacena y visualiza todos los datos, incluyendo información proporcionada por los inversores (Figura 4).



**Figura 4:** Diagrama de bloques del sistema *DATALOGGER*.

Desafortunadamente el reciente avance en la implementación y desarrollo de tecnologías asociadas a la generación de energías a partir de fuentes no convencionales no va acompañada de una buena política en cuanto a su uso y su posible interconexión con el sistema nacional, buscando una integración de este tipo de energía a la red [10]. La razón de la no implementación, está basado en su relación con los impactos negativos que pueda ocasionar a la red el uso de este tipo de sistemas [11]. Por ejemplo, en Colombia existe normatividad que rige algunas características en lo que se refiere a los sistemas fotovoltaicos, y se traduce en la norma NTC 4405, que apunta a la eficiencia energética y la evaluación de dicha eficiencia en este tipo de sistemas [12]. Acompañada de esta, existe la norma NTC 1340, que describe parámetros sobre tensiones y frecuencias nominales en sistema de energía eléctrica en redes de servicio público [13]. Adicional a esto, también existen normativas que siguen parámetros internacionales determinados por el estándar IEEE 519 [14], donde una de las medidas que se toman como referencia está dado por la Distorsión Armónica Total (DAT) o THD (del inglés, *Total Harmonic Distortion*, sigla que se seguirá usando a lo largo de este documento para describir esta medida). Entonces, no solamente se debe impulsar la implementación de sistemas fotovoltaicos, sino que también hay que proponer su uso de manera responsable, y de esta forma no afectar el normal funcionamiento de las redes actualmente utilizadas para la distribución de energía eléctrica.

En el presente trabajo se pretende brindar herramientas que puedan ayudar a establecer la calidad de energía suministrada por un sistema fotovoltaico. Para esto, información del sistema descrito en el SENA complejo sur será usada para los análisis correspondientes en este trabajo. Esto, se constituye como una tarea nunca antes realizada en dicho sistema, con el ánimo de observar el efecto de diferentes cargas que pueden afectar dicha calidad, en términos de distorsión armónica. Dentro de la metodología utilizada, una primera parte comprende la adquisición de señales de tensión al conectar diferentes cargas, en su mayoría de naturaleza no lineal. Para tal fin, se consideraron tres cargas diferentes y sus posibles combinaciones, generando en total ocho tipos de cargas, incluyendo una determinada como de no carga. También se realizó esta tarea de adquisición para las mismas cargas conectadas a la red eléctrica convencional que posee el SENA y donde está interconectado el sistema fotovoltaico.

Con el fin de realizar un análisis de la distorsión armónica de estas señales de tensión, se realizó un procesamiento basado en información de frecuencia, que es otorgado por la transformada discreta de Fourier, para esto se dividió todo el ancho de banda disponible de la señal en 15 bandas y se obtuvo información de la energía en cada banda y la información del pico de frecuencia en cada una de ellas. De esta forma, se puede obtener una THD para cada caso y cada carga, y así, ver si cumple con los parámetros de calidad acorde a las normas.

Finalmente, se implementaron clasificadores basados en redes neuronales de entrenamiento supervisado para determinar cada una de las cargas a partir de la información dada por las características obtenidas en frecuencia, y así también poder entender en qué sistema resulta más difícil clasificar dichas cargas.

## 1.2 Planteamiento del problema

Los sistemas eléctricos son planeados para proveer el mejor servicio a los usuarios, pero es inevitable la presencia de perturbaciones y variaciones momentánea. La naturaleza, severidad, tasa de ocurrencia y los efectos en los equipos sensibles pueden variar ampliamente. Las perturbaciones en la tensión son un problema para los equipos sensibles, que van desde la pérdida de información hasta daños en los equipos.

El diseño y operación de los sistemas fotovoltaicos, tienen un impacto directo en la confiabilidad y la calidad del suministro de tensión al usuario cuando son interconectados a la red convencional de distribución de energía eléctrica [11]. Por esta razón, se debe tener en cuenta que existen algunas limitaciones de los sistemas fotovoltaicos, que deben tenerse en cuenta con suma importancia en el diseño y selección del sistema debido a que los convertidores de potencia utilizados, son fuentes generadoras de armónicos, afectando la calidad de energía de todo el sistema de energía eléctrica.

Desde este punto de vista y con el fin de contribuir en la medición, el análisis y seguimiento de la calidad de energía producida por el sistema fotovoltaico del Sena sede sur, se plantea la pregunta de investigación relacionada con la capacidad de analizar la calidad de la energía mediante una red neuronal, como sigue:

¿Es posible generar herramientas que permitan evaluar la calidad de energía generada por el sistema fotovoltaico implementado en el Sena sede sur, al ser interconectado al sistema eléctrico, mediante la aplicación de técnicas de procesamiento de señales e inteligencia computacional?



## 1.3 Justificación

El desarrollo de la energía solar Fotovoltaica en el siglo XXI está teniendo un acelerado avance tecnológico y económico, los efectos en la red eléctrica asociados a la generación fotovoltaica es un campo relativamente nuevo en el ámbito nacional que requiere de importantes esfuerzos para responder a requerimientos específicos de calidad de la energía. El cual se ha convertido en un factor indispensable para garantizar el buen funcionamiento de equipos y mantener una alta confiabilidad de los sistemas de potencia.

Desafortunadamente, ese creciente avance, no ha permitido el análisis de este tipo de sistemas ante problemas contemporáneos como lo es de calidad de energía. Esto último, debido al aumento de cargas no lineales que actualmente se conectan a la red eléctrica por causa de diferentes dispositivos nuevos basados en conmutación en electrónica de potencia [15]. Cabe mencionar que para minimizar los problemas de calidad de la energía es necesario analizar diferentes tipos de parámetros, como el de voltaje y de frecuencia. Estos dos por ejemplo, están relacionados con la forma de onda senoidal, la cual debe estar libre de contenido armónico. Todos estos problemas tienen una normatividad vigente que se debe respetar [14], y que debido al vertiginoso aumento del uso de sistemas fotovoltaicos interconectados a la red, no se está evaluando de manera detallada.

Ante esta situación y ante la falta de procedimientos de monitoreo, seguimiento, análisis y evaluación de la calidad de energía específicamente en el sistema fotovoltaico instalado en el SENA sede sur, surge la idea de elaborar este trabajo para brindar una herramienta que pueda ayudar a evaluar la calidad de energía mediante el uso de procesamiento digital de señales y de técnica de inteligencia computacional. Así, es posible analizar el cómo afectan las cargas no lineales en el sistema, ya que éstas introducen distorsión armónica, y de esta forma, abrir así el camino para futuros estudios sobre el tema.

## **1.4 Objetivos**

### **1.4.1 Objetivo general**

- Determinar herramientas que permitan evaluar la calidad de energía eléctrica mediante la aplicación de técnicas de procesamiento de señales e inteligencia computacional para determinar si el sistema cumple con los parámetros proporcionados por las normativas.

### **1.4.2 Objetivos específicos**

- Adquirir señales eléctricas de tensión de diferentes cargas conectadas al sistema fotovoltaico del SENA y a la red eléctrica convencional, para la obtención de datos, mediante el diseño e implementación un sistema de adquisición.
- Identificar y usar técnicas de procesamiento digital de señales mediante un análisis en frecuencia para caracterizar los tipos de cargas a estudiar.
- Utilizar redes neuronales artificiales para clasificar los tipos de cargas a través de la información obtenida por las técnicas de procesamiento digital de señales.
- Evaluar el desempeño del sistema propuesto mediante la comparación de los resultados obtenidos del sistema FV, con los datos generados a partir de la red eléctrica convencional mediante la aplicación del mismo análisis.

---

## 2 Marco teórico

En este capítulo se aborda el desarrollo conceptual de los temas que tiene relevancia para el trabajo de investigación. Inicialmente se tratan conceptos relacionados a sistemas fotovoltaicos necesarios para una contextualización sobre el tipo de sistemas que se desean analizar. Posteriormente, materia relacionada sobre calidad de energía, definiciones clave para entender el objetivo general propuesto y que se encuentra en la normatividad existente. Una componente corta teórica sobre procesamiento digital de señales, para entender cómo fue obtenida la representación de las señales con las que se trabajó en el dominio de la frecuencia, y de cómo esto es relevante para tener una caracterización de ese tipo de señales. Finalmente, se muestran algunos conceptos sobre redes neuronales artificiales, las cuales se usan en el presente trabajo como sistemas de clasificación en cuanto al tipo de carga.

### 2.1 Sistemas fotovoltaicos

Un sistema fotovoltaico es el encargado de transformar la energía solar (irradiancia solar) en energía eléctrica de corriente directa. La cantidad de energía que produce el sistema a través de los paneles que se usan, es directamente proporcional a la irradiancia solar que incide sobre dicho panel solar. La potencia que puede suministrar una celda solar típica depende de sus características como tamaño, tipo de dopado del silicio utilizado, y características externas como la temperatura, ángulo de incidencia y sus respectivas conexiones. Generalmente, se conecten varios paneles solares en serie o en paralelo para formar un sistema fotovoltaico [16].

Para un sistema fotovoltaico, de acuerdo a su tipo interconexión al sistema eléctrico disponible, se puede clasificar en función de si están o no conectados a la red eléctrica convencional, estos son:

Los sistemas Fotovoltaicos Autónomos, se encuentran aislados de la red eléctrica, utilizándose principalmente para una determinada demanda en sitios remotos. Constan del generador fotovoltaico, baterías, regulador de carga y un inversor.

Los sistemas fotovoltaicos conectados a la red, son aquellos que se encuentran conectados directamente a la red eléctrica convencional[16]. Al no poseer un sistema de

baterías, toda la energía producida es inyectada directamente a la red, siendo generalmente de mayor potencia que los sistemas autónomos. Estos sistemas constan de generador fotovoltaico, inversor y un sistema de conexión a la red, que generalmente lo hace el mismo inversor. Siendo este último el componente tecnológico más importante de toda instalación solar, convirtiendo la corriente continua generada por los módulos fotovoltaicos en corriente alterna monofásica o trifásica, e inyectándola a cada una de las fases de la red eléctrica. Estos dispositivos son también los responsables de la monitorización del rendimiento y la sincronización con las fases del sistema, utilizando semiconductores de potencia como transistores MOSFET, convirtiéndolos en fuentes generadoras de armónicos debido al comportamiento no lineal de los semiconductores [17].

En el presente trabajo se utilizó un sistema fotovoltaico interconectado a la red, instalado en el SENA sede sur [9]. El cual utiliza cuatro inversores monofásicos bajo el concepto de fase partida o fase dividida, en el cual la salida del inversor es conectada a dos fases y así de forma intercalada para cada inversor. De esta manera, las tres fases de la red comparten la salida de los cuatro inversores, como se describió en la introducción (Figura 3).

## **2.2 Calidad de energía**

La industria de la energía eléctrica comprende la generación, la transmisión y la distribución a través del sistema de cableado hasta el usuario final. La complejidad del sistema para mover la energía eléctrica desde el punto de producción hasta el punto de consumo, combinada con variaciones en el clima, la generación, la demanda y otros factores, comprometen la calidad del servicio en el suministro [11].

La calidad de la energía tiene como objetivo verificar propiedades físicas de los sistemas eléctricos tales como lo son la amplitud, la frecuencia, forma de onda y continuidad de las señales eléctricas que lo conforman (tensión y corriente); en donde estas características se expresan con criterios específicos que tienen trascendencia en la demanda y desempeño de las cargas [11].

El uso de elementos que pueden producir comportamientos no lineales en todo el sistema de potencia, ha incrementado las perturbaciones de esas propiedades físicas anteriormente mencionadas, los avances en áreas como la electrónica de potencia ha

---

permitido aumentar la eficiencia de los equipos eléctricos, que están representados por cargas generalmente electrónicas con componentes de conmutación dentro de su operación, generando señales no lineales que pueden deteriorar la calidad de la energía entregada por las compañías generadoras de electricidad [18]. A pesar de que la onda fundamental de tensión en nuestro país es de 60Hz, estas cargas distorsionan esa característica de una onda senoidal pura, produciendo a partir de la demanda de corriente, armónicos que no son más que múltiplos de la frecuencia fundamental de 60Hz. Su presencia puede ocasionar una gran variedad de problemas, tanto al suministro eléctrico como a los usuarios; por ejemplo: calentamiento excesivo de los transformadores y de cables conductores (principalmente del neutro), mal funcionamiento de las plantas eléctricas, interferencia electromagnética con equipos de comunicación, fluctuaciones de tensión provocando a su vez la presencia de flickers. Razón por la cual se han desarrollado una serie de normas de regulación para contener este tipo de problemas que afecta a todo el sistema de potencia del interconectado nacional [14].

### **2.2.1 Normatividad**

Al iniciar un estudio de calidad de energía es indispensable conocer los estándares que la regulan, en una medición de la Calidad de la Energía Eléctrica (CEL) se debe tener en cuenta todas las normas nacionales e internacionales, ya que ellas proporcionan límites y directrices generales a partir de las características del sistema dependiendo el lugar, condiciones y necesidades. El IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers) y la IEC (International Electrotechnical Commission) son las asociaciones más reconocidas dedicadas a la estandarización y desarrollo de técnicas y normas para la medición de CEL.

Con respecto a la Calidad de Energía Eléctrica (CEL), las normas más relevantes y con exigencia en Colombia son: La IEC 61000 que trata de “Compatibilidad electromagnética, es decir que, la norma reglamenta estándares mínimos para que un equipo funcione adecuadamente en presencia de otras fuentes de campos magnéticos generadas por dispositivos que se encuentran alrededor [19], adicionalmente la serie IEEE 1159 y 519 hace referencia a la calidad de potencia [14], guía de mediciones y control de armónicos en los sistemas de potencia eléctrica respectivamente. Este trabajo toma como referencia estas dos últimas normas, la primera establece una guía para la medición de la calidad

de la energía y propone algunas técnicas de uso de los instrumentos de medida que se utilizan en la medición de las señales físicas, en el caso de la segunda norma establece los límites de contenidos de armónicos de tensión en cargas no lineales, por tanto entrega los parámetro que se ingresan como referencia en la aplicación de la red neuronal para clasificar las señales de la diferentes cargas y determinar si cumplen o no con la norma.

Las mediciones se pueden realizar en sistemas monofásicos o polifásicos de energía eléctrica, las tensiones a medir se pueden tomar entre conductores de fase y neutro (de línea a neutro) o entre los conductores de fase (línea a línea) o entre el neutro y la tierra.

Las señales eléctricas en tensión pueden sufrir cambios en frecuencia, amplitud y forma que pueden ser inducidas por perturbaciones electromagnéticas generadas por cargas no lineales. Algunas perturbaciones comunes y la clasificación se pueden observar en la Tabla 1:

Tabla 1: Clasificación de perturbaciones de calidad de energía eléctrica según su duración.

Perturbaciones	Tipo
Larga duración o permanentes	Variaciones de tensión de estado estable
	Desbalance de tensión
	Flicker
	Interrupciones de larga duración (duración $\geq 1$ min)
	Armónicos de tensión
	Armónicos de corriente
	Muecas de tensión
	Variaciones de tensión de larga duración (sub-tensiones y sobretensiones)
Lentas	Interrupciones de corta duración (duración $< 1$ min)
	Hundimientos o huecos de tensión (sags)
	Elevaciones de tensión (swell)
	Variaciones de frecuencia
Rápidas	Sobretensiones transitorias

Fuente: NTC 5000-152.

### 2.2.2 Variaciones de tensión de estado estable

Las variaciones de tensión en estado estable son aquellas desviaciones del valor R.M.S de la tensión en un intervalo de tiempo superior a un minuto, estas frecuentemente deben

ser intervenidas por convertirse en una interrupción permanente; algunas causas comunes de estas variaciones son:

- Caídas de tensión en transformadores y alimentadores.
- Cambios de generación y carga.
- Operación de los sistemas de apantallamiento.
- Operación de protecciones eléctricas.
- Algunas operaciones de conexión y desconexión

### **2.2.3 Sobretensión**

Es el incremento de la tensión a un nivel superior al 110% del valor nominal por una duración mayor de un minuto estas sobretensiones son el resultado de la desconexión de grandes cargas o debido a la conexión de bancos de capacitores, considerando débil para mantener la regulación y control de tensión al sistema en el que se presenta esta condición.

### **2.2.4 Sub-tensiones**

Es la variación por debajo del 90% del valor R.M.S. de la tensión por una duración mayor de un minuto. Al igual que en las sobretensiones las variaciones de baja tensión pueden ser causadas por conexiones de nuevas cargas y/o sobrecargas.

En Colombia los límites para controlar las variaciones de tensión están definidos por la Resolución CREG 024 de 2005 entre +10% y -10% de la tensión nominal y se pueden monitorear con el registro del valor R.M.S. de la tensión en función del tiempo.

### **2.2.5 Parpadeos (Flickers)**

Como su nombre lo indica, los flickers son fácilmente previsible por las personas en los sistemas de iluminación como una emisión cambiante de la luz, es decir parpadeos de baja frecuencia en las luminarias. Este tipo de perturbaciones son variaciones bruscas y rápidas de tensión que también son comúnmente llamados fluctuaciones de tensión, caracterizados por cambios rápidos en el valor eficaz de tensión. Este tipo de

perturbación es una de las que más afecta directamente a los seres humanos ya que estudios médicos han demostrado que el ojo humano es muy sensible a los parpadeo de luz y distinguiendo la máxima irritabilidad a frecuencias entre 6 y 10 Hz con un umbral de modulación de 0.25%; causando cansancio en la vista e irritabilidad en las pupilas por estar en continua dilatación y contracción ajustándose al nivel de iluminación, especialmente cuando se lee. La causa principal se debe a cargas grandes que manejan corrientes variables, esta condición hace que se presente modulación del voltaje en la barra de carga y en barras remotas.

Entre las fuentes de flickers están:

- Transitorios debidos a maniobras.
- Arranque de grandes motores.
- Trenes de laminación (proceso de laminación).
- Trituradores para procesos mineros.
- Generación eólica distribuida - Generación distribuida
- Soldadores eléctricos. (Máquinas de soldadura)
- Hornos de inducción (0.5 a 30 Hz):

### **2.2.6 Armónicos eléctricos**

Los armónicos son señales eléctricas con frecuencias múltiplos de la fundamental, 60Hz en Colombia, provocando distorsiones de las ondas sinodales de tensión de los sistemas eléctricos ocasionados por el uso de cargas no lineales a lo largo de la red eléctrica. Entre estos armónicos están los producidos por equipos convertidores semiconductores en el curso de la operación normal. En un convertidor de seis pulsos, los armónicos característicos son los armónicos impares diferentes a los múltiplos de tres, por ejemplo: el quinto, séptimo, onceavo etc.

Por otro lado están los armónicos no característicos que no son producidos por equipos convertidores semiconductores en el curso de la operación normal. Estos pueden ser el resultado de frecuencias oscilatorias; una demodulación de armónicos característicos y la fundamental o un desbalance en los sistemas de potencia AC.



Las formas de onda distorsionadas son descompuestas en la suma de una componente fundamental más las componentes armónicas. La distorsión armónica se origina, fundamentalmente, por la característica no lineal de las cargas en los sistemas de potencia (Figura 5).

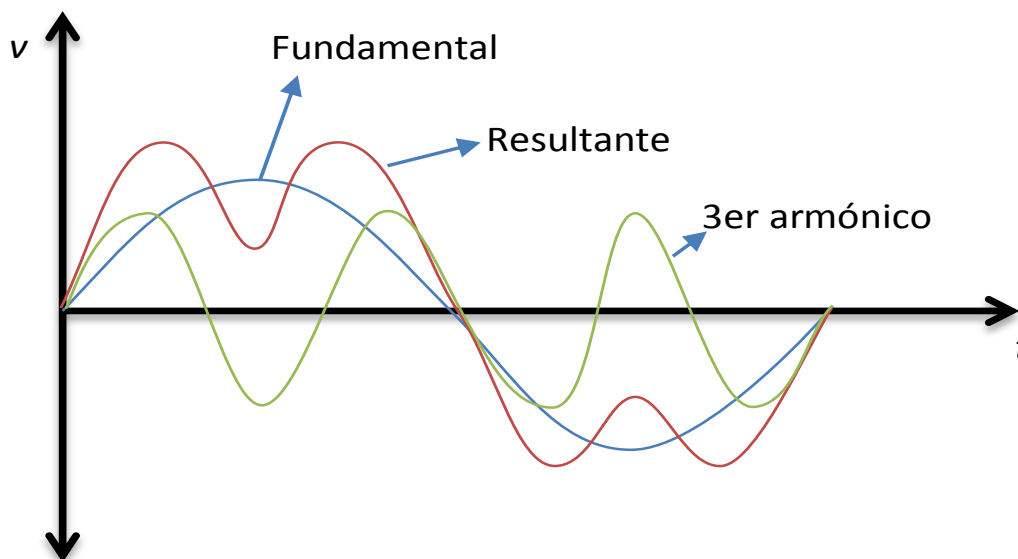


Figura 5: Composición de armónicos  
Referencia: diseño propio del autor

La presencia de armónicos en la red genera problemas en el sistema eléctrico, algunas alteraciones nocivas de la señal como: corrientes armónicas en motores de inducción y transformadores, inestabilidad dieléctrica de cables aislados e interferencia inductiva con los sistemas de comunicación, causan pérdidas adicionales de energía, calentamiento y sobretensiones que en su mayor parte son atribuibles a armónicas de orden menor.

La existencia de armónicos de tensión en el sistema pueden ser cuantificados y evaluados por medio de los siguientes indicadores Tabla 2:

Tabla 2: Valores de referencia de THD

Rango de Tensión	Distorsión armónica Total -THDv (%)
$V_n \leq 69 \text{ kV}$	5,0
$69 \text{ kV} < V_n \leq 161 \text{ kV}$	2,5
$V_n \geq 161 \text{ kV}$	1,5

Fuente: Adaptación Estándar 519 - 1992

### 2.2.7 Distorsión armónica individual

Los contenidos o tasas de los diferentes armónicos de tensión que constituyen una onda deformada se expresan en forma de porcentaje respecto de la componente fundamental, de acuerdo con la siguiente relación.

$$IHDn = \frac{Vn}{V1} * 100\% \quad (1)$$

En esta expresión,  $Vn$  es la amplitud del armónico de tensión de orden  $n$  y  $V1$  la amplitud de la componente fundamental de la onda de tensión. De acuerdo con la ecuación ( 1)

### 2.2.8 Distorsión armónica total (Tensión y corriente)

El nivel de distorsión armónica se describe por el espectro total armónico mediante las magnitudes y el ángulo de fase de cada componente individual. Es común, además, utilizar un criterio denominado distorsión total armónica (THD) como una medida de la distorsión.

De acuerdo a la ecuación ( 2) existen armónicos en tensión y en corriente, para nuestro estudio solo se hizo el análisis tomando información de tensión debido al sistema de adquisición empleado.

$$THD = \frac{\sqrt{V_3^2 + V_5^2 + V_7^2 + \dots V_j^2}}{V_0} \quad (2)$$

Donde  $THD$  es la Distorsión Total Armónica (del inglés *Total Harmonic Distorsion*),  $V_0$  es el valor de la frecuencia fundamental,  $V_j$  corresponde a la representación en frecuencia de los diferentes armónicos usados y  $j > 0$  es el valor del armónico  $j$ -ésimo que contiene la señal.

## 2.3 Tratamiento de señales

---

El tratamiento de señales digitales, o el procesamiento de señales, se refiere a la extracción de características e información de señales digitales medidas. Una gran variedad de procesadores de señales se han desarrollado desde el punto de vista teórico y de la aplicación para una amplia gama de señales [20].

El procesamiento y monitoreo de la calidad de los datos están disponibles en forma de muestras de tensión y / o formas de onda de corriente, a partir de estas formas de onda, la información se extrae y se caracterizan de acuerdo a las variables a estudiar por ejemplo fluctuaciones de la tensión y la generación de armónicos. Las herramientas de procesamiento de señales juegan un papel esencial para extraer la información. Se puede decir que el procesamiento de la señal, mejora la información que esta oculta o no es directamente perceptible.

El énfasis principal del procesamiento de señales, estará en el análisis y extracción de características relevantes de la forma de la señal muestreadas.

La caracterización de las variaciones de tensión se refiere a la magnitud y la forma de onda. Pero tal definición no es suficiente para cuantificar la gravedad de la variación de tensión a través de las mediciones. Una serie de características que pueden utilizarse para cuantificar esta magnitud son por ejemplo, valor absoluto de la tensión compleja, la tensión eficaz, y la tensión de pico. También hay que elegir la frecuencia de muestreo, la longitud de la ventana sobre la cual se extrae la característica, la frecuencia de repetición de la medida y la manera de procesar una serie de valores.

Caracterizar cada evento a través de una serie de parámetros, implica nuevamente la extracción de una o más características. Por ejemplo las caídas de tensión la caracterización del evento está relacionada con la caracterización de las variaciones de tensión.[20]

El análisis de las formas de onda de tensión o corriente muestreadas ofrece descripciones cuantitativas para la calidad de la potencia pero un método de procesamiento de señal podría ser muy bueno para una aplicación pero no muy adecuado para otra aplicación.

Un método estándar y comúnmente preferido es la Transformada Discreta de Fourier (TDF), la cual es calculada a través del algoritmo de la Transformada Rápida de Fourier (TRF), de acuerdo a la ecuación ( 3).

En donde  $x(n)$  es una función periódica de periodo  $N$  en el dominio de la frecuencia de tal manera que  $x(n) = x(n + N)$ , la representación en Fourier está compuesta por  $N$  funciones exponenciales armónicas relacionadas.

$$x(n) = \sum_{k=0}^{N-1} C_k e^{\frac{j2\pi kn}{N}} \quad (3)$$

Donde  $C_k$  son los coeficientes de la transformada, es decir, la representación de cada frecuencia en la señal total, y  $k$  es cada uno de los armónicos de la señal. Esto nos permite estudiar el THD para cada señal de tensión adquirida, siendo una herramienta adecuada para este tipo de análisis.

De igual forma, la ecuación (4) permite calcular estos coeficientes de la transformada discreta de Fourier en función de la señal  $x(n)$ .

$$C_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-\frac{j2\pi kn}{N}} \quad (4)$$

En donde  $k = 0, 1, \dots, N - 1$  y  $C_k$  son coeficientes de Fourier de la representación de la amplitud y la fase asociadas con la componente de la frecuencia en la serie.

A través de las ecuaciones expuestas (3) y (4), las señales adquiridas de tensión son representadas en frecuencia. De esta forma, se puede determinar la calidad de la energía a partir del THD, en donde, la frecuencia fundamental es de 60 Hz que corresponde a los ciclos por unidad de tiempo del sistema eléctrico en el país.

## 2.4 Redes Neuronales

Las redes neuronales artificiales son elementos simples interconectados masivamente en paralelo (usualmente adaptativos) con organización jerárquica, las cuales interactúan con los objetos del mundo real, del mismo modo que lo hace el sistema nervioso biológico.

Las Redes Neuronales artificiales presentan claras ventajas sobre las computadoras digitales comunes, pues no sólo son capaces de aprender de la experiencia sin grandes complicaciones de software o de hardware, sino que pueden resolver en forma sencilla y económica algunos de los problemas que constituyen los mayores retos para las computadoras tradicionales, tales como el reconocimiento de patrones complejos,

---

procesamiento de imágenes, generación e interpretación de lenguaje natural y problemas de clasificación y diagnóstico difusos.

### 2.4.1 Generalidades

Red neuronal: unidades de procesamiento que intercambian datos o información y se utilizan para reconocer patrones, incluyendo imágenes, manuscritos y secuencias de tiempo (por ejemplo: tendencias financieras), con la capacidad de aprender y mejorar su funcionamiento [21].

En el proceso de aprendizaje, los enlaces ponderados de las neuronas, se ajustan de manera que se obtengan ciertos resultados específicos, una red neuronal no necesita un algoritmo para resolver un problema, ya que puede generar su propia distribución de pesos en los enlaces mediante el aprendizaje.

También existen redes que continúan aprendiendo a lo largo de su vida, después de completar su período de entrenamiento.

Por otro lado se puede afirmar que la función del diseñador es únicamente la obtención de la arquitectura apropiada, no es problema del diseñador el cómo la red aprenderá a discriminar, sin embargo, sí es necesario que desarrolle un buen algoritmo de aprendizaje que le proporcione a la red la capacidad de discriminar mediante un entrenamiento con patrones.

Cuando el aprendizaje es *offline* (aprendizaje que supone la desconexión de la red, es decir, su inhabilitación hasta que el proceso termine), se distingue entre una fase de aprendizaje o entrenamiento y una fase de operación o funcionamiento, existiendo un conjunto de datos de entrenamiento y un conjunto de datos de test o prueba, que serán utilizados en la correspondiente fase. Además, los pesos de las conexiones permanecen fijos después que termina la etapa de entrenamiento de la red. Debido precisamente a su carácter estático, estos sistemas no presentan problemas de estabilidad en su funcionamiento [21].

### 2.4.2 Capas de la red neuronal

- Capa de entrada: es la capa que recibe directamente la información proveniente de las fuentes externas de la red.

- Capas Ocultas: son internas a la red y no tienen contacto directo con el entorno exterior. El número de niveles ocultos puede estar entre cero y un número elevado. Las neuronas de las capas ocultas pueden estar interconectadas de distintas maneras Figura 6, lo que determina, junto con su número, las distintas topologías de redes neuronales.
- Capa de salida: transfieren información de la red hacia el exterior.

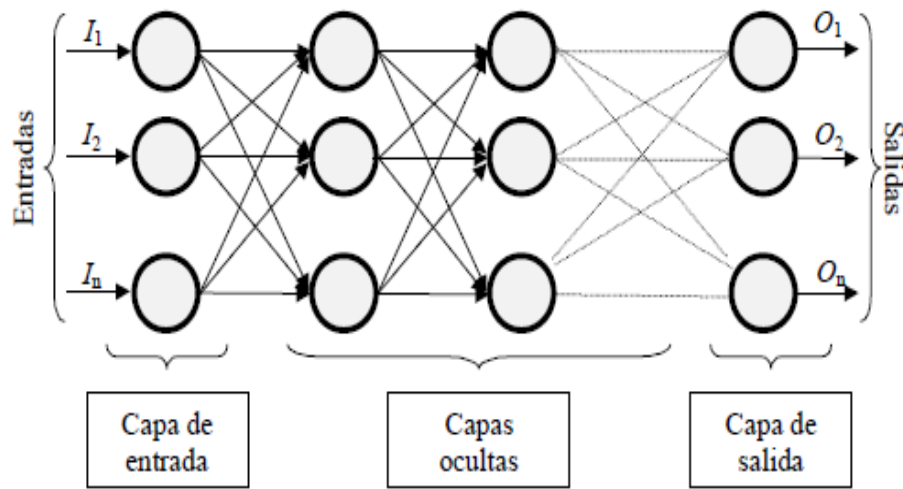


Figura 6: Capas de la red

Referencia: Matich-redes neuronales. 2001

### 2.4.3 Mecanismo de aprendizaje

Según afirma Ruiz una red neuronal debe aprender a calcular la salida correcta para cada constelación de entrada en el conjunto de ejemplos. Este proceso de aprendizaje se denomina: proceso de entrenamiento o acondicionamiento. El conjunto de datos o ejemplos sobre el cual este proceso se basa es, por ende, llamado: conjunto de datos de entrenamiento.

### 2.4.4 Aprendizaje supervisado

El aprendizaje supervisado se caracteriza porque el proceso de aprendizaje se realiza mediante un entrenamiento controlado por un agente externo (supervisor, maestro) que determina la respuesta que debería generar la red a partir de una entrada determinada.

El supervisor controla la salida de la red y en caso de que ésta no coincida con la deseada, se procederá a modificar los pesos de las conexiones, con el fin de conseguir que la salida obtenida se aproxime a la deseada [21].

### **2.4.5 Aprendizaje por corrección de error**

Un algoritmo muy conocido y que pertenece a esta clasificación es la regla de aprendizaje Delta o regla del mínimo error cuadrado (LMS Error: Least Mean Squared Error), que también utiliza la desviación a la salida objetivo, pero toma en consideración a todas las neuronas predecesoras que tiene la neurona de salida. Esto permite cuantificar el error global cometido en cualquier momento durante el proceso de entrenamiento de la red, lo cual es importante, ya que cuanto más información se tenga sobre el error cometido, más rápido se puede aprender. Luego el error calculado ( $\delta$ ) es igualmente repartido entre las conexiones de las neuronas predecesoras.

Adicionalmente se debe mencionar la regla de aprendizaje de propagación hacia atrás o de backpropagation, también conocido como regla LMS multicapa, la cual es una generalización de la regla de aprendizaje Delta. Esta es la primera regla de aprendizaje que permitió realizar cambios sobre los pesos en las conexiones de la capa oculta [21].

## **2.5 Estado del arte**

En países como Alemania y España [22], líderes europeos en el desarrollo de sistemas fotovoltaicos conectados a la red, prevalece el concepto de concentrar la energía solar en grandes instalaciones, para luego transportar y distribuir la electricidad bajo los mismos criterios aplicados al esquema energético tradicional. Sin embargo, dicho modelo de aprovechamiento de la energía fotoeléctrica no en todos los casos puede resultar eficientemente y rentable, siendo factible aplicar otros modos de conexión que garanticen la reducción de pérdidas que caracterizan los sistemas convencionales [2], [23].

Por otro lado se ha identificado que la proliferación de equipos de control y automatización en la industria, han aumentado los problemas de confiabilidad con respecto a la energía eléctrica. Dichos equipos son sensibles a la distorsión o magnitud de la onda de tensión, por lo que una variación en la calidad de la energía eléctrica deriva

en fallas que paralizan la producción, ocasionando pérdidas de tiempo y costos de producción inesperados.

Por otra parte, los equipos electrónicos se han convertido en una fuente de perturbaciones para la calidad pues distorsionan las ondas de tensión y corriente. Es necesario entonces [1], [2], un sistema de monitoreo y seguimiento continuo de la calidad de energía suministrada por sistemas fotovoltaicos al ser incorporados al sistema de transmisión y distribución de la red; la recolección de datos y la aplicación de software para el análisis de los problemas que se puedan generar, permiten obtener soluciones óptimas para las características de calidad.

Un sistema fotovoltaico monofásico incorporado a la red de distribución [3], [24], proporciona caídas de tensión y ondas bastante distorsionadas. Esto requiere métodos de sincronización más avanzados a fin de satisfacer la calidad de energía, la respuesta de la técnica de sincronización es crucial para el rendimiento de los inversores monofásicos. Un nuevo método, con buena dinámica y una respuesta precisa; utiliza como técnica, una célula multi-armónica de desacoplamiento (MHDC).

Esta técnica sirve para estimar el ángulo de fase de la tensión de la red y la fase del sistema monofásico. Además, la corriente inyectada por el sistema fotovoltaico, tiene que estar sincronizada con la tensión de la red, con el fin de garantizar un correcto funcionamiento de los dos sistemas; también se utilizó la técnica de sincronización Phase-Locked-Loop (PPL), la implementación de estas dos técnicas alcanzaron mejoras significativas, de las distorsiones presentadas por los sistemas monofásicos.

El algoritmo MPPT se complementa con la aplicación de sistemas de filtrado en cascada [23], con la finalidad de ir mejorando la señal de la red paso a paso y no un solo filtro que demanda un alto costo operativo y un sistema bastante robusto para el manejo y control de los sistemas.

La fluctuación de potencia y la generación de armónicos [23], [25], a la salida de los sistemas fotovoltaicos, por el uso y conversión de corriente continua en corriente alterna, se convierte en uno de los principales factores que causan graves inconvenientes en la red de servicio pública, las distorsiones armónicas generadas por las plantas fotovoltaicas dependen de las deficiencias tecnológicas del inversor de potencia.



El uso de tres buses principales de conexión de inversores de alta capacidad, seguidos cada uno por un número determinado de derivaciones en paralelo, de menor capacidad; se implementan con el objetivo de ir minimizando en cada etapa, las fluctuaciones generadas por los inversores principales [26]. Los resultados de este tipo de conexión contribuyen de manera significativa, para evaluar el rendimiento del inversor en diferentes condiciones de generación, el factor de potencia y la corriente armónica son los parámetros que normalmente exceden los límites establecidos por las normas nacionales e internacionales.

Se observa también que para la generación de energía de un rango bajo, la respuesta del inversor se hace más deficiente, esto debido a la alta penetración que han tenido los sistemas fotovoltaicos en los últimos años, es necesario asegurar la compatibilidad entre los equipos conectados a la red con pérdidas mínimas de potencia, alta calidad y seguridad del suministro, es necesario la aplicación de varios algoritmos de clasificación y técnicas de procesamiento de señales, estadísticas de orden superior (HOS) [27], concebidos para desarrollar una medición automatizada del sistema, clasificación de características eléctricas en el dominio de frecuencias y tiempos de la señal.

Algunos de estos algoritmos como transformada de Fourier, banco de filtros, métodos paramétricos de Cohen, el método kNN k-vecinos más cercanos, el método máquinas de soporte vectorial (SVM).

También se presentan algunos avances y desarrollo de modelos matemáticos, control electrónico de potencia, herramientas de simulación MATLAB como se proponen en la referencia [27], diseño de ordenadores robustos fiables encaminados a maximizar la producción de energía en el ámbito de energías renovables y sostenibles. Para minimizar el impacto de la demanda energética y para brindar un servicio de soporte a la red [25], [26]. Los sistemas fotovoltaicos ofrecen una solución tecnológica aplicando la técnica de generación distribuida (GD), lo que permite la implementación y operación por micro redes (MG).

Esta nueva técnica tiene la capacidad de trabajar aisladamente o conectada a la red de potencia, garantizando la estabilidad, calidad y el suministro de la electricidad. Para el

correcto funcionamiento del generador, los fabricantes de convertidores DC-AC e inversores, introducen en sus convertidores, técnicas de control que permiten realizar una selección de armónicos inducidos a la carga. Para cumplir con lo establecido por los estándares internacionales.

Para acoplar el arreglo de paneles fotovoltaicos y el convertidor DC-AC en el punto de máxima potencia (MPPT), se utiliza un condensador de acople, el cual brinda energía al sistema y reduce las oscilaciones de tensión en el bus de DC. Se ha comprobado que la MG cumple con lo previsto por la normatividad bajo condiciones de carga nominal. Para la implementación óptima de una MG basada en generación fotovoltaica [23], es necesario caracterizar el comportamiento de la carga, y definir así, las pérdidas por conmutación en los convertidores electrónicos, de tal forma que el sistema transfiera la máxima potencia posible a la carga, con el fin de que las MG se conviertan en una opción para el soporte frente a los fallos en el sistema de distribución y evitar la desconexión de los usuarios.

En aplicaciones médicas, control industrial y las telecomunicaciones [28], han puesto al descubierto las necesidades urgentes para hacer frente a la fiabilidad y continuidad del servicio; se están utilizando convertidores DC-AC en los sistemas fotovoltaicos para hacer seguimiento en el punto de máxima potencia. Sin embargo los convertidores son fuentes importantes de falla en un sistema fotovoltaico, ya que los semiconductores utilizados son elementos críticos para el funcionamiento de los convertidores.

### 3 Metodología

La metodología de trabajo se implementó en 4 fases, comenzando con la construcción de una base de datos con señales de tensión adquiridas en el sistema fotovoltaico interconectado. Posteriormente, un análisis en frecuencia de las señales obtenidas fue desarrollado basado en la transformada de Fourier. Con esta herramienta, una caracterización de las señales fue implementada, donde quince elementos fueron usados en una posterior etapa de clasificación del tipo de carga estudiado. La Figura 7 presenta la metodología y a continuación se describen en detalle todas las fases enumeradas anteriormente.

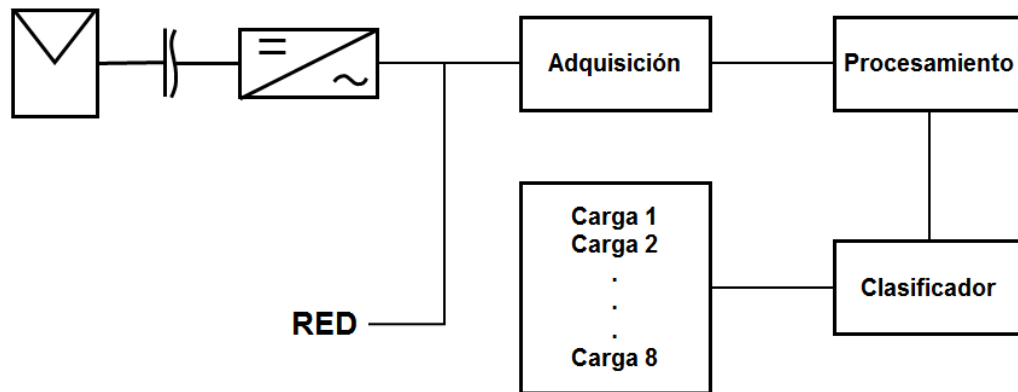


Figura 7. Diagrama de bloques de la metodología implementada.

#### 3.1 Adquisición de las señales

La señal de tensión en nuestro sistema eléctrico nacional es de 60 Hz, lo que lleva a tener a que cada ciclo tenga un tiempo aproximado de 16,67ms. Dicho voltaje corresponde a 120 Vrms y un valor pico equivalente de 170V aproximadamente. Estas propiedades de la señal de tensión fueron tomadas en cuenta para desarrollar el sistema de adquisición.

Para implementar la conversión Analógica-Digital se utilizó una tarjeta Arduino UNO, la cual usa un microcontrolador AT mega 328 con características de limitación de voltaje en las entradas analógicas de 5V y con una alimentación de tarjeta unipolar, haciendo que no se puedan leer voltajes negativos. Teniendo esto en cuenta, fue necesario usar un transformador para reducir el voltaje de la red eléctrica de 120Vrms a 12Vrms, y poder realizar la adquisición con la tarjeta Arduino.

Para evitar el inconveniente de los voltajes negativos se incluye un offset, de manera que la señal se reduce a una sinusoidal de valores pico de 2.5 V y se coloca un nivel DC de 2.5, de esta manera la señal esta entre 0 y 5V. Lo primero es diseñar el divisor de tensión para lograr una señal pico a pico de 5V.

Teniendo en cuenta la Figura 8, se escogió una resistencia R1 de 1K, a partir de la cual, se puede hallar el valor de R2, teniendo en cuenta que el valor pico de la señal de salida del transformador está cercano a 170 Vpico.

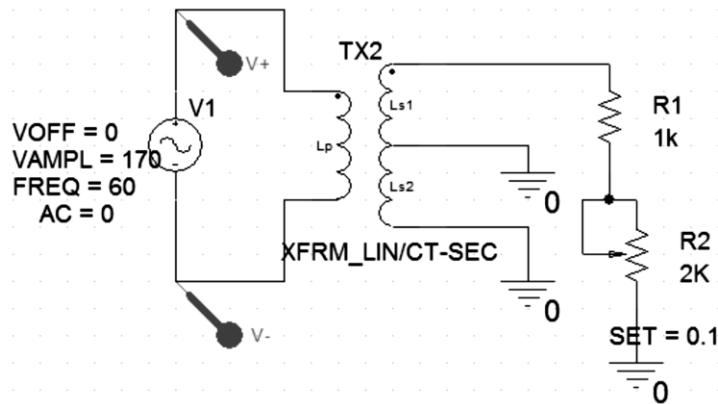


Figura 8: Reducción de Voltaje  
Referencia: diseño propio del autor

El nivel DC se generó usando una referencia de voltaje de 2.5V, utilizando un regulador de precisión de referencia LM336. La suma de las señales se implementó usando una configuración de sumador no inversor con un amplificador operacional, para esto, se implementa un circuito con amplificadores operacionales Rail-to-Rail que no requiere grandes magnitudes de voltaje para su polarización.

Para alimentar los dos circuitos mencionados anteriormente se realizara una rectificación de la misma señal del transformador, a través de un puente de diodos, dos condensadores y un regulador LM7805. El circuito completo se puede apreciar a continuación (Figura 9).

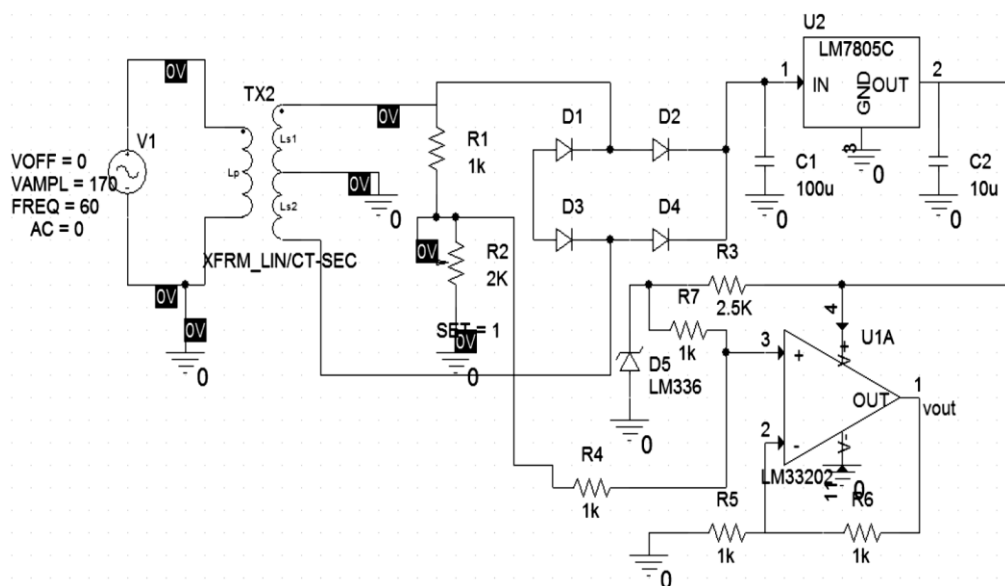


Figura 9: Circuito de adquisición de datos.

Referencia: diseño propio del autor

En la comunicación entre la tarjeta de adquisición Arduino y el sistema de adquisición en un computador personal, se utilizó el software Matlab, implementando un protocolo de comunicación serial. Primero se realiza la programación de la tarjeta Arduino a través del IDE (Anexo A). La adquisición está fundamentada en el uso del pin A0 como entrada, configurando una velocidad de comunicación del puerto serial de 10 microsegundos, y posteriormente por el puerto serial.

Finalmente, se obtienen las señales de tensión, representadas en vectores de 100000 muestras cada uno, almacenándolos en archivos en formato texto. Esto permite poder cargar dichos archivos en software diferente al usado en el presente trabajo.

Como en el presente trabajo se pretende analizar tipos de cargas que pueden afectar la calidad de energía del sistema en términos de sus componentes armónicas, se decidió tomar diferentes tipos de cargas no lineales representadas en una bombilla led, una bombilla ahorradora y un motor de inducción, así como sus combinaciones. Las bombillas led y ahorradora fueron escogidas porque son ampliamente usadas en estudios de distorsión armónica por su comportamiento de carga no lineal [18]. Las fichas técnicas de estos tres elementos, pueden observarse en los anexos C, D y E.

Para establecer un parámetro de referencia, se tomaron 50 adquisiciones sin ninguna carga, cada una con archivos de 100000 muestras de la señal, como fue explicado en la sección anterior. El tiempo de toma de cada adquisición fue de 60 segundos.

Posteriormente, se tomaron 20 adquisiciones con siete cargas diferentes para observar su efecto en cada uno de los sistemas. Esto permitió establecer las ocho (8) clases, determinadas por las combinaciones de las tres cargas establecidas como base (Tabla 3).

Las adquisiciones se hicieron para el sistema con la energía obtenida de los paneles fotovoltaicos, y un segundo escenario establecido por la red eléctrica convencional interconectada a la que pertenece el SENA complejo sur.

Tabla 3: Clasificación de muestras

Clase	Tipo	# Muestras	# Datos
Clase 1	Sin Carga	50 muestras	100.000
Clase 2	Bombilla ahorradora	20 muestras	100.000
Clase 3	Bombilla Led	20 muestras	100.000
Clase 4	Bombilla Led + Bombilla ahorradora	20 muestras	100.000
Clase 5	Motor + Bombilla ahorradora	20 muestras	100.000
Clase 6	Motor + Bombilla Led	20 muestras	100.000
Clase 7	Motor	20 muestras	100.000
Clase 8	Motor + Bombilla ahorradora + Bombilla Led	20 muestras	100.000

Fuente: diseño propio del autor

Después de obtener los archivos con las señales de tensión muestreadas con información de cada una de las cargas, se realizó una segmentación o división de dicha adquisición para aumentar la base de datos a trabajar.

Para esto, cada adquisición, que cuenta con un minuto de duración, se segmentó en seis ventanas de diez segundos cada una sin solapamiento. De esta forma, podemos obtener un conjunto de ventanas de 200 ejemplos para cada clase (dos a ocho) y 500 ejemplos para la clase 1. Con esto se busca tener un número considerable de ejemplos para entrenamiento y validación del clasificador.

## 3.2 Procesamiento de la señal

Después de tener los registros de las señales de tensión adquiridas, se realiza un estudio en análisis de frecuencia para cada uno de los segmentos obtenidos en la fase anterior. La Figura 10 muestra un ejemplo de un segmento de la señal de tensión, para cuando el sistema no tiene conectada ninguna carga y su correspondiente representación en frecuencia, usando la transformada de Fourier.

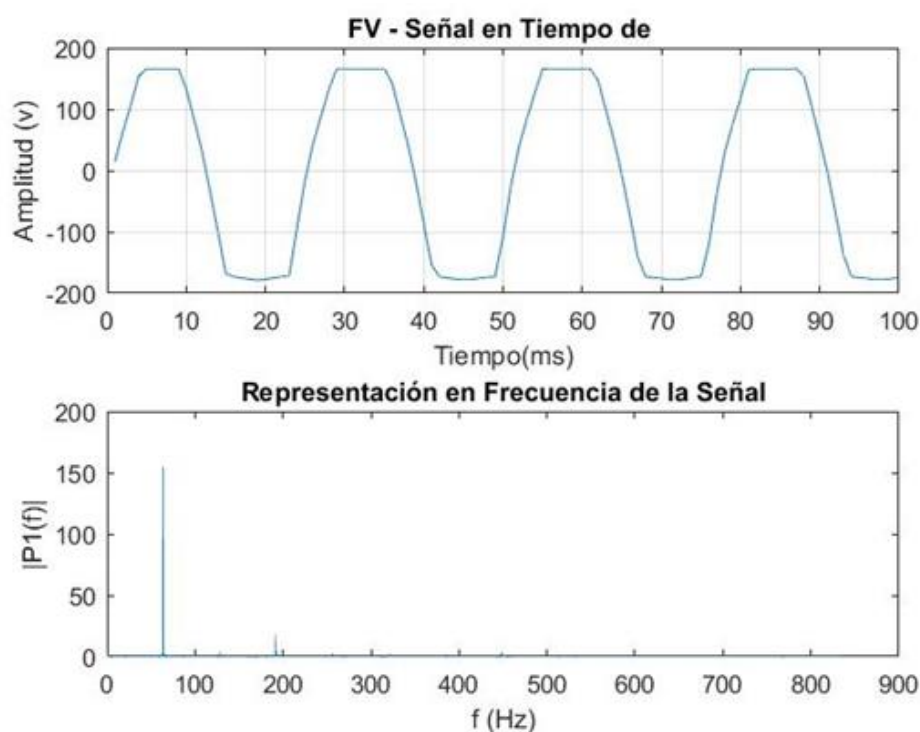


Figura 10: Espectro de frecuencia de la señal.

Referencia: diseño propio del autor

El sistema de adquisición implementado con Arduino, estuvo programado para adquirir 1666 muestras por segundo. De acuerdo al teorema de Nyquist, el ancho de banda de dichas señales de tensión estarán en la banda de cero y 833Hz [16].

Con esta fase del trabajo es buscada una representación de cada una de las ventanas o segmentos que tienen 1666 muestras, ya que un sistema de clasificación de este tamaño haría inviable el desarrollo de un clasificador, además de su costo computacional [29].

Para dicha caracterización o representación, se utilizó la información de frecuencia en función de los armónicos de la señal de la red de 60Hz. De esta forma, se dividió el ancho de banda disponible (833Hz) en 15 subbandas, de acuerdo al número de armónicos que pudieron ser encontrados en esa banda para la señal de la red. La Figura 10 y la Tabla 4 ilustran tales subbandas.

Tabla 4: Clasificación Características.

CARACTERISTICAS	FRECUENCIA	RANGO INFERIOR	RANGO SUPERIOR
B1		0	30
B2	60	30	90
B3	120	90	150
B4	180	150	210
B5	240	210	270
B6	300	270	330
B7	360	330	390
B8	420	390	450
B9	480	450	510
B10	540	510	570
B11	600	570	630
B12	660	630	690
B13	720	690	750
B14	780	750	810
B15	833	810	833

Fuente: diseño propio del autor

A partir de la división del espectro en frecuencia en dichas quince bandas, y para representar la información de cada una de ellas, se tomaron dos estrategias buscando representar la información de armónicos de la señal de manera semejante a como lo realizaría un analizador de redes:

- a) Energías:** para esto se calculó la energía de cada subbanda usando la expresión (5, 6 y 7). La expresión (5) representa el espectro real de una secuencia de duración finita, siendo  $x(t)$  una señal de energía finita:

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |x_a(t)|^2 dt < \infty \quad (5)$$

La ecuación 6 muestra la transformada de Fourier

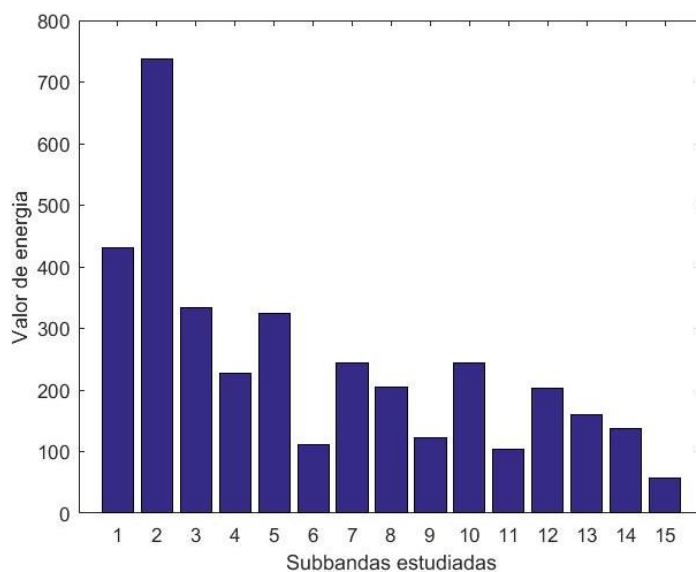
$$X_a(F) = \int_{-\infty}^{\infty} x_a(t) e^{-j2\pi Ft} dt \quad (6)$$

A partir del teorema de Parseval se obtiene que la magnitud  $|X_a(F)|^2$  representa la distribución de la energía de la señal en función de la frecuencia [29].



$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |x_a(t)|^2 dt = E = \int_{-\infty}^{\infty} |X_a(F)|^2 dF \quad (7)$$

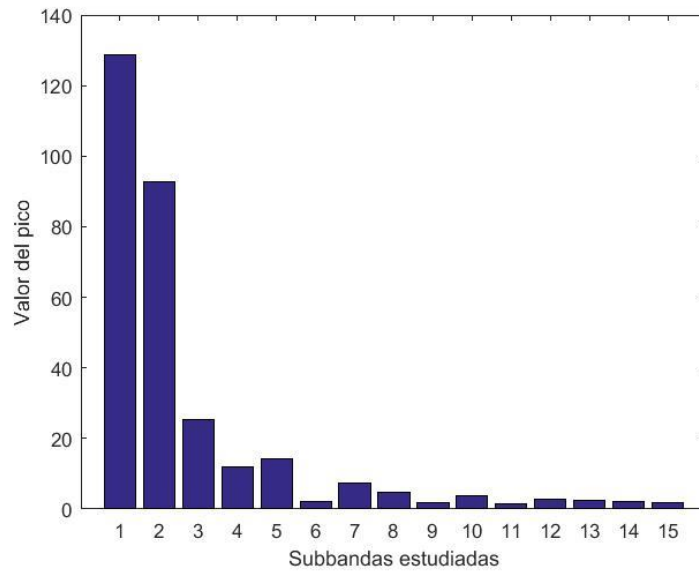
Las Figura 11 muestra la representación obtenida para cuando se calculó información de energías.



**Figura 11: Valor de energía para Subbandas estudiadas**

Referencia: diseño propio del autor

- b) Picos:** para cada subbanda se calculó el valor del pico o máximo que se encuentra en dicha subbanda, obteniendo una información instantánea del armónico (Figura 12).



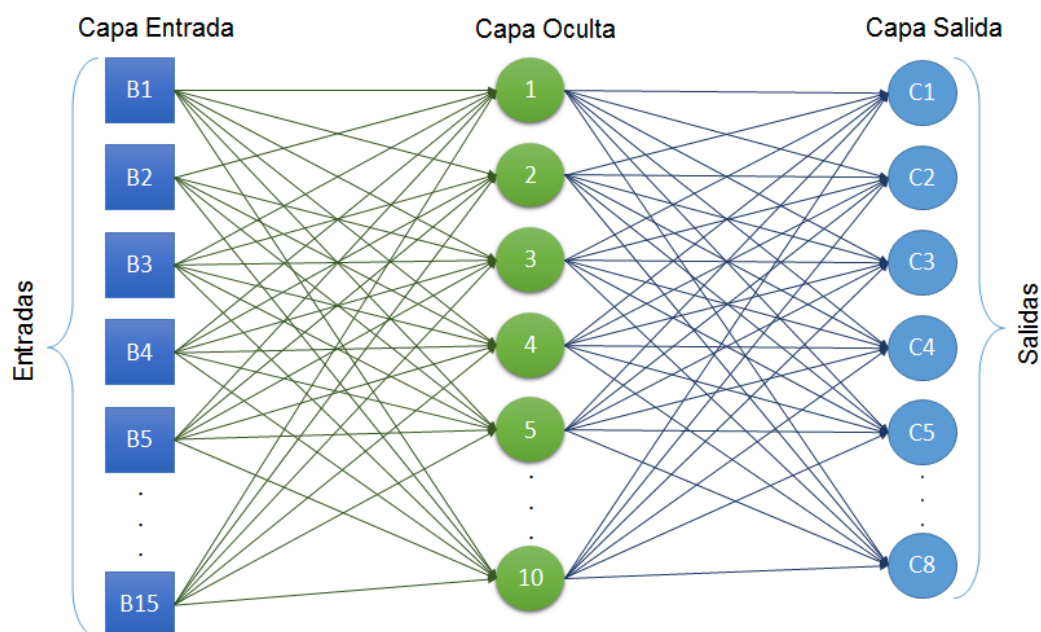
**Figura 12: Valor del Pico para Subbandas estudiadas.**

Referencia: diseño propio del autor

Finalmente, son obtenidas matrices con información de las características computadas para cada tipo de carga de acuerdo a la Tabla 4. Esta información es utilizada en las entradas de las redes neuronales artificiales para realizar la clasificación.

### 3.3 Entrenamiento red neuronal

El objetivo de la red neuronal es poder determinar el tipo de carga que ha sido conectado al sistema a partir de las características obtenidas de la información en frecuencia. Para esto, es necesario presentar la información de las 15 características a la entrada e indicarle a la red cual debe ser la salida de acuerdo al tipo de carga a la cual corresponden dichas características (Figura 13).



**Figura 13. Entradas, salidas y capas ocultas de la red neuronal.**

Para la aplicación y entrenamiento de la red neuronal se realizó una validación cruzada [20]. Para este tipo de validación, la base de datos se divide en subconjuntos o *folde*s para mostrar la generalización del aprendizaje de la red. En nuestro caso, el conjunto de muestras se dividió en 5 *folde*s: 4 de ellos para entrenamiento de la red y 1 para validar dicho entrenamiento, según la Tabla 5.

En todos los casos, fueron implementados perceptrones multicapa (MLP) de dos capas, de acuerdo al teorema de aproximación universal, donde el número de entradas está fijado por el número de características (15 en total) y la salida está dada por el número de clases. El número de neuronas en la capa oculta fue encontrado de forma heurística, variando desde uno hasta diez neuronas, y a partir de los resultados de entrenamiento y validación. Más neuronas no fueron probadas debido a que redes neuronales más complejas tienden a sobreentrenarse [20].

El uso del perceptrón se justifica en el hecho que utiliza un mapa de regiones de decisión en el espacio multidimensional dado por las características de entrada, en donde se puede visualizar y diferenciar los patrones de diferentes clases, muchas veces siendo una tarea difícil para el ser humano. Estas clases se separan por las regiones generadas por un hiperplano que es determinado por los pesos de las conexiones y valor de umbral de la función de activación de la neurona, los pesos se adaptan empleando algoritmos de

entrenamiento, la matriz de pesos en forma general muestra el proceso computacional [30].

Para cada red, se realizaron 100 entrenamientos, buscando observar el efecto ante diferentes inicializaciones. Para la arquitectura de la red se usaron funciones tangentes hiperbólicas como funciones de activación de todas las neuronas, en donde se usa el algoritmos de *resilient backpropagation*, debido a su bajo costo computacional [20].

Se utilizó parada prematura, mediante el conjunto de validación, gradiente cercano a cero y el número máximo de iteraciones del algoritmo de entrenamiento. La tasa de aprendizaje se mantuvo fija en 0.9, debido a que no es un parámetro muy relevante en el caso del *resilient backpropagation* [22].

El algoritmo *backpropagation* se basa en la técnica de gradiente decreciente, se fundamenta en la modificación de los pesos en la dirección opuesta al gradiente. El objetivo del algoritmo es propagar los errores cometidos por las unidades de salida hacia atrás, ya que, el error cometido por una unidad intermedia depende del error cometido por las unidades de salida a las que dicha unidad intermedia está conectada [31].

Tabla 5: Validación Cruzada

Clase \ Folds	F1	F2	F3	F4	F5
C1	100	100	100	100	100
C2	40	40	40	40	40
C3	40	40	40	40	40
C4	40	40	40	40	40
C5	40	40	40	40	40
C6	40	40	40	40	40
C7	40	40	40	40	40
C8	40	40	40	40	40
TOTAL	380	380	380	380	380

Fuente: diseño propio del autor

Fueron establecidos nueve casos para la clasificación, estos se dieron de acuerdo a las combinaciones de las características tomadas, pues tenemos unas basadas en información de energía y otras en información de los picos de las subbandas estudiadas. Al mismo tiempo, se tienen dos fuentes de donde se toma la energía eléctrica: sistema fotovoltaico y red convencional, haciendo que se plantearan diferentes escenarios para

determinar la clasificación de las ocho clases. La Tabla 6 muestra estos escenarios de clasificación.

Tabla 6. Casos establecidos para la clasificación

<b>Casos (nombres)</b>	<b>Información de Características</b>	<b>Número de Características</b>	<b>Tipo de generación</b>
FV-Energías	Energías	15	Fotovoltaico
FV-Picos	Picos	15	Fotovoltaico
FV-Energías-Picos	Energías y Picos	30	Fotovoltaico
RED-Energías	Energías	15	Red convencional
RED-Picos	Picos	15	Red convencional
RED-Energías-Picos	Energías y Picos	30	Red convencional
FV-RED-Energías	Energías	30	Fotovoltaico y Red convencional
FV-RED-Picos	Picos	30	Fotovoltaico y Red convencional
FV-RED-Energías-Picos	Energías y Picos	60	Fotovoltaico y Red convencional

Fuente: diseño propio del autor

La evaluación de los resultados se realiza de acuerdo a las muestras en el conjunto usado para entrenar la red y también en el conjunto de la validación, siendo este último el más importante, debido a que muestra la generalización de la red ante nuevas entradas. También es necesario analizar la complejidad de la red, así como tablas de confusión que muestren qué clases son las más difíciles o fáciles de clasificar.

## 4 Resultados

En este capítulo, se presentan los resultados obtenidos a partir de la metodología implementada. Toda la información está basada en las señales de tensión adquiridas en el sistema interconectado, tomando como generación el sistema fotovoltaico (en el día) y la red convencional (en la noche), ambos en las instalaciones del Sena sede sur.

Primero serán mostrados ejemplos de las señales de tensión obtenidas por el sistema de adquisición desarrollado para el presente trabajo. Posteriormente, resultados en cuanto a análisis en frecuencia son presentados, para observar de esta forma si al conectar las diferentes cargas estudiadas el sistema presenta cambios en cuanto a su calidad de energía en términos de su distorsión armónica. Finalmente, resultados para la clasificación de cargas usando redes neuronales artificiales son presentados a partir del conjunto de casos referidos anteriormente (Tabla 6).

La Tabla 7 muestra ejemplos de las señales adquiridas de acuerdo a la clase y al sistema de generación de energía eléctrica. También la información en frecuencia es visualizada, mostrando el comportamiento de los armónicos para cada una de ellas.

Es posible ver que el formato de las señales de tensión en pocos casos es una senoide pura conteniendo componentes de otras frecuencias que pueden ser sus armónicas. Esto muestra las posibles distorsiones debidas a las cargas no lineales, o al sistema como tal de generación. Un ejemplo de esto es la Tabla 8 para la clase 1 (ver fila uno columna dos), donde se aprecia que la señal de tensión es casi una señal cuadrada para cuando se toma energía de la red convencional, comparada con la señal de forma más senoidal para cuando la energía se toma del sistema fotovoltaico. Esto puede deberse a la tarea desempeñada por el inversor, el cual tiene un sistema de enganche para generar una señal senoidal pura de 60 Hz y manteniendo ese comportamiento (Tabla 8 fila uno columna tres).

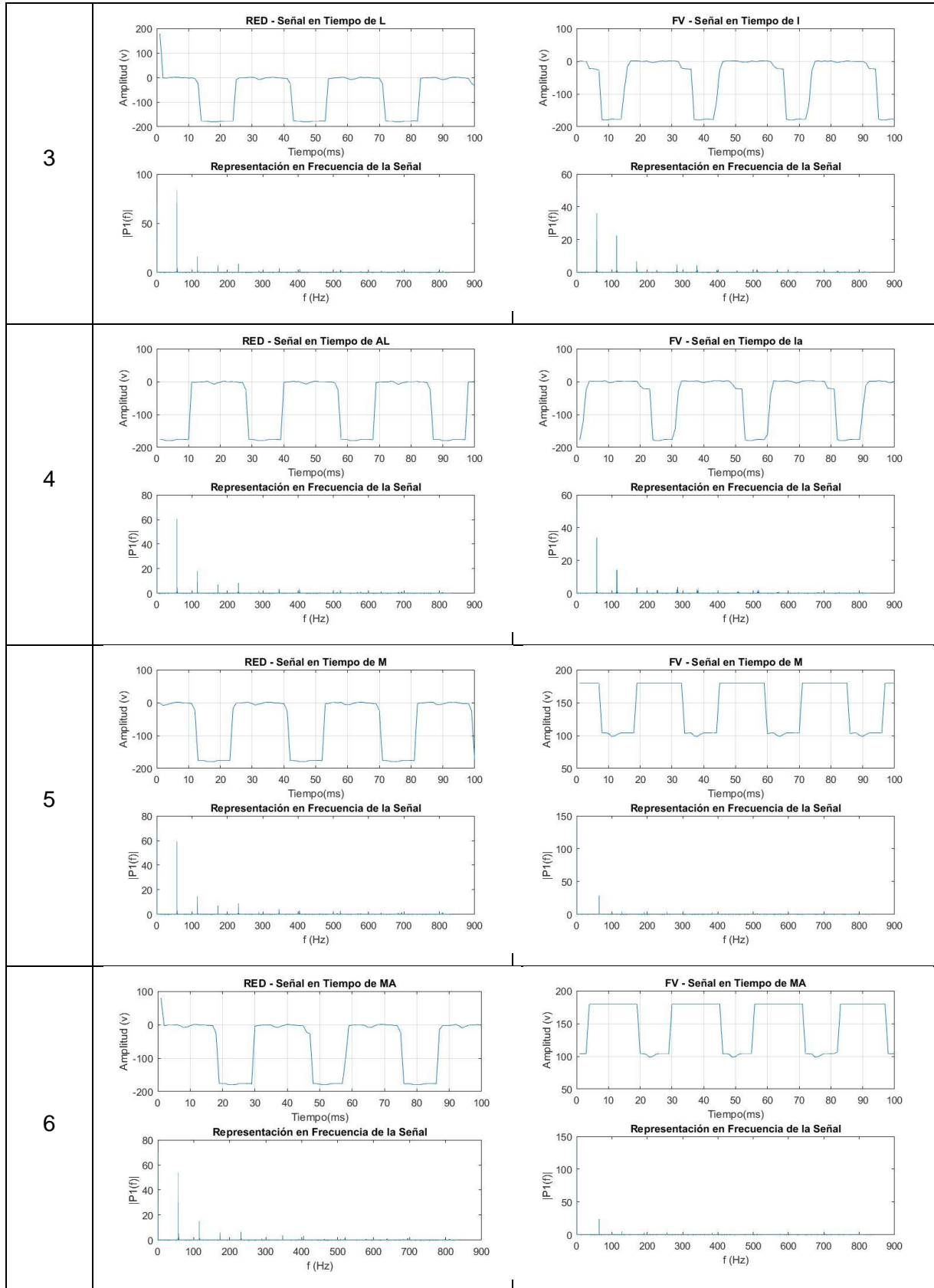
Lo anterior mostraría una calidad de energía deficiente en cuanto al efecto armónico, para cuando tenemos una fuente de energía de la red convencional comparado con el sistema fotovoltaico. Sin embargo, es necesario realizar el análisis en frecuencia para ver en realidad ese comportamiento de las componentes múltiplo de la frecuencia fundamental, y de esta forma determinar la THD.

Para visualizar ese efecto, a continuación se mostrarán resultados para determinar si las señales de tensión visualizadas en la Tabla 8 están dentro de la normatividad dada por el estándar IEEE 519 para su distorsión dada por los armónicos.

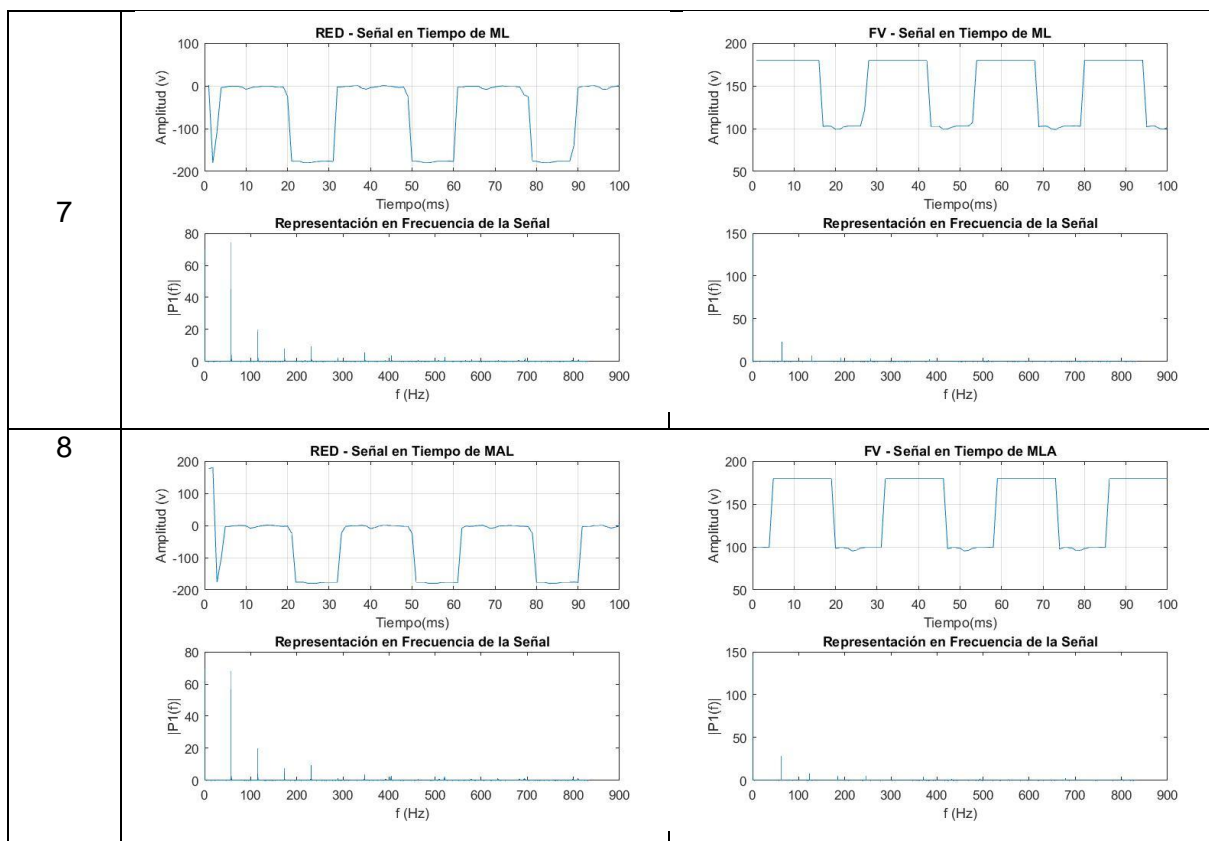
Como fueron calculados dos tipos de características: unas basadas en información de energías y otras basadas en información de los picos en cada una de las subbandas estudiadas, se utilizará el término *Energías* para el primer caso y *Picos* en el segundo caso a la hora de presentar el correspondiente resultado y análisis.

Tabla 7. Ejemplos señales adquiridas.

Clase	Generación Red	Generación Fotovoltaica
1	<p>The top plot shows a square wave signal with an amplitude between -200V and 100V over 100ms. The bottom plot shows a frequency spectrum with a dominant peak at 50Hz and several smaller harmonic peaks.</p>	<p>The top plot shows a trapezoidal signal with an amplitude between -200V and 200V over 100ms. The bottom plot shows a frequency spectrum with a dominant peak at 50Hz and several smaller harmonic peaks.</p>
2	<p>The top plot shows a square wave signal with an amplitude between -200V and 100V over 100ms. The bottom plot shows a frequency spectrum with a dominant peak at 50Hz and several smaller harmonic peaks.</p>	<p>The top plot shows a square wave signal with an amplitude between -200V and 100V over 100ms. The bottom plot shows a frequency spectrum with a dominant peak at 50Hz and several smaller harmonic peaks.</p>



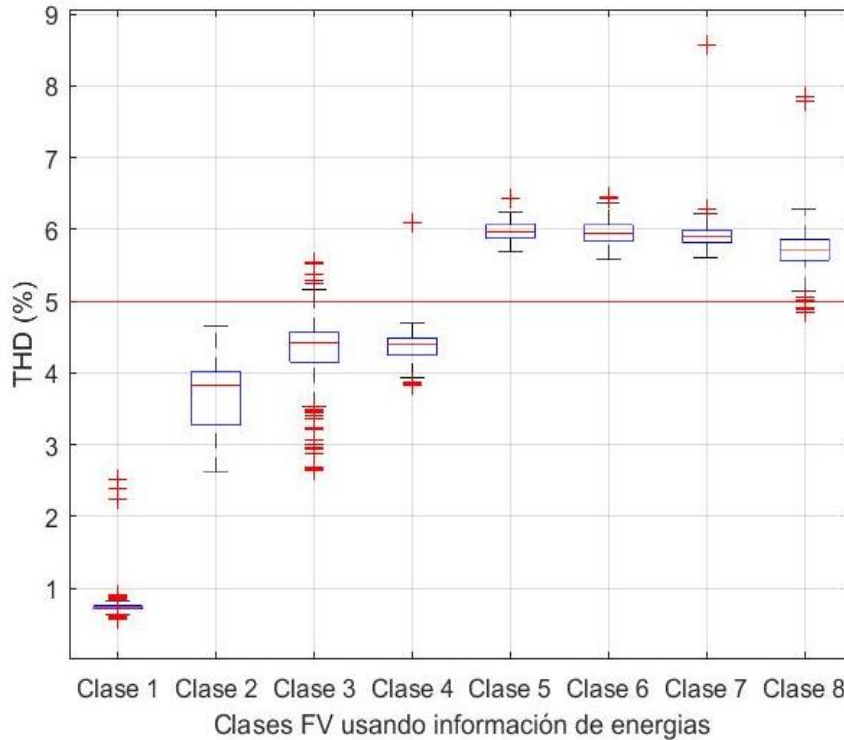




Para cada una de las adquisiciones de cada tipo de carga (ocho clases), fue calculada la distorsión armónica a través del THD. La Figura 14: THD para características basadas en información de *Energías* para energía eléctrica generada por el sistema FV. Muestra los resultados en forma de diagrama de caja (*boxplot*) del análisis de distorsión armónica total (THD), visualizando información para cada una de las clases a partir de las *Energías* y para cuando el sistema fotovoltaico (FV) estaba generando la energía eléctrica. Una línea roja en el 5% muestra el máximo permisible para un THD total dada por la norma IEEE 519 de 2014.

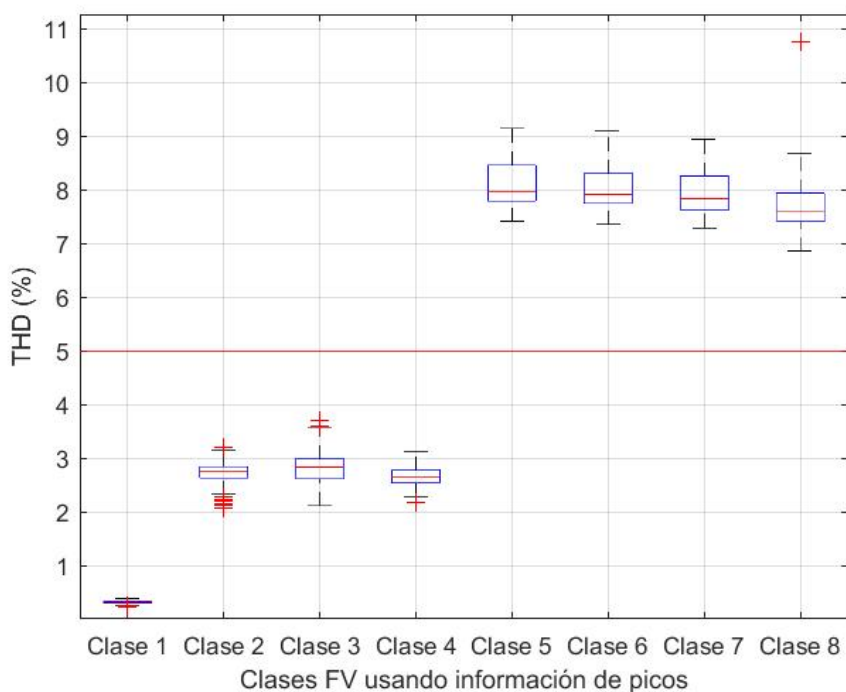
En este caso, es posible notar que cuando no hay carga (Clase 1, Figura 14), sus valores están concentrados por debajo de una THD de 1%, con algunos valores atípicos entre el 2 y 3%. Las clases 2, 3 y 4 se encuentran en su mayoría con valores dentro de la norma, donde para la clase 3 tiene su valor superior por encima del 5% con algunos valores atípicos. Finalmente, para este escenario las clases 5 a 8 muestran los valores de la THD por encima del máximo permitido por la norma, concentrándose entre el 5.5 y el 6.5%. Esto quiere decir que cuando conectamos el motor, bien sea solo y en combinación con

las otras cargas (ver Tabla 3), genera una distorsión armónica total que está ligeramente por fuera de la norma.



**Figura 14: THD para características basadas en información de *Energías* para energía eléctrica generada por el sistema FV.**

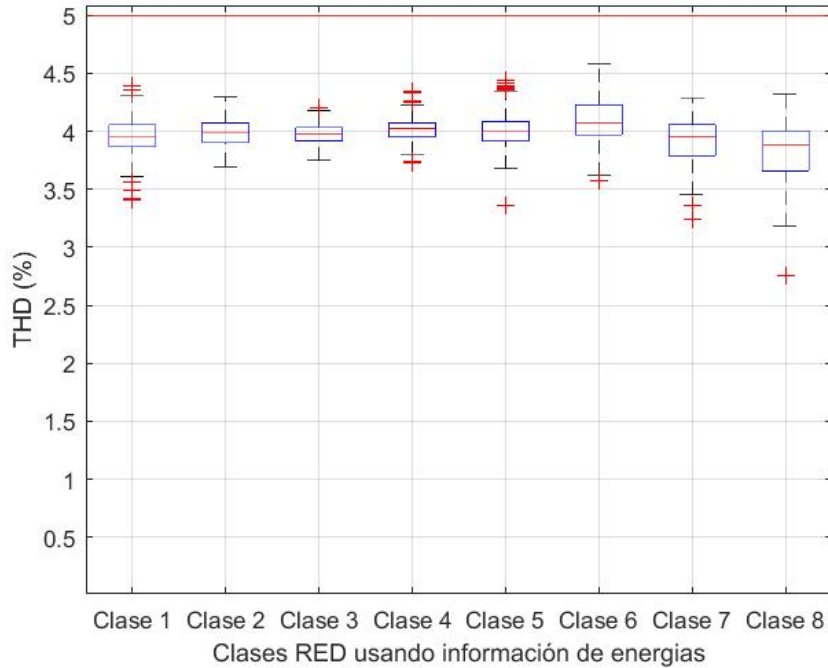
En la Figura 15 se muestra los diagramas de caja para la THD calculada usando información de *Picos* para cuando la energía eléctrica fue generada por el sistema FV. Podemos apreciar que para cuando no hay carga (Clase 1 de la Figura 15), los valores de THD están concentrados en valores inferiores al 1%. Las clases 2, 3 y 4 también presentan resultados con valores permitidos por la norma. Sin embargo, para las clases 5 a la 8 sus armónicos obtenidos a través de la información de picos, presentan valores por encima de lo permitido de la norma, llegando a valores aproximados de 9%. Este resultado confirma el efecto de la conexión del motor en el sistema fotovoltaico, haciendo que la calidad de energía supere el umbral permitido.



**Figura 15: THD para características basadas en información de *Picos* para energía eléctrica generada por el sistema FV.**

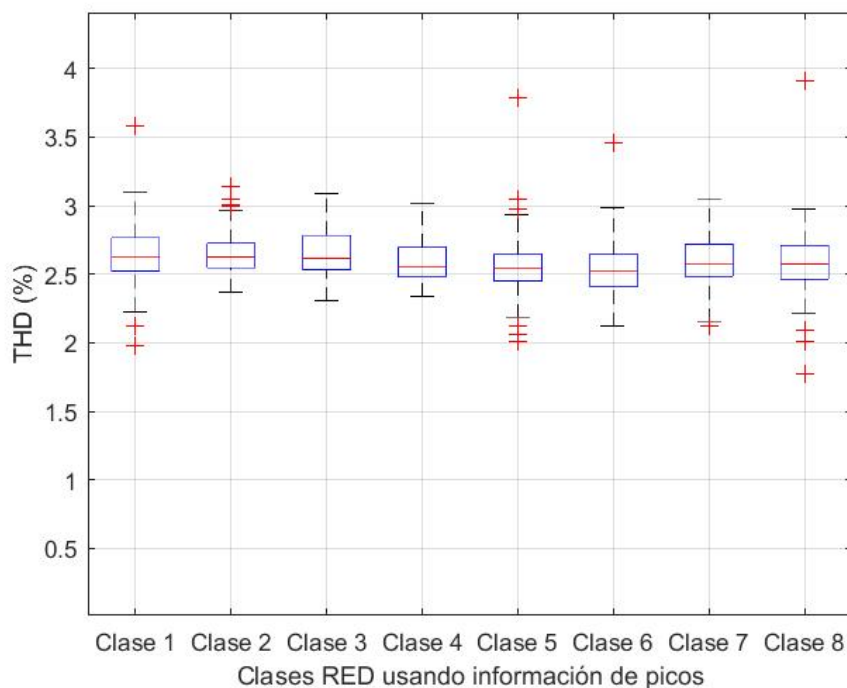
Independiente del uso de *Energía* o *Picos* para el cálculo de información que usamos para el armónico, los resultados son similares. Las Figura 14 y Figura 15 muestran como las cargas combinadas para las clases 5 al 8 muestran THD, fuera del valor aceptable por la norma, efecto dado por la carga inductiva del motor conectado solo o en combinación. También podemos observar como cuando no hay carga (clase 1), la calidad en cuanto a THD es buena, lo que podría arrojar una primera hipótesis de que el inversor del sistema FV se comporta muy bien debido al uso de inversores de buena calidad que generan senoides puras para la obtención de la señal de corriente alterna, con eficiencias del 96% [9].

El mismo procedimiento es realizado para cuando la energía eléctrica proviene del sistema interconectado a la red local (RED). Las Figura 16 y Figura 17 muestran estos resultados. Para el caso en el cual la información viene de *Energías* (Figura 16) todas las clases tienen un comportamiento similar, concentrando la THD entre valores del 3.45 al 4.5 % en su mayoría. Algo interesante es ver que todas estas clases están con parámetros bajo el 5% permitido por la norma.



**Figura 16: THD para características basadas en información de *Energías* para energía eléctrica generada por el sistema RED.**

Para cuando la información es tomada de los picos en frecuencia (Figura 17), podemos apreciar una disminución en el THD total, concentrando los valores entre el 2 y 3%. Igualmente se continúa observando un comportamiento dentro de la norma. En este caso podemos ver como las cargas que tienen que ver con la conexión del motor de inducción no afectan el buen funcionamiento de la red convencional, manteniendo todos los valores de la THD dentro de la normatividad vigente para mediciones de calidad de energía. Es posible observar también como a nivel general al interconectarse cargas a la generación local el sistema como tal hace que se cumpla la norma. Esto podría considerarse como hipótesis.



**Figura 17: THD para características basadas en información de *Picos* para energía eléctrica generada por el sistema RED.**

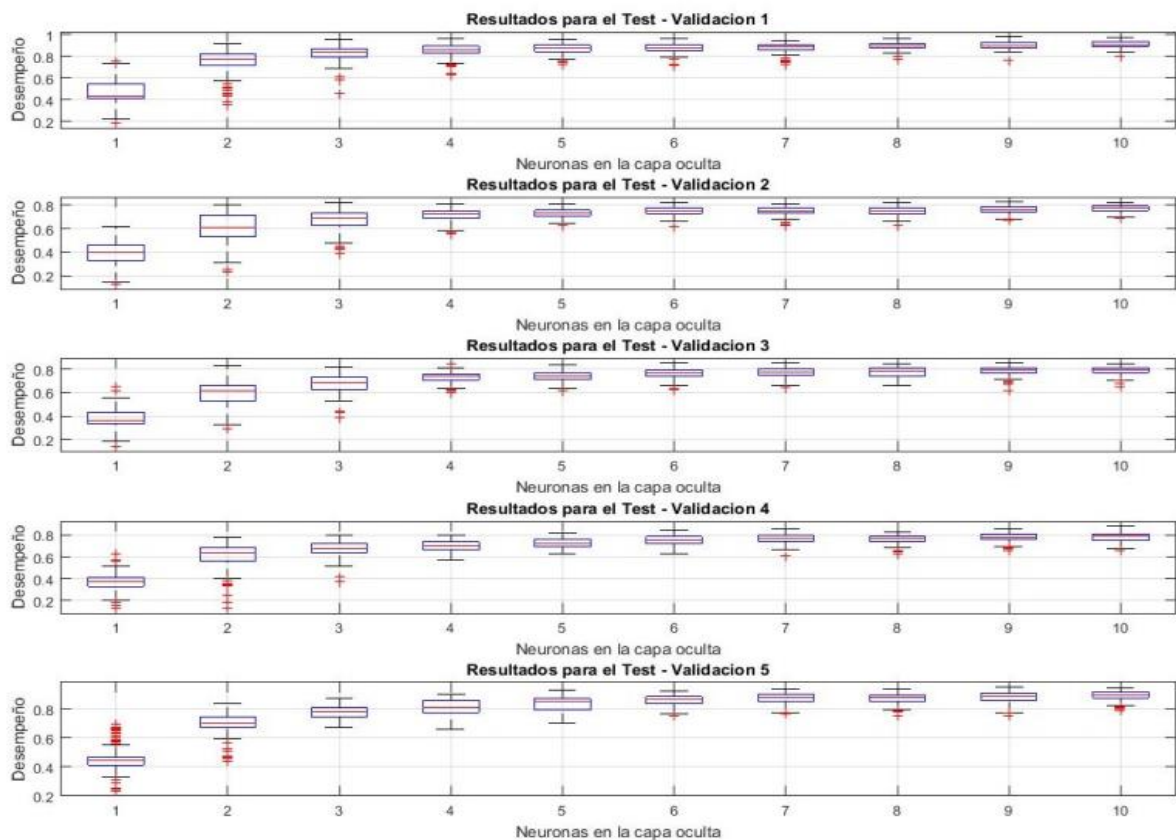
## 4.1 Clasificación

De acuerdo a lo expuesto en la Tabla 7, se establecieron nueve casos de clasificación de acuerdo a los vectores de entrada presentados a la red neuronal y el tipo de sistema de generación de energía eléctrica. En cada caso, se evaluaron arquitecturas de solo dos capas (capa oculta y capa de salida), en donde la capa oculta el número de neuronas se modificó de 1 a 10 para encontrar el mejor modelo para la clasificación de las ocho cargas. También, para cada arquitectura se realizaron 100 entrenamientos, con valores iniciales aleatorios, para observar la consistencia de los resultados para el entrenamiento en cuanto a diferentes inicializaciones, y no simplemente contar con un caso de éxito o fracaso fortuitos.

Los primeros tres casos que tomaron como generación el sistema FV son presentados en las Figura 18, Figura 19 y Figura 20, para cuando se usaron características de *Energías*, *Picos* y la combinación de las dos. Solo son presentados los resultados para el conjunto de validación debido a que muestran resultados en datos no usados en el

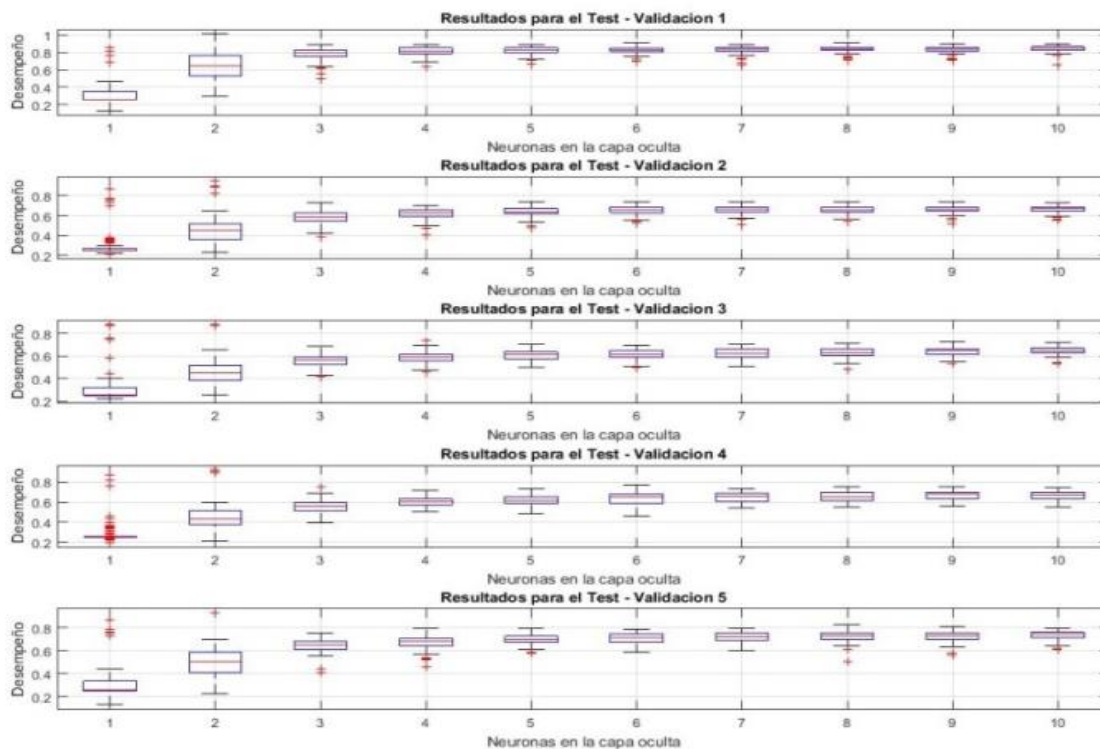
entrenamiento, permitiendo observar la generalización de la red neuronal. Las Figura 17, Figura 18 y Figura 20 muestran los resultados, donde en el eje x se encuentra el número de neuronas usadas en la capa oculta de la red neuronal y en el eje y está su desempeño en términos de clasificación, mostrando un diagrama de caja para las 100 diferentes inicializaciones. Como se utilizó validación cruzada con 5  *folds*, los resultados son mostrados para cada uno de ellos en las líneas.

En el primer caso (Figura 18), se puede observar que para todos los  *folds*, las arquitecturas con cinco neuronas son suficientes para obtener buenos resultados, pues con más neuronas los resultados se estabilizan, sin presentar mejoras significativas. Además, existe consistencia para los 100 experimentos realizados representados por las inicializaciones, obteniendo resultados alrededor y por encima del 80% de clasificación para todos los  *folds*.



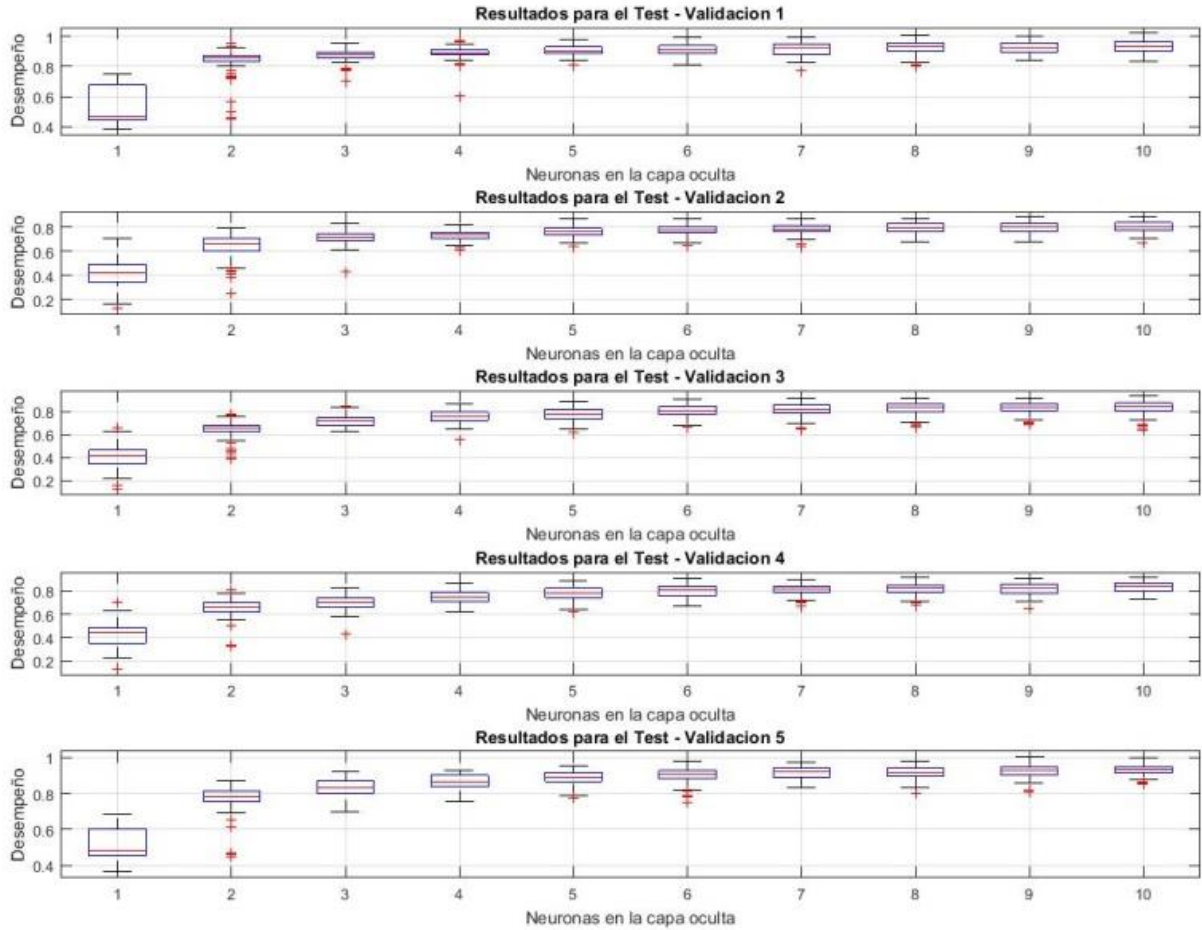
**Figura 18: Resultados para clasificación para características basadas en información de Energías para energía eléctrica generada por el sistema FV.**

Para el segundo caso (Figura 19), cuando se usan características con información de *Picos* se observa el mismo fenómeno de estabilización a partir de redes con 4 y 5 neuronas en la capa oculta. Sin embargo, para todos los  *folds* se tienen resultados por debajo del 80%. Esto muestra cómo la información basada de *Energías* resulta ser mejor en el problema de la clasificación de tipos de cargas en el sistema FV.



**Figura 19.** Resultados para **clasificación** para características basadas en información de *Picos* para energía eléctrica generada por el sistema FV

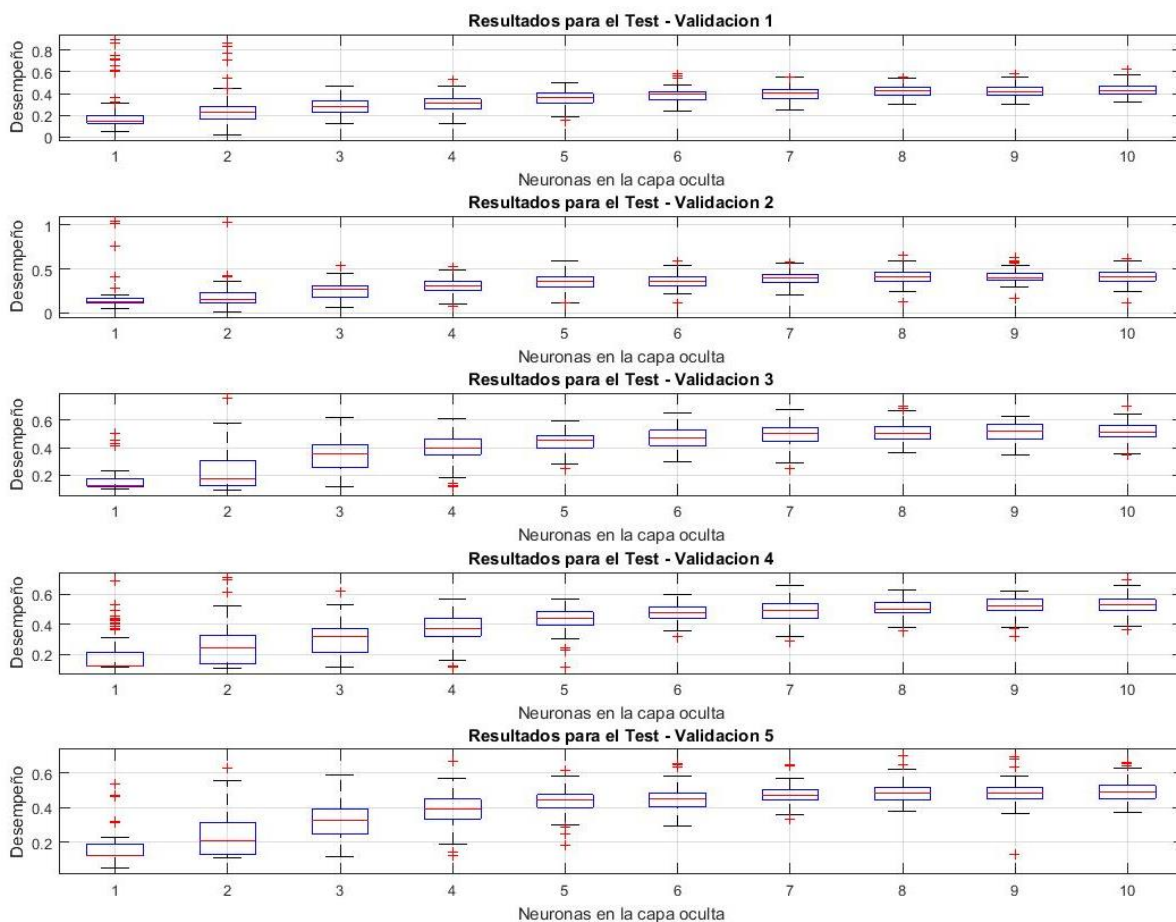
Al combinar la información de *Picos* y *Energías* Figura 20, podemos ver resultados similares al primer caso Figura 18, donde a partir de redes con cuatro neuronas en la capa oculta se estabilizan los resultados por encima del 80% en tasa de clasificación. Esto muestra que en este último caso el uso de información de *Picos* no mejora la clasificación, siendo información redundante para determinar cada una de las clases.



**Figura 20.** Resultados para **clasificación** para características basadas en información de *Picos* y *Energías* para **energía** eléctrica generada por el sistema FV.

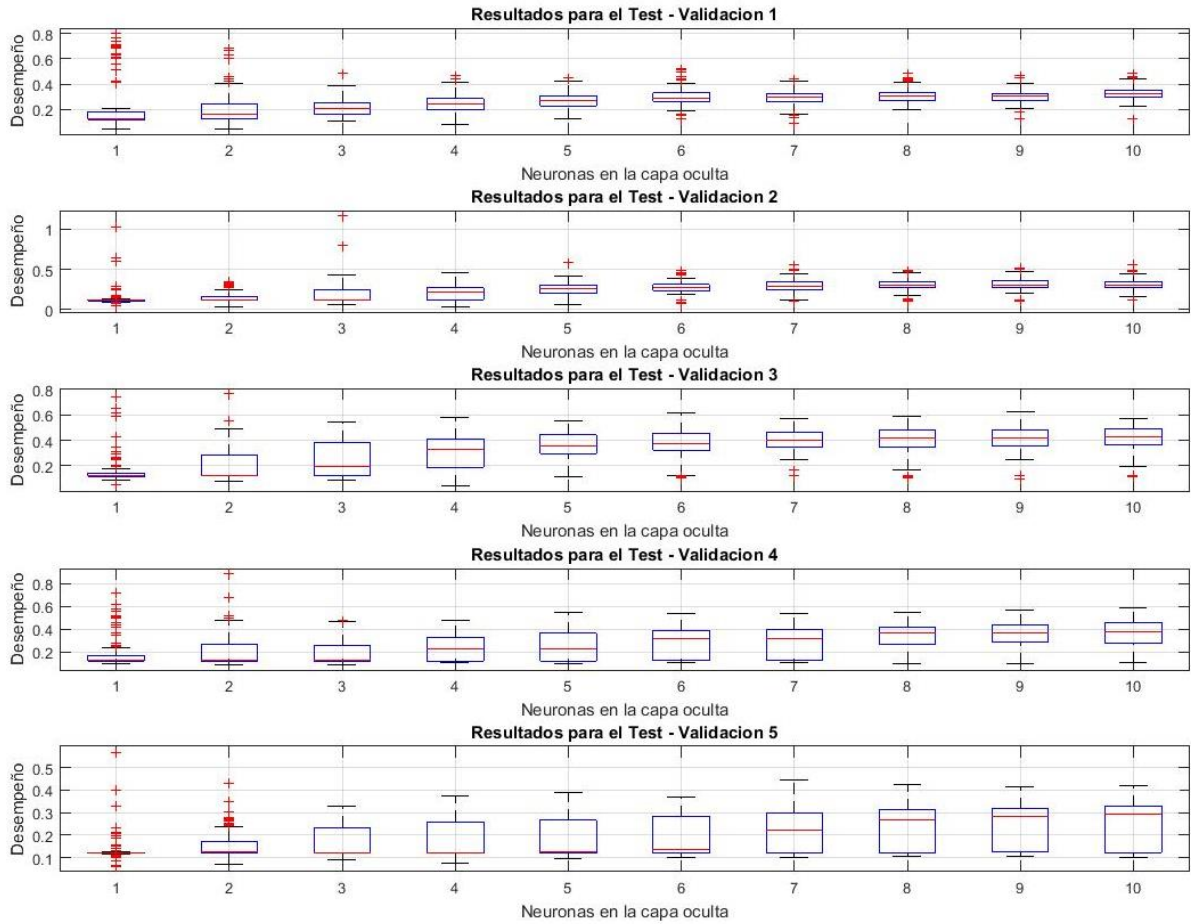
Para cuando la energía eléctrica fue tomada de la red convencional (RED), se tienen los resultados mostrados en las Figura 21, Figura 22 y Figura 23. De forma similar a los casos de FV, se tuvieron como entrada información de *Energías*, *Picos* y su combinación. En el primer caso Figura 21, es posible notar una estabilización a partir de cinco neuronas en la capa oculta, pero con resultados poco satisfactorios, pues no se alcanza a un 60% de clasificación en el mejor de los casos, incluso en el *fold 2* donde no se alcanza ni el 50%, mostrando que para las señales tomadas con generación de la RED es más difícil la clasificación utilizando información de *Energías*.





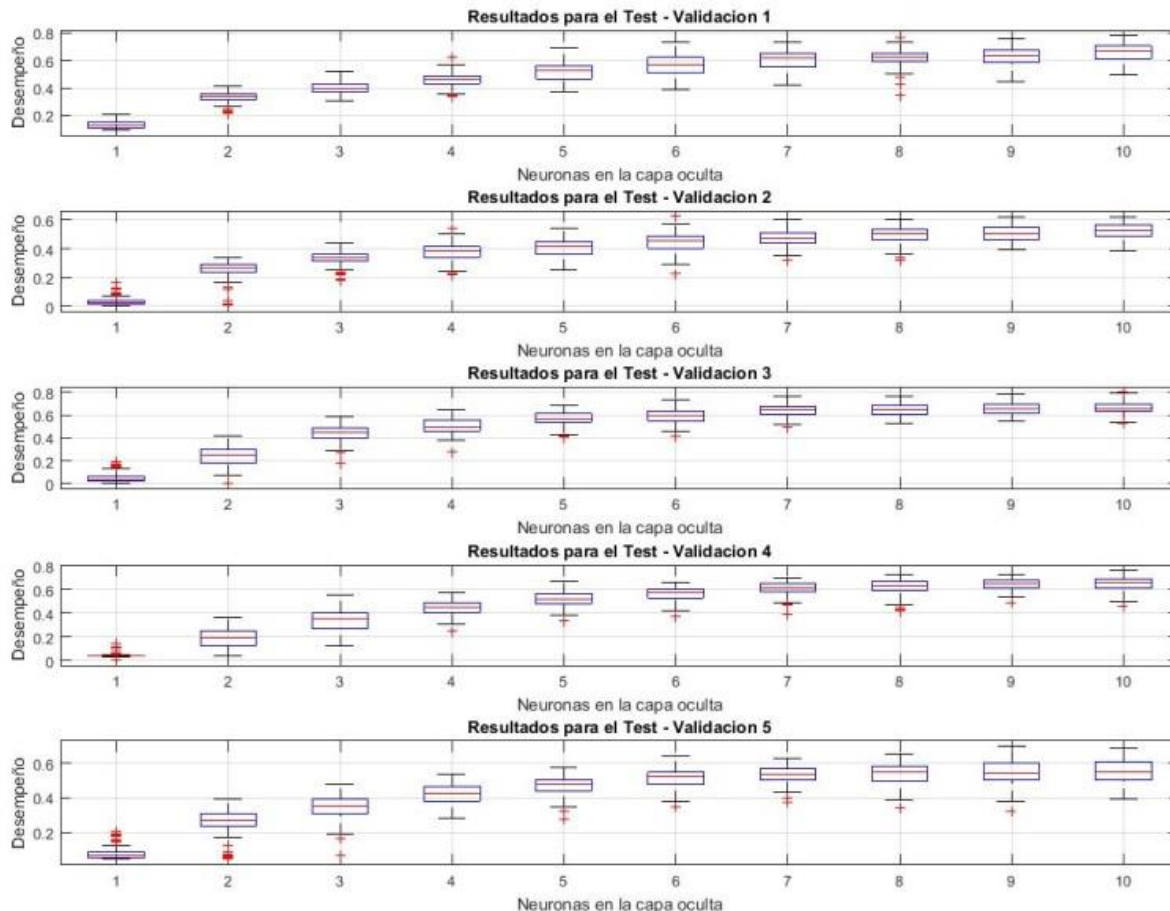
**Figura 21: Resultados para clasificación para características basadas en información de Energías para energía eléctrica generada por el sistema RED.**

En el caso dos Figura 22, se observan resultados demasiado pobres, obteniendo como máximo un 50% en el porcentaje de clasificación, al mismo tiempo que se observa una alta dispersión de los mismos en el *fold* 5. Esto muestra que ante diferentes inicializaciones no se logra consistencia de los resultados como en los casos anteriores, donde los modelos presentan poca dispersión. Desde este punto de vista, se observa que para este caso los resultados son los peores.



**Figura 22: Resultados para clasificación para características basadas en información de Picos para energía eléctrica generada por el sistema RED.**

Tomando la generación de la RED y juntando la información de *Energías* y *Picos* (Figura 23), podemos ver que mejoran los resultados. En el mejor de los experimentos se alcanzan valores de 80% en la clasificación. También, se puede observar que los resultados se estabilizan después de arquitecturas con seis y más neuronas en la capa oculta. Esto puede ser explicado porque en este caso se tiene un mayor número de entradas, necesitando arquitecturas más grandes para realizar la tarea de clasificación.

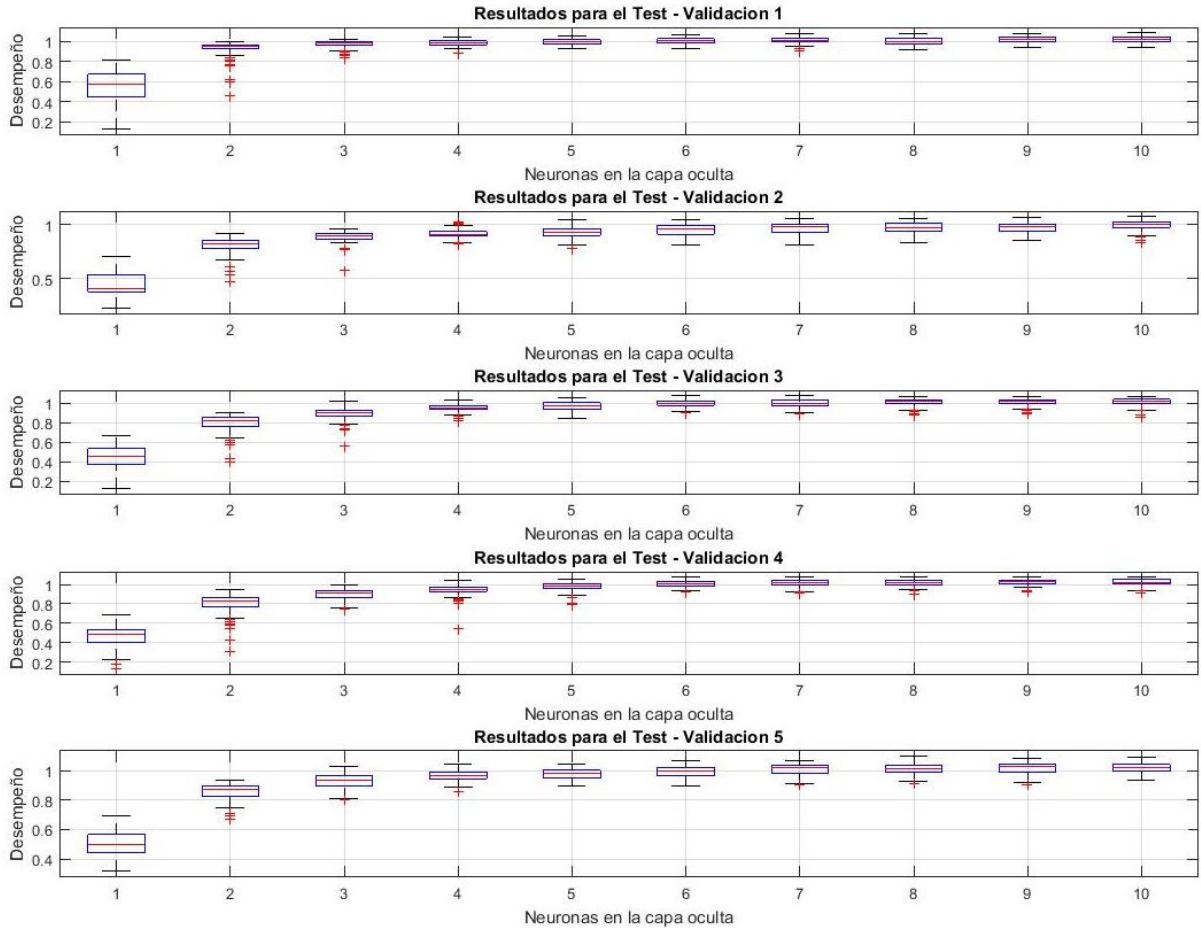


**Figura 23: Resultados para clasificación para características basadas en información de *Picos* y *Energías* para energía eléctrica generada por el sistema RED.**

Finalmente, las Figura 24, Figura 25 y Figura 26 muestran los resultados para cuando se combinan las señales de la generación tomada de la RED y del sistema FV. Este como tal es un caso hipotético, pues no se puede obtener estos dos tipos de generación simultáneos en nuestro estudio. Sin embargo, fue analizado para obtener resultados en términos de clasificación y evaluar el contraste con los casos anteriores. De esta forma, la entrada de las redes neuronales tiene ahora 30 características, teniendo que ajustar más pesos sinápticos para realizar la clasificación.

En el caso donde se usa únicamente información de *Energías* (Figura 24) es posible observar cómo se obtienen resultados para redes de tres neuronas en la capa oculta. De ahí en adelante se estabilizan los resultados. Los mejores resultados alcanzan una tasa

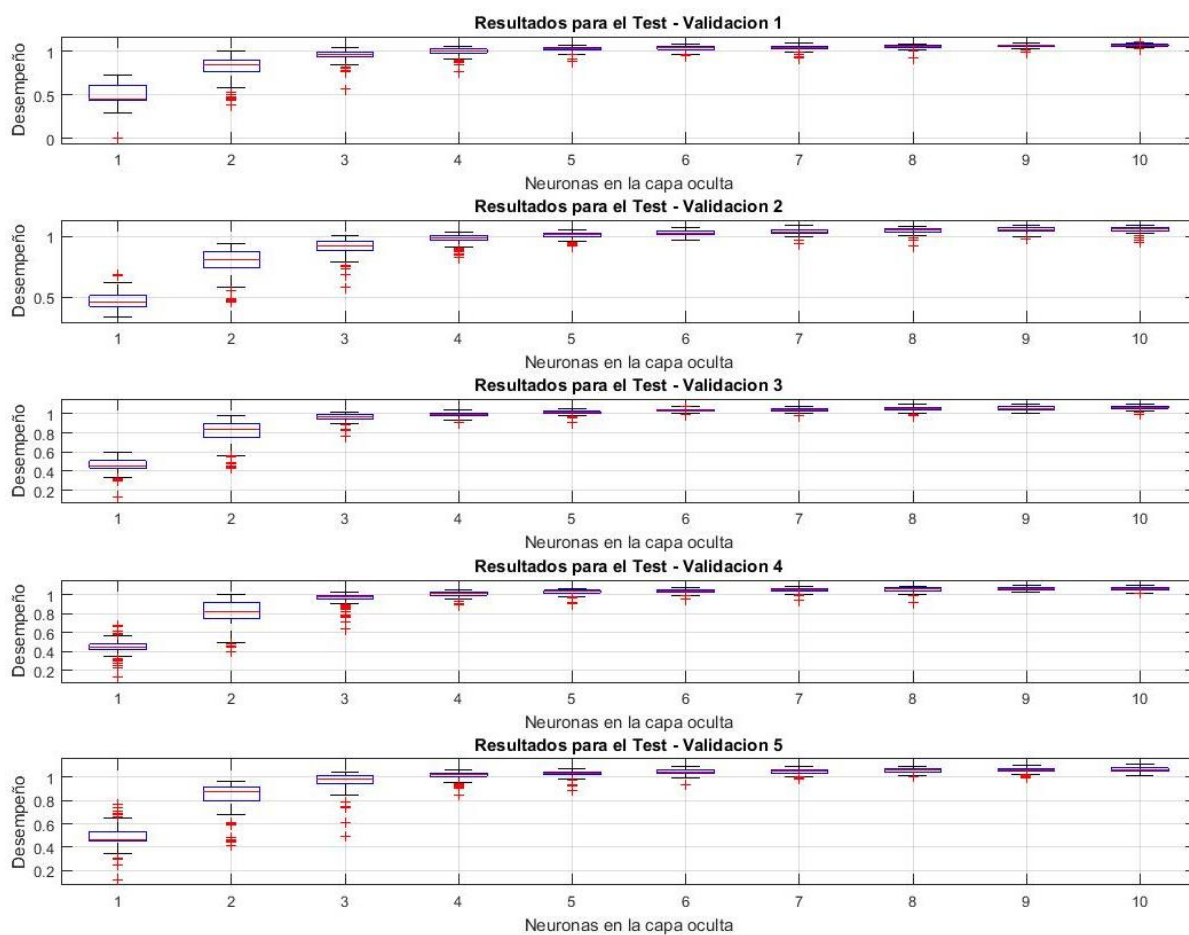
del 100% para todos los *folds* y para redes no tan complejas. El aporte de información de las dos fuentes (RED y FV) permite realizar modelos que generalizan bien y consistentes.



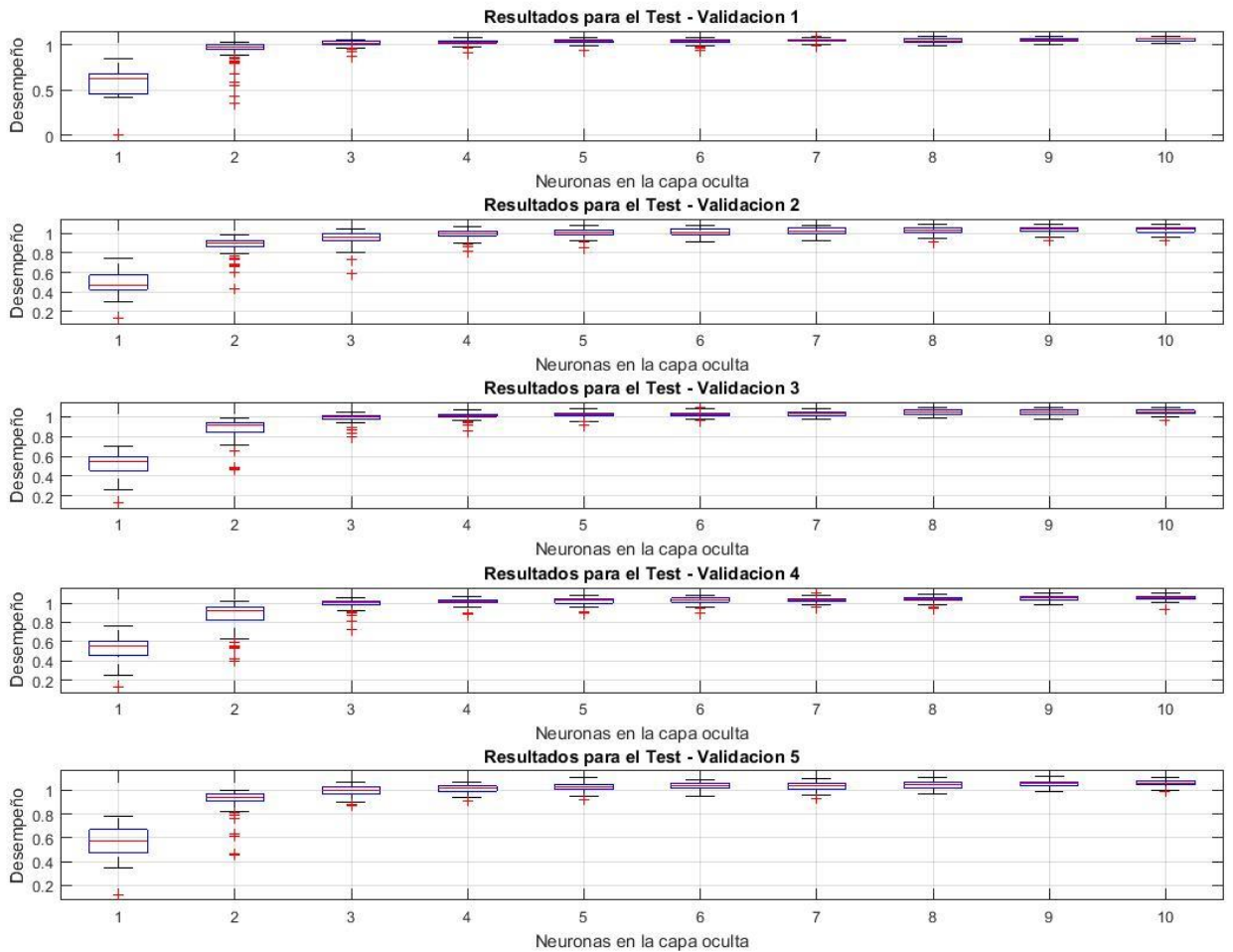
**Figura 24.** Resultados para clasificación para características basadas en información de *Energías* para energía eléctrica generada por el sistema FV y RED.

La Figura 25 muestra también los resultados para cuando la información usada es de los *Picos* de las subbandas estudiadas. También modelos con solamente tres neuronas en la capa oculta permiten obtener buenos resultados de clasificación en el conjunto de validación de forma general para todos los *folds*.

Para cuando se junta información de *Energías* y de *Picos* podemos ver también resultados que alcanzan tasas de 100% en la clasificación. Modelos pequeños con tres neuronas en la capa oculta generalizan bien a través de lo evidenciado en la Figura 24. Una baja dispersión también es vista, mostrando como ante diferentes inicializaciones los resultados no cambian a nivel general.



**Figura 25.** Resultados para clasificación para características basadas en información de *Picos* para energía eléctrica generada por el sistema FV y RED.



**Figura 26. Resultados para clasificación para características basadas en información de *Picos* y *Energías* para energía eléctrica generada por el sistema FV y RED.**

Para poder comparar los casos obtenidos a partir de la generación y de la información tomada para la obtención de características, la Tabla 8 presenta un resumen de los nueve casos, donde para cada uno de ellos se tomó el mejor valor de clasificación dentro de las 100 inicializaciones observadas para arquitectura de red. Los valores con negrita representan el mejor valor para cada caso, independiente de las neuronas usadas en la capa oculta para las arquitecturas propuestas. Se promediaron los cinco valores correspondientes a las cinco *folds* y su desviación estándar también es proporcionada. En la Tabla 8 es posible observar como no fueron consideradas las arquitecturas de dos neuronas en los casos 2, 4 y 5, debido a valores atípicos observados en los diagramas de caja de las Figura 21, Figura 22 y Figura 23. También es observado como para los primeros casos, las arquitecturas escogidas son de nueve, ocho y diez neuronas

alcanzando resultados por encima del 80% para la clasificación. Para cuando el sistema FV es considerado, los mejores resultados se obtienen para características con información de *Energías*, alcanzando un 89% en la clasificación, comparado con un 95% alcanzado para cuando se fusionan las características de *Energías* y *Picos*.

Tabla 8. Mejores resultados para los casos estudiados

Casos	Neuronas en la capa oculta									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Caso 1	66.77± 5.66	83.27± 5.37	85.31± 6.38	86.25± 7.06	87.22± 6.75	88.06± 6.00	88.06± 5.74	87.87± 6.36	<b>89.62±</b> <b>6.67</b>	89.37± 6.35
Caso 2	86.86± 1.19	<b>94.43±</b> <b>4.98</b>	76.38± 7.83	76.93± 7.84	77.50± 7.54	78.31± 8.08	77.31± 7.65	78.81± 8.29	78.62± 6.98	77.85± 7.48
Caso 3	70.00± 3.24	84.00± 7.21	87.81± 5.73	89.06± 5.78	91.37± 4.85	93.28± 5.04	93.00± 5.09	93.81± 5.43	94.41± 5.38	<b>95.50±</b> <b>5.53</b>
Caso 4	73.70± 23.42	<b>80.13±</b> <b>15.61</b>	56.77± 6.54	58.21± 5.88	57.26± 4.36	61.75± 3.22	62.65± 5.34	64.83± 6.37	63.15± 3.77	66.01± 3.74
Caso 5	77.37± 16.83	62.57± 22.80	60.30± 32.94	47.43± 7.36	50.27± 8.00	50.85± 9.00	51.21± 6.30	50.41± 6.25	52.00± 8.28	52.50± 6.98
Caso 6	18.30± 2.79	38.58± 3.50	51.68± 6.07	58.41± 5.02	63.25± 6.80	67.85± 4.83	68.36± 6.81	70.23± 7.14	71.51± 6.44	73.30± 7.92
Caso 7	69.06± 6.22	97.88± 2.40	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00
Caso 8	71.37± 6.12	94.07± 3.79	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00
Caso 9	76.68± 5.73	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00	100± 0.00

También se observa que para los casos en donde se toma energía eléctrica de la RED (casos 4 al 6), todos los modelos son de 10 neuronas en la capa oculta, alcanzando un 73% de clasificación cuando se fusiona la información de *Energías* y *Picos*. Aun así, es posible ver que las características con información de *Energías* obtienen mejores resultados frente al uso de información de *Picos*, con un 66% frente a un 52% en la tasa de clasificación.

En los tres casos finales se ven tasas de clasificación de 100% cuando se fusiona la información de los dos tipos de características. Modelos sencillos de dos y tres neuronas en la capa oculta permiten ver como se alcanza el mejor desempeño. Es de notar que al comparar los modelos de dos neuronas en la capa oculta la información de *Energías* proporciona el mejor resultado al compararlo con la información de *Picos*, teniendo una tasa de clasificación de 98% frente a un 94%. También, se puede mencionar que a nivel general que al estar el sistema FV en funcionamiento, la clasificación obtiene mejores

resultados. El uso de una matriz de confusión no resultaría relevante mostrarla debido a que se obtiene la clasificación de 100%, donde todas las cargas estarían siendo clasificadas bien.



## 5 Conclusiones

A partir de los resultados presentados y analizados en el capítulo anterior, se pueden obtener unas conclusiones del estudio realizado en diferentes puntos de la metodología usada.

Como primera medida, un análisis visual sobre las señales de tensión adquiridas no es suficiente para la evaluación de la calidad de energía en términos de la normatividad. Esto fue notorio al hacer un análisis visual de las señales de tensión con formas bastante distantes de una senoide pura, pero que al observar sus representaciones de frecuencia y al calcular sus distorsiones de forma como lo hicimos en el presente trabajo, no se encontraban fuera de la normativa.

Cuando fue analizado el sistema de generación fotovoltaico a partir de sus cargas no lineales conectadas, fue posible observar como el motor de inducción hace que la calidad de energía sobrepase los niveles máximos de THD. Esto se evidenció a partir del análisis en frecuencia de las diferentes cargas usando los métodos para calcular esa THD desde nuestra propuesta. Otras cargas como los bombillos ahorradores y los bombillos led presentaron porcentajes de THD inferiores al 5%. Este fenómeno no fue observado para cuando la energía se tomaba de la red eléctrica convencional, cuyos resultados mostraron que todas las cargas tuvieron un THD inferior al 5% dado por la normativa, encontrando esa diferencia particular al conectar el motor al sistema.

Cuando se comparan las técnicas para obtención de características, basadas en *Energías* y en *Picos*, es posible observar que las primeras ofrecen información de THD menores para cuando se analiza el sistema FV comparado con la segunda técnica. Sin embargo, para cuando la energía se toma de la red convencional el efecto es inverso, es decir, que la información tomada de las *Energías* produce mayores valores de THD. Esto no afecta el análisis general de los dos sistemas, en cuanto al sobrepaso del nivel máximo dado por la norma.

Para la clasificación de las ocho clases estudiadas, para cuando la información de las características es tomada de sus *Energías*, los resultados resultan ser mejores que para cuando se toman de los *Picos*, obteniendo porcentajes de clasificación del 89%. Esto es opuesto para cuando la generación se toma de la red convencional, donde la clasificación es más difícil utilizando la información de *Energías*. Sin embargo, en este último caso los mejores resultados no alcanzan al 70% en clasificación.

Los mejores resultados alcanzan una tasa del 100% en clasificación usando redes neuronales no tan complejas e información aportada por el sistema FV y la red convencional. Dicho aporte de información de las dos fuentes (RED y FV) permite realizar modelos que generalizan bien y consistentes. Esto puede ser explicado porque en este caso se tiene un mayor número de entradas, necesitando arquitecturas más grandes para realizar la tarea de clasificación.

El trabajo propuesto en el presente estudio permite establecer herramientas que puedan brindar apoyo en el análisis de calidad de energía desde el punto de vista de distorsión armónica, permitiendo establecer relaciones entre los diferentes tipos de cargas y sus posibles combinaciones. Adicional a esto, su relación también con el sistema de generación utilizado, que puede ser fotovoltaico o de red convencional como en el presente caso.

El análisis realizado al sistema fotovoltaico del SENA es un preámbulo para trabajos complementarios relacionados con el desarrollo de interfaces o de dispositivos de supervisión y registro de la señal eléctrica, también podría ser de gran ayuda para el personal encargado de realizar análisis y conexiones de las diferentes cargas que están siendo conectadas al sistema.

Como trabajo futuro, se recomienda explorar otras técnicas de caracterización y métodos alternativos de clasificación para las diferentes cargas, y de esta forma establecer qué características podrían relacionarse mejor con esos tipos de cargas en términos de la distorsión armónica.

## Bibliografía

- [1] K. Hakuta, H. Masaki, M. Nagura, N. Umeyama, and K. Nagai, "Evaluation of Various Photovoltaic Power Generation Systems," *Inst. Electr. Electron. Eng. IEEEExplore*, no. 2015 IEEE International Telecommunications Energy Conference (INTELEC), pp. 1–4, 2015.
- [2] O. I. Adekol, A. M. Almaktoof, and A. K. Raji, "Design of a Smart Inverter System for Photovoltaic Systems Application," *IEEEExplore*, no. 2016 International Conference on the Industrial and Commercial Use of Energy (ICUE), pp. 310–217, 2015.
- [3] P. Singh, S. A, and P. Kumar, "Analysis and comparison of batteries charging time for stand alone photovoltaic system," *IEEEExplore*, no. 2016 IEEE 6th International Conference on Power Systems (ICPS), pp. 1–4, 2016.
- [4] A. Alcaldia de monteria, "Primer colegio con energía solar en el país," 2017. [Online]. Available: <http://www.monteria.gov.co/noticias/individual/?cod=892>.
- [5] P. El pais, "Universidad Autónoma de Occidente le apuesta a la energía solar," 1, 2015. [Online]. Available: <http://www.elpais.com.co/california/universidad-autonoma-de-occidente-le-apuesta-a-la-energia-solar.html>.
- [6] E. Celsia Solar grupo Argos, "Empezó a generar energía Celsia Solar Yumbo, primera granja fotovoltaica de Colombia," 1, 2017. [Online]. Available: <https://blog.celsia.com/sala-de-prensa/empezamos-a-operar-la-granja-de-energia-solar>.
- [7] P. El tiempo, "Tres parques naturales le apuestan al sistema de energía sostenible," 2017. [Online]. Available: <http://www.eltiempo.com/archivo/documento/CMS-16375815>.
- [8] J. Cortes, "Colegio bogotano implementa sistema de energía solar," 2015. [Online]. Available: <http://www.bogota.gov.co/content/colegio-bogotano-implementa-sistema-de-energia-solar>.
- [9] D. Perez, "Análisis comparativo de cuatro tecnologías de módulos solares fotovoltaicos instalados en Bogotá, Colombia," *Energías no convencionales*, 2017. [Online]. Available: <http://www.mundoelectrico.com/>.
- [10] C. Congreso de Colombia, "Ley 1715 de 2014," vol. 1. Congreso de Colombia, Bogotá, p. 25, 2014.

- [11] M. Bollen and I. Yu-hua Gu, *Signal processing of power quality*, Second Edi. Nueva Jersey: IEEE Press Editorial Board, 2006.
- [12] I. Instituto Colombiano de Normas Técnicas and I. Instituto de Ciencias Nucleares y Energías Alternativas, “Evaluación de la eficiencia de los sistemas solares fotovoltaicos y sus componentes. NTC 4405,” *Icontec Internacional*. p. 7, 1998.
- [13] I. ICONTEC, “Tensiones Nominales en Sistemas de Energía Eléctrica a 60Hz en Redes de Servicio Público: NTC 1340.” p. 7, 2004.
- [14] I. Transmission and Distribution Committee of the IEEE Power Engineering society and I. Committee Converter Power Converter of the IEEE Industry Application Society, “IEEE Recommended Practices and Requirement for Harmonic Control in Electrical Power Systems STD IEEE-519-1992.” p. 101, 1992.
- [15] W. Carvajal, G. Ordoñez, A. Moreno, and C. Duarte, “Simulación de sistemas eléctricos con cargas no lineales y variantes en el tiempo,” *Rev. Chil. Ing.*, vol. 19, pp. 76–92, 2011.
- [16] V. R. Franca, M. A. Filho, and K. Carneiro De Oliveira, “Analysis of Power Quality for Photovoltaic Systems Connected to the Grid,” *IEEEExplore*, p. 5, 2016.
- [17] P. Renova energía vida renovable y Sustentable, “Que son los inversores de conexión de red,” 1, 2017. [Online]. Available: <http://www.renova-energia.com/>.
- [18] M. Barajas and B. Sánchez, “Contaminación armónica producida por cargas no lineales de baja potencia: modelo matemático y casos prácticos,” *Scielo*, pp. 189–198, 2010.
- [19] I. International Electrotechnical Commission, “IEC 61000: EMC Electromagnetic Compatibility,” 2013. [Online]. Available: [http://www.iec.ch/emc/basic\\_emc/basic\\_61000.htm](http://www.iec.ch/emc/basic_emc/basic_61000.htm).
- [20] M. Kubat, “Neural networks: a comprehensive foundation by Simon Haykin, Macmillan, 1994, ISBN 0-02-352781-7.,” *The Knowledge Engineering Review*, vol. 13, no. 4. p. S0269888998214044, 1999.
- [21] D. J. Matich, “Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones.,” Universidad Tecnológica Nacional – Facultad Regional Rosario, 2001.
- [22] A. K. Verma, C. Jain, B. Singh, and D. T. Shahani, “Adaptive noise cancellation based harmonic elimination in grid integrated photovoltaic system,” *Inst. Eng. Technol.*, vol. 1096–1104, 2016.
- [23] D. Modani and V. Shrivastava, “Improvement in Efficiency of PV Module Using Soft Computing Based MPPT,” *IEEEExplore*, no. 2016 3rd International Conference on

- Computing for Sustainable Global Development (INDIACom), pp. 2273–2278, 2016.
- [24] D. Granados, R. Romero, R. Osornio, A. Garcia, and E. Cabal, “Techniques and methodologies for power quality analysis and disturbances classification in power systems : a review,” *IEEEExplore*, no. December 2010, pp. 519–529, 2011.
- [25] L. Hadjidemetriou, E. Kyriakides, Y. Yang, and F. Blaabjerg, “Power quality improvement of single-phase photovoltaic systems through a robust synchronization method,” *2014 IEEE Energy Convers. Congr. Expo. ECCE 2014*, pp. 2625–2632, 2014.
- [26] S. Kandil, H. E. Farag, L. St. Hilaire, and E. Janssen, “A power quality monitor system for quantifying the effects of photovoltaic penetration on the grid,” *2015 IEEE 28th Can. Conf. Electr. Comput. Eng.*, pp. 237–241, 2015.
- [27] P. R. White and N. Khalili, “HOS Based Detector For Periodic Signal,” *IEEEExplore*, vol. 1, no. 1, pp. 1–4, 1996.
- [28] F. Hong and M. Lian, “Method of photovoltaic and network access systems to voltage stability based on typical faults,” *IEEEExplore*, no. 2016 IEEE 11th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), pp. 2536–2540, 2016.
- [29] J. Proakis and D. Manolakis, *Tratamiento digital de señales*, Fourth edi. Madrid, España: Pearson, 2006.
- [30] I. Torres, “El perceptron redes neuronales artificiales,” *Universidad Nacional*, 2017. [Online]. Available: <http://disi.unal.edu.co/~lctorress/RedNeu/LiRna004.pdf>.
- [31] J. Montaña, “Redes Neuronales Artificiales aplicadas al Análisis de Datos,” 2002.

## Anexos

### Anexo A: IDE de Arduino

El código implementado fue el siguiente.

```
int pinInt = A0;
int cont = 1;
float dates;
float voltaje;
void setup() {
    pinMode(pinInt, INPUT);
    Serial.begin(115200);
}
void loop() {
    dates = analogRead(pinInt);
    voltaje = (dates - 512) * 170 / 512;
    Serial.println(voltaje);
    delayMicroseconds(10);
}
```

## Anexo B: Código de Matlab de recepción de datos

```
Muestras = 100000;
TMuestreo = 0.00001;
clc
delete(instrfindall);
arduino = serial('COM4', 'BaudRate', 115200);
fclose(arduino);
fopen(arduino);
set(arduino, 'BaudRate', 115200);
for c=1:Muestras
x(c)=fscanf(arduino, '%d');
end
fclose(arduino);
Lim = Muestras / TMuestreo; % Tiempo en ms
t = 0.5 : TMuestreo : Lim;
figure
plot(x);
xlabel('Muestras');
figure
plot(t, x);
xlabel('Tiempo (ms)');
```

## Anexo C: Ficha técnica bombillo led

### FICHA TECNICA: Bombillo Led

Denominación	Bombillo led
Referencia:	DWD024
Descripción	Bombillo led para uso comercial, residencial e industrial
Consumo	6W
Iluminación	125W
Tipo de Base	Rosca universal E27
Vida útil (Hrs)	30000 Horas
Tensión	100-240VAC
Flujo luminoso (LM)	450 Lm
Eficacia luminosa (LM/W)	60
Bulbo	T2 – T3



## Anexo D: Ficha técnica bombillo ahorrador

### FICHA TECNICA: Bombillo Ahorrador

Denominación	Lámpara Fluorescente compacta
Marca	Polight
Referencia:	DWD024
Descripción	Bombillo ahorrador en espiral para uso comercial, residencial e industrial
Consumo	25W
Iluminación	125W
Tipo de Base	Rosca universal E27
Vida útil (Hrs)	8000 Horas
Tensión	110V
Flujo luminoso (LM)	1500 aprox.
Eficacia luminosa (LM/W)	60
Bulbo	T2 – T3

## Anexo E: Ficha técnica motor

### FICHA TECNICA: Motor

Equipo / herramienta	Taladro percutor de 1/2"
Marca	DeWALT
Referencia:	DWD024
Descripción	Herramienta de mano para realizar perforaciones en Madera, Metal, Plástico y Mampostería, Atornillado y ajustes ligeros.
Watts de Entrada	650W
Velocidad variable	Si
Velocidad sin carga	0-2800
Capacidad máxima de perforación – Acero	10 mm
Capacidad máxima de perforación – Madera	25 mm
Capacidad máxima de perforación – Mampostería	16 mm
Total – Golpes por minuto (bpm)	47600
Peso de la Herramienta	1.65kg (3.63lbs)