



# Universidad Autónoma de Querétaro

## Facultad de Ingeniería

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el  
Grado de Doctor en Mecatrónica

Presenta

Emmanuel Guillén García

Dirigido por:

Dr. Luis Morales Velázquez

Co-director:

Angel Luis Zorita Lamadrid

Santiago de Querétaro, Qro, México, Febrero 2019.



Universidad Autónoma de Querétaro  
Facultad de Ingeniería  
Doctorado en Mecatrónica

Modelos de diagnóstico de sistemas eléctricos basados en los índices de la  
calidad de la energía

**Tesis**

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de  
Doctorado en Mecatrónica

**Presenta:**

Emmanuel Guillén García

**Dirigido por:**

Luis Morales Velázquez

**Codirigido por:**

Ángel Luis Zorita Lamadrid

Luis Morales Velázquez  
Presidente

René de Jesús Romero Troncoso  
Secretario

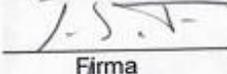
Roque Alfredo Osornio Rios  
Vocal

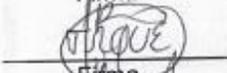
Ángel Luis Zorita Lamadrid  
Suplente

Arturo Yosimar Jaen Cuellar  
Suplente

Dr. Manuel Toledano Ayala  
Director de la Facultad

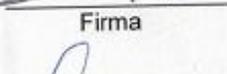
  
Firma

  
Firma

  
Firma

  
Firma

  
Firma

  
Firma

Dra. Ma. Guadalupe Flavia Loarca Piña  
Director de Investigación y Posgrado

Centro Universitario  
Querétaro, Qro.  
Marzo 2019

## Resumen

---

Actualmente las instalaciones eléctricas en edificios residenciales y públicos deben de seguir ciertas normativas para garantizar una instalación eficiente y libre de problemas, sin embargo, aun siguiendo las normativas la gran cantidad de dispositivos que se pueden llegar a conectar en una instalación eléctrica, sobre todo en edificios públicos no residenciales es incontrolable y varios problemas como interferencias entre dispositivos y disturbios eléctricos dentro de la instalación pueden presentarse. Este trabajo propone una metodología basada en los índices de la calidad de la energía para realizar modelos de diagnóstico eléctricos en edificios residenciales y no residenciales. La propuesta utiliza señales de voltaje y corriente que son analizadas con diferentes algoritmos como C-means, wavelet transform y estadísticos de orden superior, esto con el fin de obtener y clasificar el comportamiento que tienen las cargas a lo largo del día y además identificar eventos transitorios y rastrearlos a lo largo de la instalación para identificar si estos se propagan o permanecen en una línea. La experimentación fue realizada en una instalación pública de salud durante varias semanas donde se adquirió una gran cantidad de datos eléctricos. Los resultados muestran que es posible clasificar los diferentes tipos de carga que se pueden presentar en un edificio público y relacionarlas con el equipo conectado a la instalación, también, es posible rastrear transitorios generados en un punto a otros puntos de la instalación. Con base en estos resultados es posible modelar los modelos de diagnóstico para los puntos monitoreados utilizando redes de Petri.

**(Palabras clave:** Modelos de diagnóstico, clasificación de cargas, wavelet transform, eventos transitorios)

## Summary

---

Nowadays electrical installations in residential and non-residential buildings are done follow the existent standards in order to grant a safety and efficient installation, however, even with a proper installation the quantity of devices connected to an electrical installation over all in non-residential buildings cannot be controlled and several problems as devices interference and disturbances could be arise. This work presents a methodology based in the power quality indexes to develop electric diagnosis models for residential and non-residential buildings. This propose use voltage and current signals to be analyzed with different algorithms as C-means, wavelet transform and higher order statistics, these analyses are implemented whit the aim of classify the load behavior along the day besides of identify transient events and trace them to prove if they are propagated in the installation. Extensive experimentation is done in a health care facility along several weeks acquiring a great quantity of data. The results show that is possible classify different load kinds and related them with the equipment connected to the electric installation, furthermore, is possible trace transient events from one point to another point. Based in the obtained results is possible develop diagnosis models based in Petri networks.

**(Key words:** Diagnosis models, load classification, Wavelet transform, transient events)

## Agradecimientos

---

Mis principales agradecimientos son, a mis padres por otorgarme su apoyo tanto económico como moral a lo largo de este camino y a los profesores que se han preocupado por darme las herramientas necesarias para superar los retos que se puedan presentar en mi vida más adelante en especial a mi asesor Luis Morales que ha tenido mucha paciencia para guiarme en este trabajo. Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por otorgarme una beca y de esta manera poder realizar los estudios de posgrado para este trabajo. A la Universidad Autónoma de Querétaro por aceptarme en uno de sus programas de posgrado de calidad. A la Universidad de Valladolid (Uva, España) por aceptarme para realizar una estancia doctoral en sus instalaciones y a los Doctores Angel Luis Zorita Lamadrid y Oscar Duque Pérez. Finalmente, al Doctor Daniel Morínigo Sotelo por todas sus atenciones y apoyo durante la estancia doctoral realizada en la UVa.

# Índice general

---

|  |             |
|--|-------------|
| <b>RESUMEN</b>   | <b>I</b>    |
| <b>SUMMARY</b>   | <b>III</b>  |
| <b>AGRADECIMIENTOS</b>                                     | <b>IV</b>   |
| <b>ÍNDICE GENERAL</b>                                      | <b>V</b>    |
| <b>ÍNDICE DE FIGURAS</b>                                   | <b>VII</b>  |
| <b>ÍNDICE DE CUADROS</b>                                   | <b>VIII</b> |
| <b>I. INTRODUCCIÓN</b>                                     | <b>9</b>    |
| 1.1. ANTECEDENTES  | 10          |
| 1.2. OBJETIVOS E HIPÓTESIS                                 | 19          |
| 1.3. JUSTIFICACIÓN   | 20          |
| 1.4. PLANTEAMIENTO GENERAL                                 | 21          |
| <b>II. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA</b>                          | <b>24</b>   |
| 2.1 ESTADO DEL ARTE  | 24          |
| 2.2 CALIDAD DE LA ENERGÍA                                  | 24          |
| 2.3 TÉCNICAS PARA EL ANÁLISIS DE LA CALIDAD DE LA ENERGÍA. | 27          |
| 2.4 ÍNDICES DE POTENCIA Y CALIDAD DE LA ENERGÍA            | 29          |
| 2.5 FENÓMENOS TRANSITORIOS                                 | 30          |
| 2.6 DIAGNOSTICO  | 31          |
| <b>III. METODOLOGÍA.</b>                                   | <b>33</b>   |
| 3.1. SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS                       | 34          |
| 3.2. PROCESAMIENTO DE DATOS                                | 35          |
| 3.2.1. TRANSFORMADA WAVELET                                | 35          |
| 3.2.2. PQI & EPQ   | 36          |
| 3.3 CLASIFICACIÓN DE TIPOS DE CARGA                        | 36          |
| 3.4 PROPAGACIÓN DE TRANSITORIOS                            | 39          |

|             |  |           |
|-------------|--|-----------|
| <b>3.5</b>  | <b>DIAGNOSTICO</b>                     | <b>40</b> |
| <b>IV.</b>  | <b>RESULTADOS Y DISCUSIÓN</b>          | <b>41</b> |
| <b>4.1.</b> | <b>PROCESAMIENTO DE DATOS</b>          | <b>42</b> |
| <b>4.2.</b> | <b>CLASIFICACIÓN DE TIPOS DE CARGA</b> | <b>42</b> |
| <b>4.3.</b> | <b>PROPAGACIÓN DE TRANSITORIOS</b>     | <b>47</b> |
| <b>4.4.</b> | <b>DIAGNÓSTICO</b>                     | <b>55</b> |
| <b>II.</b>  | <b>CONCLUSIONES.</b>                   | <b>57</b> |
|             | <b>REFERENCIAS</b>                     | <b>59</b> |
|             | <b>APÉNDICE A, ARTÍCULOS</b>           | <b>65</b> |

# Índice de figuras

---

|  |           |
|--|-----------|
| <b>FIGURA 1-1. PLANTEAMIENTO GENERAL.</b> .....  | <b>22</b> |
| <b>FIGURA 2-1. EJEMPLO DE FENÓMENO TRANSITORIO EN UNA SEÑAL SINUSOIDAL.</b> .....  | <b>31</b> |
| <b>FIGURA 3-1. METODOLOGÍA.</b> .....  | <b>34</b> |
| <b>FIGURA 3-2. SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS (DAS).</b> .....  | <b>35</b> |
| <b>FIGURA 4-1. INSTALACIÓN DE DAS EN UN CUADRO ELÉCTRICO.</b> .....  | <b>41</b> |
| <b>FIGURA 4-2. DETECCIÓN DE EVENTOS CON WAVELET Y VENTANA MÓVIL.</b> .....   | <b>42</b> |
| <b>FIGURA 4-3. RESULTADOS DEL CG3, (A) CLASIFICACIÓN C-MEANS Y (B) CLASES EN EL TIEMPO.</b><br>.....   | <b>43</b> |
| <b>FIGURA 4-4. RESULTADOS DEL CS301, (A) CLASIFICACIÓN C-MEANS (B) CLASES EN EL TIEMPO.</b> .....  | <b>44</b> |
| <b>FIGURA 4-5. RESULTADOS DEL CS321, (A) CLASIFICACIÓN C-MEANS (B) CLASES EN EL TIEMPO.</b> .....  | <b>45</b> |
| <b>FIGURA 4-6. COMPORTAMIENTO DE CLASE Y PORCENTAJE POR CLASE: (A) COMPORTAMIENTO DE CLASES EN CG3, (B) COMPORTAMIENTO DE CLASES EN CS301, (C) COMPORTAMIENTO DE CLASES EN CS321, (D) PORCENTAJE DE CLASES POR HORA EN CG3, (E) PORCENTAJE DE CLASES POR HORA EN CS301 Y (F) PORCENTAJE DE CLASE POR HORA EN CS321.</b> .....  | <b>47</b> |
| <b>FIGURA 4-7. TRANSITORIO PROPAGADO DE CS264 A CS631: (A) TRANSITORIO EN CS624 FASE B, (B) TRANSITORIO EN CS631 FASE A, (C) UBICACIÓN DE CUADROS EN EL NIVEL 2 Y (D) UBICACIÓN DE CUADROS EN EL NIVEL 3.</b> .....  | <b>49</b> |
| <b>FIGURA 4-8. TRANSITORIO PROPAGADO DE CS632 A CS631: (A) TRANSITORIO EN CS632 FASE A, (B) TRANSITORIO EN CS631 FASE A Y (C) UBICACIÓN DE CUADROS EN EL NIVEL 3.</b> ... 50   |           |
| <b>FIGURA 4-9. TRANSITORIO PROPAGADO DE CG6 A CS631: (A) TRANSITORIO EN LA FASE B DE CG6, (B) TRANSITORIO EN LA FASE C DE CS631, (C) UBICACIÓN DE LOS CUADROS EN EL NIVEL 1 Y (D) UBICACIÓN CUADROS EN EL NIVEL 3.</b> .....   | <b>51</b> |
| <b>FIGURA 4-10. TRANSITORIOS NO PROPAGADOS: (A) TRANSITORIOS EN CS631 FASE A, (B) SEÑAL DE CORRIENTE EN LA FASE A DE CG6, CS633, CS624 Y CS632, (C) TRANSITORIOS EN CS633 FASE C, (D) SEÑAL DE CORRIENTE EN LA FASE A DE CG6, CS631, CS624 Y CS632, (E) UBICACIÓN DE LOS CUADROS EN EL NIVEL 3, (F) UBICACIÓN DE LOS CUADROS EN EL NIVEL 1 Y (G) UBICACIÓN DE LOS CUADROS EN EL NIVEL 2.</b> ..... | <b>53</b> |
| <b>FIGURA 4-11. RED DE PETRI PARA EL MODELO DE DIAGNÓSTICO.</b> .....  | <b>56</b> |

# Índice de cuadros

---

|   |           |
|---|-----------|
| <b>CUADRO 4-1. BITÁCORA DE TRANSITORIOS. ....</b>   | <b>48</b> |
| <b>CUADRO 4-2. PROMEDIO DE ÍNDICES PARA TRANSITORIOS PROPAGADOS Y NO PROPAGADOS. ....</b> | <b>54</b> |
| <b>CUADRO 4-3. SKEWNESS. ....</b>   | <b>54</b> |
| <b>CUADRO 4-4. KURTOSIS. ....</b>   | <b>54</b> |

# I. INTRODUCCIÓN

---

La energía eléctrica requiere de un sistema físico de transporte para poder ser utilizada, estos sistemas físicos en edificios residenciales y no residenciales suministran energía a cargas eléctricas que causan eventos en la señal de voltaje y corriente produciendo interferencia entre elementos que eventualmente fuerzan la desconexión de la red. Estos eventos están directamente relacionados con el contenido armónico, las cargas reactivas y la distribución de la carga, causando distorsión en la forma de onda de la señal, reducción de factor de potencia y desequilibrio de líneas. En consecuencia, las facturas de electricidad pueden aumentar y las líneas de producción pueden verse afectadas. Un caso concreto de edificios no residenciales sujetos a este tipo de problemática son los hospitales donde existen una gran cantidad de procesos y elementos conectados a la instalación eléctrica que pueden ser afectados entre sí, sobre todo en áreas fuera de los quirófanos que son consideradas como no críticas. Por lo tanto, el análisis de datos de señales eléctricas es fundamental cuando el rendimiento de la instalación eléctrica se ve afectado por los diferentes elementos conectados a ella. Por estas razones surge la necesidad de desarrollar metodologías que ayuden en la identificación y diagnóstico de los fenómenos mencionados anteriormente y de esta manera auxiliar en la toma de decisiones sobre el mantenimiento de la instalación eléctrica.

El presente trabajo busca desarrollar metodologías como modelos de diagnóstico para ser aplicados en instalaciones eléctricas de edificios tanto residenciales como no residenciales. Para lograr la mejor comprensión del presente trabajo, se ha dividido el texto en varios capítulos con contenidos específicos. En el primer capítulo se abordan los antecedentes donde se mencionan trabajos que se han desarrollado internacionalmente en años anteriores, además se plantea el objetivo general y los específicos, así como la hipótesis y justificación que dan pie al desarrollo de este trabajo y para terminar se

encuentra el planteamiento general con el cual se pretende alcanzar los objetivos. El siguiente capítulo es la fundamentación teórica donde se presentan las múltiples herramientas (matemáticas, algoritmos, software, estándares) que fueron necesarias para completar este trabajo. El capítulo más importante es el dedicado a la metodología, donde se explica de manera detallada el procedimiento ejecutado para conseguir los objetivos en cada una de las etapas del trabajo. El penúltimo capítulo es para dar a conocer los resultados obtenidos a través del desarrollo de los casos de estudio, se discute si los objetivos fueron alcanzados y si la hipótesis planteada fue correcta. Finalmente se plasman las conclusiones obtenidas.

## **1.1. Antecedentes**

El monitoreo de la calidad de la energía y la detección de fallas en máquinas eléctricas resulta importante, sobre todo en instalaciones industriales donde el desempeño de los instrumentos de trabajo utilizados puede ser afectado por perturbaciones en el suministro de energía eléctrica, debido a esto se han desarrollado diversos trabajos de investigación enfocados al estudio de fenómenos en los suministros eléctricos y las fallas en equipo de manufactura, principalmente en motores eléctricos (Cheng, 2012; Abdelazeem et al, 2012; Lieberman et al, 2013; Okan et al, 2013; Valtierra et al, 2014).

En los últimos años, muchas investigaciones están relacionadas con la estimación del consumo de energía en edificios públicos y residenciales, a través del análisis de las variaciones del consumo de energía en diversos períodos de tiempo como: días, semanas o incluso un año. Mahmoud et al. (2012) muestran un caso de estudio del uso de electricidad en 151 residencias de Nebraska (EE. UU.), Para comprobar si el uso de dispositivos de monitoreo en tiempo real ayuda a los participantes del estudio en el ahorro de energía en sus residencias. Cherkassky et al. (2011) utilizan inteligencia computacional sobre los consumos de energía eléctrica en edificios comerciales para mejorar la precisión en la predicción del

consumo de energía, y para hacer contratos con empresas de servicios públicos de acuerdo con la previsión de carga eléctrica. Quintero y Jiménez (2012) presentan un modelo de gestión de la eficiencia energética utilizando inteligencia artificial para minimizar el consumo de energía sin impactar los niveles de comodidad del consumidor. Compararon algunas técnicas como la prioridad de control de carga directa y agendas programadas con su modelo propuesto. Li. et al. (2010) propusieron un método llamado (método basado en el análisis canónico de variables) para detectar el uso anormal y pronosticar el consumo de energía de un edificio; utilizaron un año de datos adquiridos por una empresa con sede en Birmingham (U.K.). Yuan et al. (2012) desarrollaron modelos de consumo para edificios públicos de gran escala, donde aplicando modelos de regresión lineal múltiple sobre los datos de la ciudad de Xi'an (China), pueden predecir el consumo de energía del edificio, y de esta manera proporcionar una tendencia de consumo de energía en edificios de gran escala. Yao et al. (2015) desarrollaron técnicas para la administración de energía de edificios inteligentes con gestión térmica predictiva, y de esta manera reducir los picos de carga de potencia total con un rendimiento de regulación de temperatura satisfactorio. Ortega y Manana (2016) hicieron una revisión del uso de la energía en los aeropuertos, con el fin de analizar los principales comportamientos y las tendencias de energía en los aeropuertos. Babar et al. (2016) desarrollaron una técnica de optimización energética para aplicar en el hogar en respuesta a los comportamientos dinámicos de los clientes, esta técnica pretende minimizar la factura de electricidad del usuario final. En otros trabajos relacionados, el estudio de consumo de energía se aplica para mejorar las facturas residenciales del consumidor proponiendo una arquitectura común de hogares inteligentes en sistemas de energía Anees and Chen (2016), o mediante la instalación de sistemas de almacenamiento de energía Sigihwara et al. (2013). Además, se han llevado a cabo algunas investigaciones para analizar edificios no residenciales, incluyendo hospitales. Christiansen et al. (2015) presentan un enfoque metodológico, para una evaluación más precisa de la demanda de energía eléctrica de los equipos médicos operados en laboratorios hospitalarios modernos, para verificar si el equipo médico es responsable de un

alto consumo de electricidad, encontrando que solo un grupo pequeño de enchufes son responsables de la mayoría de la demanda total de energía eléctrica. Bagnasco et al. (2015) desarrolló un modelo de pronóstico de carga para el consumo eléctrico con un día de anticipación en la clínica médica Cellini de Turín, Italia. Llegaron a la conclusión de que la previsión de la carga eléctrica y el modelado es un componente esencial para una mejor gestión dinámica del comportamiento térmico de los edificios para la política de ahorro de energía. Boschiero (2014), trabajo con perfiles anuales de demanda de energía para desarrollar una metodología como herramienta para crear soluciones de alta eficiencia, y así predecir el rendimiento de un sistema de tri-generación de motores en un hospital. El modelo de consumo de energía presentado por Zorita et al. (2015), ayuda a los administradores de un hospital a comparar el rendimiento energético de todas las instalaciones bajo su responsabilidad en la región de Castilla y León (España). Su modelo define un índice de eficiencia para comparar el consumo de energía de edificios con funciones similares y programar los cambios necesarios para optimizar el consumo de energía. Todos los trabajos antes mencionados se centran en analizar la información de consumo de energía de acuerdo con la norma utilizando solo la frecuencia fundamental de la línea de alimentación, para desarrollar procedimientos o técnicas para mejorar la gestión o el consumo de energía en los edificios. Sin embargo, en estos trabajos no se analiza cómo se estima el consumo de energía o cómo la presencia de cargas no lineales y PQD en la instalación eléctrica puede afectar esta estimación sobre el consumo de energía. Como ejemplos de investigaciones en calidad de la energía se puede encontrar que, Soo et al (2010) realizaron el análisis de disturbios eléctricos utilizando la técnica de Gabor-Wigner Transform (GWT) y lo compararon con el desempeño de otras técnicas como Gabor transform y Wigner distribution function, utilizaron Matlab para implementar las técnicas y simular los casos de estudio (disturbios) en software, demostraron que la GWT mejora la resolución de tiempo y frecuencia además del problema de cross-term. Decanini et al (2011) propusieron un método para la detección y clasificación automática de disturbios eléctricos. Utilizaron técnicas de procesamiento de señales, como la transformada

Wavelet y sistemas inteligentes, como redes neuronales difusas ARTMAP implementadas en software para detectar y clasificar ocho tipos de disturbios eléctricos (elevaciones de voltaje, caídas de voltaje, interrupciones, armónicos, transitorios oscilantes, transitorios impulsivos y parpadeos). Los disturbios para la fase de entrenamiento fueron generados a través del software ATP (Alternative Transients Program) y Matlab. Abdelazeem et al (2012) presentaron una técnica híbrida para la caracterización de disturbios en la calidad de la energía, la técnica se basa en un filtro Kalman, con el que identifican amplitud, pendiente y armónicos de una señal de onda distorsionada, auxiliariamente utilizan una transformada Wavelet discreta para ayudar al filtro a tener un buen desempeño. Las señales identificadas con el filtro Kalman son las entradas de un sistema de lógica difusa implementado en software mediante Matlab y la salida del sistema son los disturbios que presenta la señal de onda. Cheng (2012) desarrolló un analizador multifuncional para calidad de la energía basado en redes neuronales lineales adaptivas (ADALINE). Utilizó instrumentación virtual con labVIEW para realizar el análisis de la señal eléctrica en software y un generador aleatorio de señales para simular la señal de entrada al sistema. Okan et al (2013) propusieron un nuevo tipo de monitoreo para clasificar disturbios eléctricos con alta precisión, utilizan EEMD (Ensemble Empirical Mode Decomposition), EMD (Empirical Mode Decomposition) y HHT (Hilbert Huang Transform). Estas técnicas fueron utilizadas en diferentes etapas para que finalmente una máquina de soporte vectorial (SVM, Support Vector Machine) clasificara los eventos eléctricos que pueden ser interarmónicos, caída de voltaje, parpadeo eléctrico, interrupciones, entre otros. Biswal et al (2014) propusieron una técnica para clasificar eventos eléctricos, utilizaron las técnicas de EMD y la transformada Hilbert (HT, Hilbert Transform) para generar funciones intrínsecas y detectar frecuencias contenidas en la señal. Después de esto emplearon una nueva arquitectura de árbol neuronal, al cual llaman árbol neuronal balanceado (BNT, Balanced Neural Tree) para realizar la clasificación de los disturbios eléctricos. Valtierra et al. (2013) propusieron una red neuronal basada en FPGA (Field Programmable Gate Array) para la estimación de armónicos en una línea eléctrica trifásica bajo el estándar IEC61000-4-7. Su

proceso consistió en conectar el equipo a la alimentación eléctrica, la señal pasa por un preprocesamiento donde es filtrada para pasar por el sistema de adquisición de datos, los datos entran en una red neuronal adaptiva implementada en hardware y los resultados son mostrados en un monitor VGA con la opción de guardarlos en una computadora. En otro trabajo Valtierra et al (2013) realizaron la evaluación de índices de calidad de la energía, basado en una red neuronal para sistemas trifásicos. Su metodología permitió un análisis de las señales transitorias o estacionarias sin perder los requerimientos estándar de energía, permitió también un monitoreo continuo de los índices de calidad de la energía gracias a la implementación en FPGA. Lieberman et al (2013) desarrollaron un sensor inteligente para la detección y clasificación en línea de disturbios eléctricos mediante la transformada Hilbert, utilizaron esta técnica como método de detección en primera instancia, después una red neuronal realiza la clasificación del disturbio, ambos procesos son implementados en un FPGA, finalmente el desempeño del sensor es validado y probado mediante el uso de señales sintéticas y bajo condiciones reales de operación. Valtierra et al (2014) propusieron una nueva metodología basada en redes neuronales adaptivas para la clasificación de disturbios eléctricos como, elevación de voltaje, caída de voltaje, interrupción, armónicos, transitorios oscilantes, transitorios impulsivos y parpadeo ya sea individualmente o con la combinación de cualquiera de ellos, su metodología es validada mediante el uso de señales reales y sintéticas. Lieberman et al (2010) escribieron una reseña de técnicas y metodologías desarrolladas para el análisis y clasificación de disturbios eléctricos, teniendo en cuenta las normativas principales para el estudio de la calidad de la energía, presentan un total de nueve técnicas utilizadas para el análisis de señales incluyendo una breve descripción y la formulación matemática básica para su uso. De las investigaciones mencionadas anteriormente, se puede destacar la gran atención que se muestra a nivel internacional por el estudio de disturbios eléctricos, tanto en la identificación como en la clasificación de los mismos, además de que cada día se investigan nuevas técnicas o se complementan las existentes con el objetivo de mejorar los métodos de identificación de disturbios eléctricos. Sin

embargo, aún no se tiene registro de alguna metodología que incorpore la identificación de dichos disturbios con fallas o irregularidades presentadas en los instrumentos y herramientas que se alimentan de la red eléctrica en un ambiente industrial.

Algunos trabajos publicados se centran en el análisis de señales eléctricas de edificios residenciales para pronosticar el consumo de energía o detectar eventos en la instalación eléctrica. Por ejemplo, algunos trabajos se centran en el uso de métodos no intrusivos para monitorear eventos en señales de corriente, como Cominola et al. (2016) que desarrolló un algoritmo híbrido de desagregación energética para el monitoreo de cargas con el fin de implementar estrategias personalizadas de gestión de la demanda de energía, Factorial hidden markov models e iterative subsequence dynamic time warping se utilizan en conjuntos de datos reales de consumo de energía para la desagregación energética. De la misma forma, Taha et al. (2014) presentó un estudio de carga bidimensional para identificación no intrusiva. Utilizan información de consumo de energía para eventos de conmutación de clúster e implementan características de forma de onda para mejorar las predicciones en la supervisión de carga no intrusiva. Mientras que Huang et al. (2015) propusieron un nuevo método para mejorar la discriminación de la forma de onda para el monitoreo de cargas no intrusivo. Su propósito es descomponer la forma de onda en corriente activa y no activa para discriminar cargas con índices similares. Los casos de estudio en su trabajo validan el método reduciendo la semejanza de aparatos similares. En otro ejemplo enfocado en aplicaciones residenciales, Corinne et al. (2015) desarrollaron un sistema experto no intrusivo para asistencia en hogares inteligentes basado en la identificación de dispositivos eléctricos. Este trabajo utiliza un enfoque algorítmico para analizar las firmas de carga representadas por potencia activa, potencia reactiva y línea a neutro, de esta manera el sistema propuesto puede reconocer comportamientos erráticos. Nguyen et al. (2017) propusieron un sistema NIALM en tiempo real, integrando un Field-programmable gate array (FPGA) con el objetivo de brindar a los consumidores información pertinente sobre su consumo de energía residencial. En este trabajo, se presenta una suma acumulativa para la

detección de eventos y un algoritmo de K-means para la agrupación de eventos. Abubakar et al. (2017) realiza una revisión de técnicas y herramientas para el monitoreo de energía, incluida la supervisión de carga intrusiva y la supervisión de carga no intrusiva; además, incluyen análisis en dispositivos de medición, comunicación y reconocimiento, además de herramientas de optimización y dispositivos de control, en su estudio, revelan algunos problemas que deben atenderse como el control y gestión de la carga con el objetivo de poder reconocer tantos tipos de cargas como sea posible. Gillis y Morsi (2017) presentaron una técnica de diseño semi-supervisada y wavelet para el monitoreo de cargas no intrusivo (NILM) para mejorar el proceso de aprendizaje del patrón de carga, usaron entrenamiento conjunto en dos clasificadores de aprendizaje automático para reducir las señales contaminantes y automatizar el proceso de aprendizaje del patrón de corriente. Bonfigli et al. (2017) propusieron un algoritmo NILM para electrodomésticos utilizando *hidden markov models* con medidas de potencia reactiva y activa, además de “additive factorial approximate maximum a posteriori” para la desagregación de cargas, su algoritmo puede generar los perfiles desagregados en los componentes de potencia activa y reactiva. Buddhahai y Col. (2018) presentaron un NILM para la desagregación energética implementando la clasificación de etiquetas, usaron parámetros eléctricos básicos como corriente, potencia activa y potencia reactiva de una distribución de carga en una casa para analizar a través del proceso de “machine learning” y finalmente entregar un rendimiento predictivo para cargas de electrodomésticos.

Por otro lado, algunas investigaciones se centran en calcular las cantidades de energía (EPQ, energy power quantities) como la potencia activa, destinada a pronosticar el consumo de energía en edificios residenciales y no residenciales, con el fin de reducir el consumo de energía. Por ejemplo, Roger e Ian (2016) desarrollaron puntos de referencia de consumo de energía utilizando firmas derivadas del consumo diario de energía. El objetivo de este trabajo es producir tablas de control e información de diagnóstico para edificios con aire acondicionado; los resultados muestran que las firmas diarias pueden generar puntos de referencia de consumo de energía robustos en comparación con las

firmas de mensuales o semanales. Para edificios no residenciales, Vaghefi et al. (2015) desarrolló datos impulsados para pronosticar el consumo de energía con un día de anticipación, utilizando aprendizaje automático para analizar datos históricos de consumo de energía para hacer predicciones sobre patrones futuros, llegando a la conclusión de que las cargas controlables, como la iluminación, la calefacción, la ventilación y el aire acondicionado, pueden utilizarse para reducir una fracción del consumo total de energía. Yulkseltan et al. (2017) analizó el consumo eléctrico de tres años del mercado de energía de Turquía utilizando un modelo de regresión lineal para predecir la demanda en tiempo diario y semanal. La gran cantidad de datos derivados del monitoreo de diferentes procesos puede ser confusa y difícil de analizar. Por esta razón, la inteligencia artificial se ha utilizado recientemente para agrupar elementos similares en conjuntos de datos (Du (2013), Mostafavi(2016), Benmouiza(2016)). De acuerdo con los trabajos antes mencionados, varios estudios están destinados a clasificar eventos eléctricos y reconocer patrones de carga con metodologías de inteligencia artificial. Por ejemplo, Rafferty et al. (2016) presentó un método para la detección y clasificación de eventos múltiples en un sistema de energía eléctrica en tiempo real, donde el algoritmo de ventana móvil se usa para proporcionar umbrales para la detección de eventos en datos reales del sistema de energía del Reino Unido, además, se usa un análisis de componentes principales para discriminar entre los eventos encontrados. Ming et al. (2014) desarrollaron un método para clasificar eventos de descarga parcial en elementos de interrupción de carga con aislamiento de gas usando redes neuronales probabilísticas y C-means como clasificador, siendo capaces de diagnosticar diferentes modelos de defectos. Del mismo modo, pero mejorando el método mencionado anteriormente, Abubakar et al. (2014) presentó una técnica para clasificar los patrones de descarga parcial conjuntando seis modelos de redes neuronales, esta técnica mejora el rendimiento de clasificación en comparación con una red neuronal única que utiliza las mismas pruebas y conjuntos de datos. Del mismo modo, Ali et al. (2015) propusieron un algoritmo híbrido para la detección de perturbaciones en la calidad de la energía utilizando la descomposición en modo variacional y S-transform para mejorar la

precisión en la extracción de características. Finalmente, su método propuesto usa máquinas de vectores de soporte (support vector machines) para clasificar los eventos de PQ. Los trabajos antes mencionados, se centran en el análisis de datos en instalaciones eléctricas residenciales para monitorear eventos en señales de corriente, pronosticar el consumo de energía y reconocer patrones en la información de consumo de energía. Además, la ventana de datos utilizada para el procesamiento de datos es demasiado grande ignorando los eventos de baja potencia, especialmente en edificios no residenciales donde la conexión a las tomas de corriente puede ser incontrolable. Al mismo tiempo, la relación de los diferentes tipos de carga con el equipo en una instalación eléctrica permanece sin ser explorada.

El estudio de fenómenos eléctricos en las líneas de alimentación y su interacción con los elementos conectados a ellas dentro de áreas no críticas en hospitales, es un área poco explorada, de los pocos trabajos registrados que intentan abordar el tema tenemos que Dong et al (2001) y Dong et al (2003) propusieron la creación de hospitales virtuales en internet, de manera de que se pudieran compartir las experiencias en fallos de equipo eléctrico entre el personal de mantenimiento en cualquier lugar con acceso a internet, de esta manera un operador podría consultar esta información al momento de tener un fallo en sus equipos, y ver si alguien más había aportado información de algún fallo similar en otra parte del mundo. Un hospital es uno de los edificios más importantes en la sociedad moderna debido a los servicios de salud que proporciona, aunque pueda parecer que las áreas no críticas de hospitales son como una oficina o una residencia promedio, estas contienen los medios y rutas para llegar a las áreas importantes como, quirófanos, cuidados intensivos, habitaciones de recuperación, etc. Es por esto que si un elevador, escalera eléctrica, equipo de sonido, iluminación o una computadora llegasen a fallar debido a un disturbio eléctrico provocado por la acción de otro dispositivo, podría ocasionar el retraso de la intervención médica sobre un paciente. Los métodos NILM pueden resultar de gran utilidad para el monitoreo de los eventos eléctricos en hospitales antes mencionados, de manera que se puedan prevenir fallas mayores (apagones)

dentro de los sistemas eléctricos monitoreados. La presente investigación busca incursionar en el área poco explorada, a través de la creación de modelos de diagnóstico de manera que puedan ser aplicados en ambientes industriales o comerciales, para facilitar esta tarea será necesario apoyarse en las investigaciones previas desarrolladas por la facultad de Ingeniería con el uso de los instrumentos propietarios y las técnicas desarrolladas para el análisis de la calidad de la energía y el monitoreo de equipo industrial.

## **1.2. Objetivos e Hipótesis**

El objetivo general de este trabajo es: desarrollar modelos de diagnóstico basados en los índices de la calidad de la energía que permitan relacionar disturbios eléctricos con eventos de fallas en equipos industriales e instalaciones de hospitales conectados a la red eléctrica.

Con la finalidad de dividir el problema en partes más específicas se tienen los siguientes objetivos particulares.

- Realizar la instrumentación de los equipos que se desean monitorear, utilizando los equipos propietarios desarrollados, para encontrar los disturbios eléctricos a los que están sometidos.
- Realizar la experimentación sobre los equipos de interés, mediante el monitoreo de la toma de energía, para encontrar disturbios y registrar eventos.
- Analizar la información obtenida, con el apoyo de software de cómputo y técnicas de identificación, con la finalidad de encontrar los disturbios en la alimentación eléctrica.
- Realizar la correlación de los disturbios encontrados con los eventos registrados en los equipos, utilizando los métodos encontrados en la literatura, para sentar las bases del diagnóstico.

- Diseña una metodología para el diagnóstico de fallas, con base en el análisis obtenido, para ser aplicada en los equipos e instrumentos de interés.
- Generar los modelos de diagnóstico, siguiendo la metodología diseñada y la literatura revisada referente a los modelos, para los equipos monitoreados.

La hipótesis para este trabajo es que: a través del análisis de la alimentación eléctrica será posible obtener modelos de diagnóstico que permitan identificar el origen de las fallas en equipo industrial dentro de la red eléctrica de un laboratorio eléctrico y de las áreas no críticas de un hospital.

### **1.3. Justificación**

La principal motivación para realizar esta investigación es que hasta la fecha y de acuerdo con la revisión de la literatura, no se han reportado metodologías que realicen el monitoreo, detección de disturbios eléctricos sobre dispositivos conectados en una red eléctrica y que, además, relacionen los eventos o fallas registrados, con los disturbios encontrados para generar un modelo de diagnóstico que pueda ayudar a encontrar el origen o estimación de los fallos en los equipos. El desarrollo de modelos de diagnóstico que determinen el origen de los fallos en maquinaria o equipo eléctrico beneficiaría al sector productivo, ya que se podrían llegar a reducir los costos de mantenimiento de equipos industriales, el costo de detener procesos por aparición de fallas e incrementar la vida útil de la maquinaria. La meta final de estos modelos es dar pie a la predicción en base a un evento o conjunto de eventos la ocurrencia de una posible falla en el sistema eléctrico analizado.

Actualmente existen instrumentos disponibles que ayudan en el monitoreo de la calidad de la energía sobre equipos en la red eléctrica (Fluke Corporation), pero presentan distintas desventajas como: alto costo, arquitecturas cerradas y complejidad para entender sus algoritmos de operación, no determinan un

diagnóstico de la falla y el uso de ellos es muy difícil de realizar en línea para un monitoreo constante, además la mayoría de las veces sus mediciones no son en base a una norma. Por estas razones se justifica el desarrollo de equipo propietario que permita realizar el monitoreo constante de variables como voltaje y corriente necesarios para esta investigación.

Debido a la carencia que existe en el desarrollo de modelos de diagnóstico para maquinaria o equipo en general, se pretende impulsar una nueva línea de investigación en diagnóstico de la calidad de la energía a nivel internacional, con esto, la contribución del trabajo será la generación de los modelos que permitan diagnosticar fallos en maquinaria e instalaciones hospitalarias.

Además, se estima que con esta investigación se aportará el desarrollo de tesis de posgrado a nivel maestría y se fomentará el trabajo con instituciones educativas fuera de nuestra universidad, debido a que el grupo de la Universidad Autónoma de Querétaro con el que trabajaré cuenta con vínculos de investigación con profesores de la Universidad de Valladolid y el hospital general de Valladolid en España.

#### **1.4. Planteamiento general**

La metodología que se propone utilizar en esta investigación se muestra en la Figura 1, consta de cuatro etapas principales: la instrumentación donde se colocan los sistemas de adquisición en los elementos, el monitoreo donde se adquieren los datos de interés, análisis de información para el estudio de los datos obtenidos y la generación de modelos para emitir los diagnósticos pertinentes.

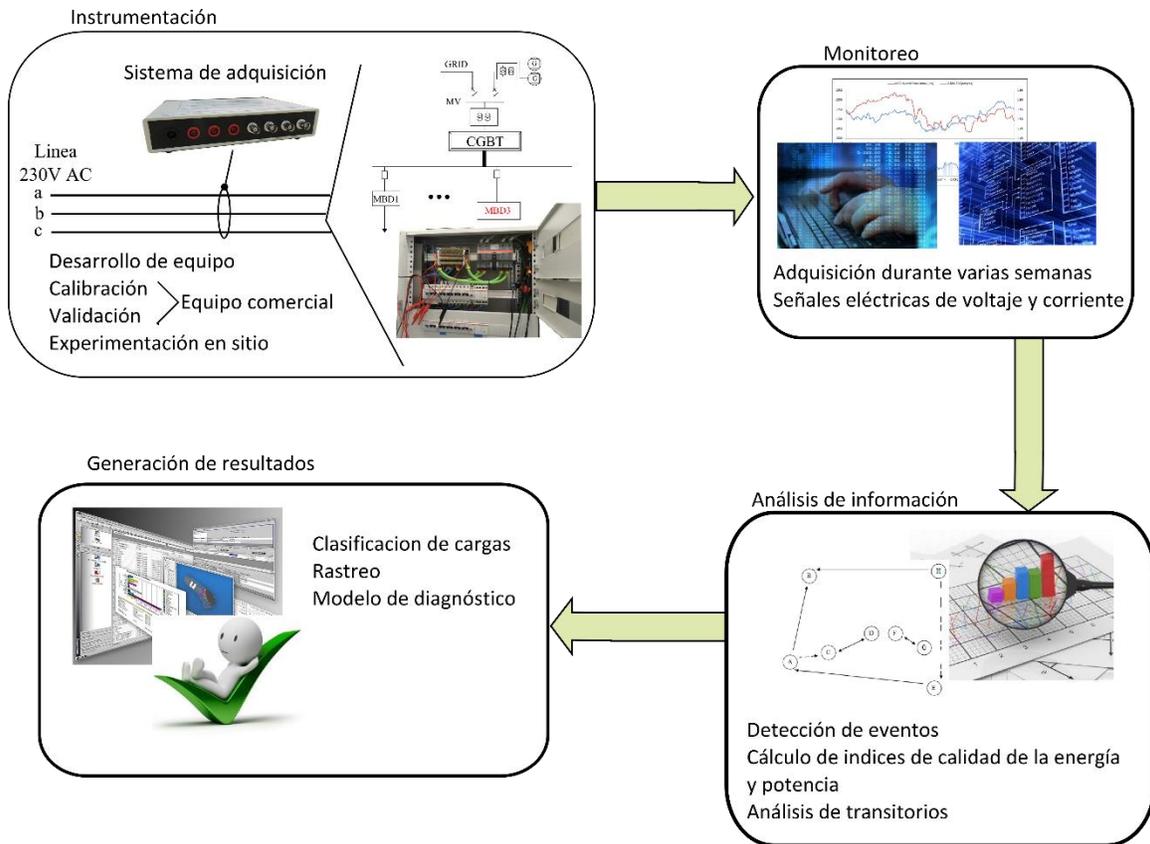


Figura 1-1. Planteamiento general.

La metodología se divide de 4 partes principales:

### a) Instrumentación.

Consiste en el diseño y puesta en marcha de los sistemas de adquisición de datos en sitio, en este caso se utilizarán y/o desarrollarán sistemas de adquisición propietarios del grupo de investigación en el cual estaré trabajando, que serán adaptadas a los requerimientos del sistema.

### b) Monitoreo.

En esta etapa se realizará la adquisición y almacenamiento de datos para los 2 casos de estudio planteados (áreas no críticas en hospitales y laboratorios eléctricos), también se generará una bitácora de los eventos generados a lo largo del monitoreo, entendiendo como evento cualquier arranque registrado en los elementos de interés. Para facilitar el análisis y almacenamiento de datos se

planea realizar pruebas primarias de corto tiempo para probar los algoritmos de identificación y posteriormente se realizarán periodos de muestro con una duración de 24 horas, de tal manera que se pueda tener un análisis adecuado para cada día de actividades.

**c) Análisis de información.**

Los datos de corrientes y voltajes adquiridos serán tratados con la técnica NILM (Nonintrusive load monitoring) con lo que se podrá reconocer el periodo de operación de los equipos conectados en la línea eléctrica, también se realizara la identificación de disturbios que pudieran registrarse durante el periodo de muestreo para posteriormente correlacionar la información obtenida de estos dos procesos y dar paso a la creación de los modelos para el diagnóstico.

**d) Modelos de diagnóstico.**

Esta etapa consiste en utilizar el análisis de datos realizado con anterioridad y los procedimientos de diagnóstico revisados en la literatura. Esto con el fin de generar nuevos modelos de diagnóstico, representados por máquinas de estados o redes de Petri, que se adapten a los sistemas eléctricos estudiados y de esta manera sentar las bases para la identificación del origen de las fallas asociadas a los disturbios eléctricos encontrados.

Las pruebas se enfocarán en monitorear la alimentación eléctrica y detectar disturbios eléctricos conocidos (transitorios, armónico) en un lapso establecido de 24 h, además se realizará una bitácora de eventos para los dispositivos conectados a la red eléctrica. Se llevarán a cabo pruebas en el hospital de Valladolid España.

# II. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

---

## 2.1 Estado del arte

El estándar IEEE 1459-2010 establece la norma para estimar índices de calidad de energía (power quality, PQ) como consumo de energía, potencia activa, potencia reactiva y potencia aparente. La norma establece que la estimación de estos índices se puede hacer, en primera instancia mediante el uso de la frecuencia fundamental de la línea de alimentación, pero también mencionan que la estimación se realiza utilizando todas las frecuencias, incluyendo la influencia de armónicos e interarmónicos.

Las instalaciones eléctricas en edificios residenciales y no residenciales suministran la energía a cargas eléctricas que causan eventos en la señal eléctrica produciendo interferencia entre elementos que eventualmente fuerzan las desconexiones de la red. Estos eventos están directamente relacionados con el contenido armónico, las cargas reactivas y la distribución de la carga causando distorsión de forma de onda de señal, reducción de factor de potencia y líneas desequilibradas. En consecuencia, las facturas de electricidad pueden aumentar y las líneas de producción pueden verse afectadas. Por lo tanto, el análisis de datos de señales eléctricas es fundamental cuando el rendimiento de la instalación eléctrica se ve afectado por los diferentes elementos conectados a él, y es necesario desarrollar metodologías para el análisis de señales eléctricas para monitorear el rendimiento de la carga y tomar medidas en consecuencia.

## 2.2 Calidad de la energía

Los diferentes tipos de perturbaciones o fenómenos electromagnéticos que pueden ocurrir en un sistema eléctrico de potencia y que se consideran en el

estudio de la calidad de la energía están basados en la norma IEEE Std. 1159-1995 (IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality).

Básicamente los distintos fenómenos electromagnéticos se clasifican en:

- Transitorios electromagnéticos: Son variaciones en la tensión y/o en la corriente y que tienen como duración máxima unas cuantas decenas de milisegundos, estos pueden ser impulsivos u oscilantes.

- Variaciones de corta duración: Son eventos de la red eléctrica con variaciones en la tensión de duraciones desde medio ciclo hasta un minuto y en donde la magnitud de variación puede estar en el rango de un 10% a 120 % de su valor nominal. De acuerdo al tipo de variación de la tensión se clasifican en: interrupciones, huecos de tensión (sags) y crestas de tensión (swells).

- Variaciones de larga duración: Son eventos de la red eléctrica con variaciones en la tensión de duraciones mayores a un minuto. Generalmente son debidas a variaciones en la carga o por maniobras de reconexión en el sistema. En esta categoría están las sobretensiones y las subtensiones.

- Desbalance de la tensión: En esta categoría aparecen los fenómenos ligados a la aparición de componentes de secuencia negativa y cero. El desbalance de tensión es definido como la relación de las componentes de secuencia negativa o la componente de secuencia negativa con respecto a la secuencia positiva. Generalmente cuando se registran tensiones de secuencia negativa y cero son ocasionados por cargas desbalanceadas en la red eléctrica.

- Distorsión de la forma de onda: Se puede definir como la desviación en estado estable de la forma de onda senoidal ideal y que se puede caracterizar por su contenido espectral. Se consideran cinco tipos de distorsión de onda:

componente de corriente directa, armónica, interarmónico y ruido de alta frecuencia (noise).

- Fluctuaciones de la tensión: Son variaciones asimétricas de la envolvente de la tensión, las cuales pueden ser continuas o desviaciones aleatorias. El efecto visual causado por estas fluctuaciones es comúnmente llamado *flicker*.

- Variaciones de la frecuencia: Las variaciones de frecuencia en el sistema eléctrico están relacionadas con la velocidad rotacional de los generadores del sistema eléctrico. La frecuencia es un parámetro que depende del balance entre la producción de energía y su consumo.

La calidad de la energía en una toma de alimentación impacta de manera directa en los componentes de procesos industriales por ejemplo. Las desviaciones de tensión incrementan el calentamiento de motores eléctricos con momentos constantes de carga, acelerando el envejecimiento del aislamiento; la elevación de la tensión por encima de la nominal disminuye el tiempo de vida útil de lámparas; la asimetría en la tensión provoca el calentamiento adicional de equipamiento de fuerza y disminuye su vida útil. Este defecto también influencia de manera negativa el funcionamiento de algunos esquemas de protecciones por relés, provocando operaciones erráticas y sacando de funcionamiento equipos; la aparición de variaciones rápidas en la asimetría de las tensiones trifásicas, conllevan a la variación de los momentos de torque en los motores eléctricos (Saucedo et al, 2014). Estos son algunos de los efectos secundarios que los disturbios eléctricos pueden provocar en diferentes equipos, provocando generalmente desconexiones y el decremento de la vida útil de la herramienta

## 2.3 Técnicas para el análisis de la calidad de la energía.

Existen diversos métodos matemáticos que, debido a los múltiples estudios realizados en este tema en particular, se ha demostrado que su uso es lo más recomendable para el tratamiento de datos adquiridos en una señal eléctrica.

### Transformada rápida de Fourier.

La técnica más utilizada para conocer el contenido armónico de una señal es mediante el uso de la transformada de Fourier. La transformada discreta de Fourier (DFT, Discrete Fourier Transform) descrita en la ecuación (1) es calculada de forma optimizada, aprovechando su periodicidad, mediante la Transformada Rápida de Fourier. La FFT debe su éxito al hecho que el algoritmo reduce el número de multiplicaciones y adiciones requeridas en el cálculo respecto a la DFT.

$$X[k] = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \cdot e^{-j\frac{2\pi}{N}nk}, k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

Dicha transformada proporciona el espectro de una señal en frecuencia, desde 0 Hz hasta la frecuencia de muestreo, la cual es dividida entre el número de muestras adquiridas con lo que se obtiene la resolución  $\Delta f$  del algoritmo, esto es:

$$\Delta f = \frac{fs}{N} \quad (2)$$

Dónde:

fs= frecuencia de muestreo

N= Número de muestras adquiridas

### Transformada Wavelt.

Esta Transformada es eficiente para el análisis local de señales no estacionarias y de rápida transitoriedad y, al igual que la Transformada de Fourier con Ventana, mapea la señal en una representación de tiempo-escala. El aspecto

temporal de las señales es preservado. La diferencia está en que la Transformada Wavelet provee análisis de multi resolución con ventanas dilatadas. El análisis de las frecuencias de mayor rango se realiza usando ventanas angostas y el análisis de las frecuencias de menor rango se hace utilizando ventanas anchas.

Las Wavelets, funciones bases de la Transformada Wavelet, son generadas a partir de una función Wavelet básica, mediante traslaciones y dilataciones. Estas funciones permiten reconstruir la señal original a través de la Transformada Wavelet inversa.

De manera muy general, la Transformada Wavelet de una función  $f(t)$  es la descomposición de  $f(t)$  en un conjunto de funciones  $\psi_{s,\tau}(t)$ , que forman una base y son llamadas las *Wavelets* (UNICEN 2006). La Transformada Wavelet se define en la ecuación (3) como

Modo ASCII.

$$W_f(s, \tau) = \int f(t)\psi_{s,\tau}(t)dt \quad (3)$$

Las Wavelets son generadas a partir de la traslación y cambio de escala de una misma función wavelet  $\psi(t)$ , llamada la “Wavelet madre”, y se define en la ecuación (4) como:

$$\psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}}\psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (4)$$

Dónde  $s$  es el factor de escala, y  $\tau$  es el factor de traslación.

Las wavelets  $\psi_{s,\tau}(t)$  generadas de la misma función wavelet madre  $\psi(t)$  tienen diferente escala  $s$  y ubicación  $\tau$ , pero tienen todas la misma forma. Se utilizan siempre factores de escala  $s > 0$ . Las Wavelets son dilatadas cuando la escala  $s > 1$ , y son contraídas cuando  $s < 1$ . Así, cambiando el valor de  $s$  se cubren rangos diferentes de frecuencias. Valores grandes del parámetro  $s$  corresponden a frecuencias de menor rango, o una escala grande de  $\psi_{s,\tau}(t)$ . Valores pequeños de

s corresponden a frecuencias de menor rango o una escala muy pequeña de  $\psi_{s,\tau}(t)$  (UNICEN 2006).

## 2.4 Índices de potencia y calidad de la energía

Las definiciones recomendadas para la medición de las cantidades de energía eléctrica (EPQ) se definen en la norma internacional IEEE STD.2010.5439063, con el fin de cuantificar el flujo de energía eléctrica en condiciones senoidales, no-senoidales, equilibradas y desequilibradas.

La potencia activa (P) de cualquier instalación eléctrica en un período de tiempo  $t$  viene dada por

$$P = \frac{1}{kT} \int_{\tau}^{\tau+kT} p(t) dt \quad (5)$$

donde  $T$  es el tiempo de ciclo,  $k$  es un número entero positivo,  $\tau$  es el momento en que comienza la medición y  $p(t)$  es el producto del voltaje  $v(t)$  y la corriente  $i(t)$ .

La potencia aparente (S) es la cantidad de potencia activa que se puede suministrar a una carga en condiciones ideales y está dada por

$$S = V \cdot I \quad (6)$$

donde  $V$  es el valor cuadrático medio (RMS, *root mean square*) del voltaje e  $I$  es el valor RMS de la corriente.

La potencia reactiva (Q) está dada por

$$Q = \sqrt{S^2 - P^2} \quad (7)$$

La distorsión armónica total (*THD, total harmonic distortion*) es un indicador de cargas no lineales conectadas a la instalación eléctrica y está dada por

$$THD = \frac{I_H}{I_1} \sqrt{\left(\frac{I}{I_1}\right)^2 - 1} \quad (8)$$

donde  $I_H$  es el valor *RMS* actual de la frecuencia armónica,  $I_1$  es el valor *RMS* de la frecuencia fundamental

El factor de potencia (*PF*, *power factor*) se define como la relación entre las potencias  $P$  y  $S$  de la siguiente manera

$$PF = \frac{P}{S} \quad (9)$$

## 2.5 Fenómenos transitorios

Un transitorio oscilatorio se define como un cambio repentino de frecuencia sin potencia en la condición de estado estable de voltaje, corriente o ambos, que incluye valores de polaridad positiva y negativa "[1]. Un transitorio oscilatorio consiste en un voltaje o corriente cuyo valor instantáneo cambia la polaridad rápidamente. Se describe por su magnitud, duración y contenido espectral. Las subclases de contenido espectral son de alta, media y baja frecuencia. Los rangos de frecuencia para estas clasificaciones se eligen para que coincidan con los tipos comunes de fenómenos transitorios oscilatorios del sistema de potencia.

Los dispositivos electrónicos de potencia pueden producir transitorios de voltaje oscilatorios como resultado de conmutación y circuitos de amortiguamiento RLC. Los transitorios pueden estar en el rango de altos kilohertz, que duran unos pocos ciclos de su frecuencia fundamental, y tienen tasas de repetición de varias veces por ciclo de 60 Hz (dependiendo del número de pulso del dispositivo) y magnitudes de hasta 0.1 pu (menos el Componente de 60 Hz).

Un transitorio con un componente de frecuencia primario de menos de 5 kHz y una duración de 0,3 ms a 50 ms se considera un transitorio de baja frecuencia. Esta categoría de fenómenos se encuentra en los sistemas de subtransmisión y distribución, es causada por muchos tipos de eventos, principalmente la activación de un banco de capacitores. La activación de los bancos de condensadores da como resultado un voltaje transitorio oscilatorio con una frecuencia primaria entre 300 Hz y 900 Hz. "El transitorio tiene una magnitud máxima que puede acercarse a 2.0 pu, pero típicamente es de 1.3 pu a 1.5 pu,

con duraciones entre 0.5 ciclos y 3 ciclos de la frecuencia fundamental, dependiendo de la amortiguación del sistema" Figura 2.

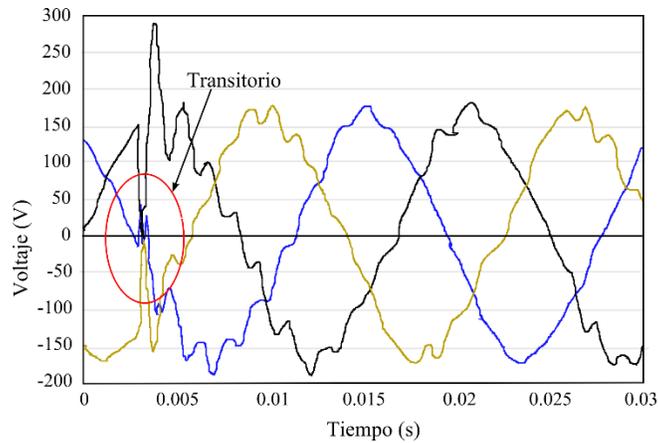


Figura 2-1. Ejemplo de fenómeno transitorio en una señal sinusoidal.

Cuando ocurre un transitorio, se propaga a otras partes de la instalación y, dependiendo de las impedancias afectadas, el tiempo de subida, la amplitud máxima y la frecuencia de oscilación cambiarán. Las magnitudes transitorias pueden reducirse debido a la atenuación del cable o aumentar debido a las reflexiones [26] siendo su frecuencia un factor importante a tener en cuenta ya que las corrientes de alta frecuencia fluyen principalmente entre las cargas ya que su trayectoria tiene una impedancia inferior aguas arriba, pero frecuencias la impedancia es más baja aguas arriba [27].

## 2.6 Diagnostico

Etimológicamente la palabra diagnóstico proviene de gnosis: conocer y dia: a través: así entonces significa: conocer a través o conocer por medio de. Sin embargo, diversos autores que abordan este tema van más allá de su raíz etimológica, algunos entendiéndolo como resultado de una investigación, o como una explicación de una situación particular, o como una descripción de un proceso, o como un juicio interpretativo, o bien sólo un listado de problemas con

un orden de prioridades. Scarón de Quintero afirma que "el diagnóstico es un juicio comparativo de una situación dada con otra situación dada" ya que lo que se busca es llegar a la definición de una situación actual que se quiere transformar, la que se compara valorativamente con otra situación que sirve de norma o pauta. Por lo anterior el diagnóstico implica en sí mismo una comparación entre una situación presente, conocida mediante la investigación y otra situación ya definida o conocida previamente que sirve de referencia (Arteaga, 2001).

El propósito fundamental del diagnóstico es entonces la posibilidad de obtener conocimiento certero para lograr acciones que conduzcan al cambio en función de las necesidades e intereses de los actores dentro de un sistema (Arteaga, 2001).

### **Modelos de diagnóstico.**

Independiente de la perspectiva desde la cual se aborde el diagnóstico, ésta constituye una herramienta para estructurar en forma significativa la organización analizada. Al iniciar el diagnóstico se va conformando una visión de la forma en que funciona la organización, de sus componentes principales y de cómo éstos se relacionan, es decir se configura un modelo de diagnóstico organizacional, útil para analizar la organización (López , 2002).

Un modelo es una guía, es una representación ideal y abstracta de una realidad basada en referentes teóricos. En tanto representación teórico-hipotética de una realidad, concepción que puede servir como prototipo para interpretar a través de ella situaciones concretas que existen en la práctica.

# III. METODOLOGÍA.

---

En esta sección se muestran a detalle los pasos y tareas a realizar para alcanzar los objetivos, dichas tareas están organizadas desde lo más fundamental, como la adquisición de señales de corriente y voltaje, seguido del procesamiento de los datos adquiridos y terminando con las técnicas utilizadas para el análisis de corrientes y eventos registrados en la instalación eléctrica y la generación del diagnóstico.

La metodología de manera general para realizar el presente trabajo se muestra en la Figura 6 donde se tienen la parte de adquisición de datos de la instalación trifásica con un sistema propietario. Posteriormente se realiza el procesamiento de datos para obtener principalmente índices de la calidad de energía y potencia eléctrica además de identificar eventos transitorios en la señal de corriente. Los datos obtenidos con el procesamiento son utilizados para el proceso de clasificación de cargas y para la identificación y rastreo de transitorios propagados. Finalmente se realiza el modelo de diagnóstico en base a los resultados obtenidos con los procesos anteriores.

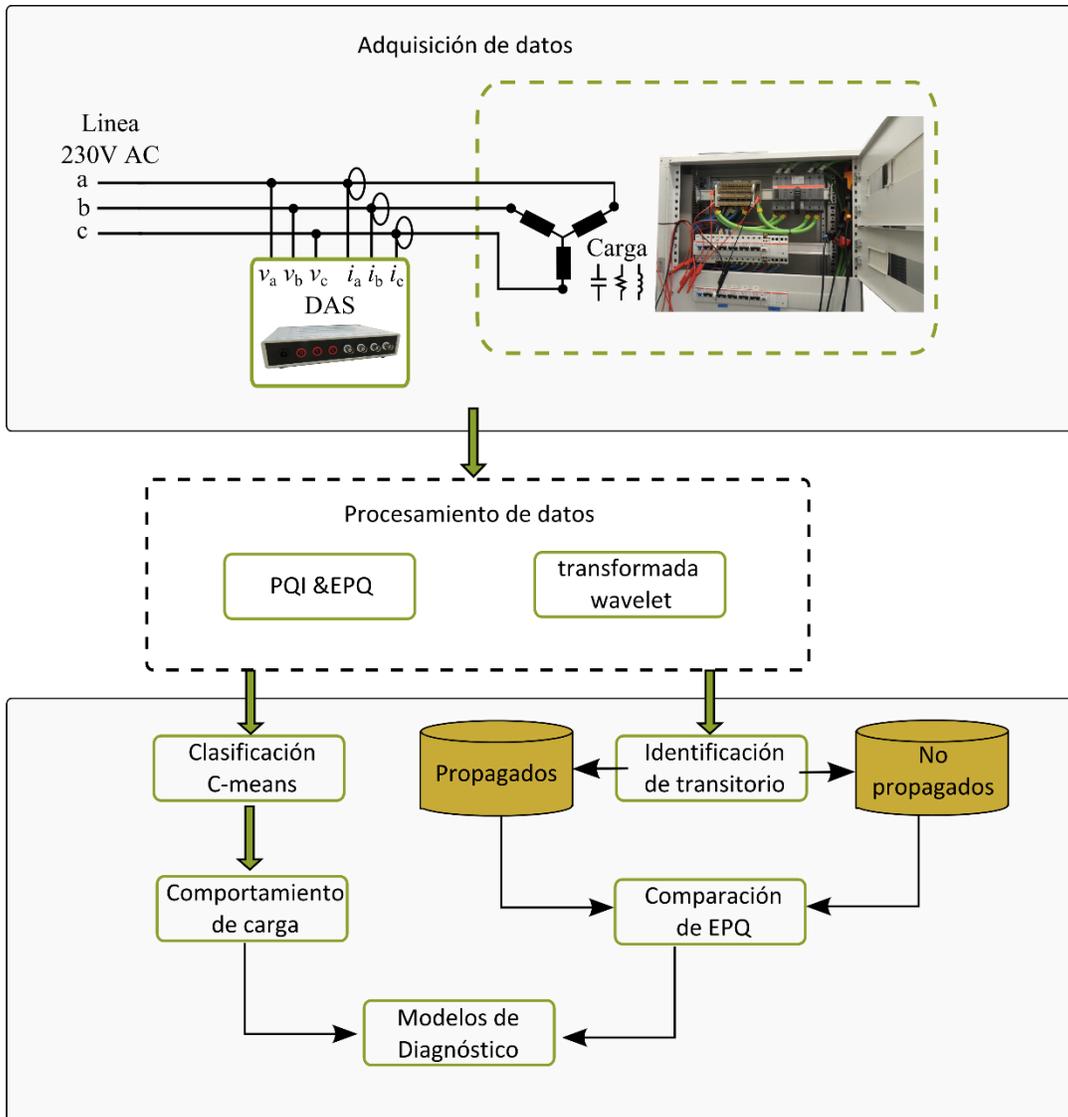


Figura 3-1. Metodología.

El diagnóstico se modelará mediante el uso de redes de Petri.

### 3.1. Sistema de adquisición de datos

El sistema de adquisición de datos (DAS) utilizado en este trabajo puede adquirir datos de siete canales simultáneamente con una velocidad de 8000 muestras por segundo (SPS) con una resolución de 16 bits. Cuatro canales están dedicados a medir corriente en un rango de 1-1000 A y tres canales a mediciones

de voltaje en un rango de 100-600 V. El DAS incluye un Convertidor analógico-digital Texas Instruments® ADS130E08. El DAS es capaz de almacenar todas las formas de onda de las señales de voltaje y corriente durante un largo período de tiempo utilizando un dispositivo portátil. Este dispositivo es una memoria microSD estándar de 128 GB, capaz de almacenar hasta 10 días de datos de manera continua. Además, la tarjeta SD se puede reemplazar cuando se encuentre llena, lo que extiende la capacidad de almacenamiento a meses o incluso años. El sistema de adquisición a sido calibrado utilizando un equipo comercial (FLUKE 434) previamente calibrado por la empresa LACECAL ubicado en Castilla y León.

sistema de adquisicion de datos DAS



Figura 3-2. Sistema de adquisición de datos (DAS).

## 3.2. Procesamiento de datos

Para este trabajo es necesario realizar un análisis sobre las señales de corriente y voltaje adquiridas, dicho análisis es necesario para poder identificar eventos en la señal de corriente y algunos índices de la calidad de la energía y los diferentes tipos de potencias presentes en la instalación eléctrica. Los análisis ejecutados sobre la señal son principalmente la transformada wavelet y los índices PQI y EPQ.

### 3.2.1. Transformada Wavelet

Ya que los datos de corriente y voltaje son adquiridos, se procesan en periodos de 24 horas con intervalos variables de tiempo los cuales pueden ser desde 10 segundos hasta diez minutos. En cada intervalo de tiempo se utiliza la transformada wavelet tipo Daubechies de orden 10 con 8 niveles de descomposición, de esta manera es posible encontrar eventos de corriente de corta duración para su análisis posterior. El tipo de wavelet Daubechies es la más útil para este trabajo debido a su similitud con las formas de ondas esperadas en las señales de corriente y voltaje.

### **3.2.2. PQI & EPQ**

Los índices de calidad de la energía (PQI) y de cantidades de potencia (EPQ) al igual que la transformada wavelet son calculados a lo largo de 24 horas en intervalos desde 10 segundos hasta 10 minutos, o en caso de los EPQ se calculan en el mismo intervalo de tiempo en el cual ocurren los eventos transitorios encontrados por la transformada wavelet. Los índices se calculan de acuerdo con las ecuaciones (5-9).

## **3.3 Clasificación de tipos de carga**

Las señales se procesan diariamente en intervalos de tiempo de diez segundos para calcular el valor RMS de la corriente ( $I_{rms}$ ), el valor RMS del voltaje ( $V_{rms}$ ) y EPQ como P, Q, THD y PF. En este trabajo el algoritmo C-means se usa como un método de agrupamiento debido a que es un método no supervisado para agrupamiento exclusivo, donde cada elemento de un grupo de datos se agrupa con los elementos de su propio clúster de acuerdo con un grado de membresía, este grado de membresía puede ser utilizado como retroalimentación para asegurarse de que los elementos en un grupo estén altamente relacionados con el resto en el mismo grupo y sea posible ajustar los parámetros de agrupación en consecuencia.

Una vez que los datos son procesados, se deben definir tres parámetros de configuración: el número de desviaciones estándar para la detección de eventos (DN); el número máximo de clases que se crearán (NC); y el grado de pertenencia deseado para los elementos en la matriz  $\mu$  (MD). Después, es necesario almacenar los datos RMS de corriente y voltaje en dos vectores diferentes; luego, se usa un método de ventana móvil para encontrar eventos en la señal actual de acuerdo con la desviación estándar ( $\sigma$ ) de la siguiente manera

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{n=0}^N (x_{ni} - u)^2}{N}} \quad j = 1, \dots, M - N \quad (10)$$

donde  $u$  es la media de los datos de la ventana,  $N$  y  $M$  son el tamaño de la ventana y el tamaño de los datos respectivamente.

Un valor  $I_{rms}$  se reconoce como un evento cuando la diferencia entre el valor de una muestra y otra junto a ella es mayor que la desviación estándar de toda la señal multiplicada por DN. Una vez que se encuentran los eventos de corriente, las EPQ como P, Q, S, PF y THD se calculan para cada evento y se almacenan en vectores de datos.

Los valores de EPQ se utilizan para definir los parámetros de entrada del algoritmo C-means para la clasificación de cargas. Para este trabajo se utilizan tres parámetros diferentes, el primero ( $F_1$ ) es una propuesta de ponderación EPQ como indicador de carga tal como se muestra en (11)

$$F_1 = \frac{Q}{S_m} \cdot \frac{1}{PF} \cdot S_\theta \quad (10)$$

Donde  $S_\theta$  es el signo del ángulo entre la señal de voltaje y corriente y  $Q/S_m$  es una razón para normalizar la potencia reactiva  $Q$  como un indicador de la presencia de cargas inductivas y reactivas,  $S_m$  es el valor máximo que la potencia aparente puede tomar;  $F_1$  se usa para identificar el tipo de carga en el evento analizado. El segundo parámetro ( $F_2$ ) es la  $THD$  calculada hasta el 25<sup>o</sup> armónico a partir de los datos de corriente adquiridos por cada evento siguiendo (8); la  $THD$

proporciona información sobre la presencia de cargas no lineales en la señal, por esta razón se elige como parámetro para el algoritmo C-means. El último parámetro ( $F_3$ ) es un índice  $I_{rms}$  utilizado debido a que la señal de corriente puede verse afectada por el tipo de carga y está dado por

$$F_3 = \frac{\Delta I_{rms}}{I_{rms_{max}} - I_{rms_{min}}} \quad (11)$$

donde  $I_{rms_{max}}$  es el valor máximo del vector de datos  $I_{rms}$  e  $I_{rms_{min}}$  es el valor mínimo de los valores de  $I_{rms}$  en el intervalo de tiempo analizado,  $\Delta I_{rms}$  indica el cambio en la magnitud de  $I_{rms}$  entre un elemento y el anterior. Acerca de las características utilizadas,  $F_1$  proporciona información sobre el tipo de carga en el momento en que se analiza la instalación,  $F_2$  proporciona información sobre la presencia de cargas no lineales en la señal, y  $F_3$  muestra la señal que puede cambiar debido al tipo de carga.

Además de los parámetros proporcionados, para implementar el algoritmo C-means es necesario definir el número de clases que se crearán. Para esto, C-means se ejecuta varias veces incrementando el número de clases que se originarán hasta que el grado de pertenencia de los elementos en la matriz  $\mu$  sea mayor que MD. Los casos en los que no se cumple este requisito se almacenan como incidencias. Cuando se alcanza el grado de membresía, se elige la cantidad de clases resultantes para la clasificación. Sin embargo, si el algoritmo de C-means alcanza NC y MD no se logra, se elige el número de clases con menos incidencias para usar en la clasificación de eventos.

Finalmente, la clasificación se ejecuta y las clases obtenidas por el algoritmo C-means se muestran en un gráfico 3D y en una línea de tiempo. Además, las clases se muestran de acuerdo con sus características de comportamiento para relacionarlas con el equipo conectado a la instalación, adicionalmente, otra línea de tiempo muestra el porcentaje de tiempo tomado por cada clase en cada hora del período de monitoreo de 24 horas.

### 3.4 Propagación de transitorios

El objetivo principal en esta sección es realizar un seguimiento de los transitorios a lo largo de la instalación eléctrica y verificar si se trata de eventos aislados o si el transitorio se propaga. Para esto, las señales de voltaje (v) y corriente (i) se adquieren durante varios días mediante el DAS y se analizan por separado en intervalos de diez minutos. El algoritmo desarrollado para este trabajo está formado por dos etapas. En la primera etapa, los resultados obtenidos en la cuarta y quinta descomposición de la transformada wavelet se suman para encontrar los eventos transitorios de acuerdo con la envolvente de señal. Una vez que se identifican los transitorios, se almacenan las señales de corriente y voltaje, además de la hora en que se produce el evento transitorio y se registra en una bitácora. Este proceso se lleva a cabo en cinco puntos diferentes de la instalación eléctrica, y los transitorios encontrados al mismo tiempo se registran para ser analizados.

En la segunda etapa, ya que los eventos transitorios se identifican y registran, el siguiente paso es analizar la señal de corriente del transitorio para calcular diferentes índices como Root Mean Square (RMS), Energía (E), Amplitud (A), Tiempo de Decaimiento (DT) y la entropía de la señal (ETPY) se calculan de acuerdo con (12), (13) y (14).

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum x^2}{n}} \quad (12)$$

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt \quad (13)$$

$$ETPY = -\sum_{i=1}^n p(x_i) \log_2(p(x_i)) \quad (14)$$

La amplitud es el valor máximo del transitorio y el DT es el tiempo en que el transitorio pasa de su valor máximo a cero.

El siguiente paso es analizar la bitácora creada por cada punto medido para encontrar el evento transitorio registrado al mismo tiempo con una diferencia de

tiempo ( $\Delta t$ ) de 140 milisegundos (*ms*). Este  $\Delta t$  es un valor de entrada propuesto para observar si los valores de los índices entre los transitorios dentro de  $\Delta t$  y el resto de ellos muestran diferencias notables entre sí. Cuando se encuentra una coincidencia, las señales de corriente y voltaje del transitorio se analizan para ver si el evento actual fue lo suficientemente fuerte como para afectar la señal de voltaje, y para determinar si el transitorio ubicado en un punto es un evento aislado, o si el transitorio se propaga a otros puntos en la instalación.

Para aplicar los casos de estudio, una vez que se calculan los índices y se clasifican los transitorios, se analizan las señales trifásicas de corriente y voltaje para probar si el transitorio afecta a más de una fase de corriente o si distorsiona la forma de onda del voltaje. Además, el promedio de los índices de los transitorios propagados y no propagados se comparan entre sí para encontrar diferencias entre los dos grupos de transitorios. Además, la asimetría y la curtosis de los índices también se calculan para notar si los valores de los índices son propensos a tener valores atípicos, o si están más cerca de un valor en particular.

### **3.5 Diagnostico**

El modelo para la obtención del diagnóstico se realiza mediante redes de Petri donde es necesario contar con la información de la clasificación de cargas, el análisis de propagación de transitorios, los diagramas eléctricos del hospital y la hora del día en la cual se adquirió la señal analizada en un tiempo dado. Con dicha información se realiza una estimación de los elementos conectados que podrían estar causando problemas en un momento dado.

## IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En esta sección se presentan los resultados obtenidos con diferentes pruebas, enfocadas a obtener los diferentes cambios en el tipo de carga que pueda tener una instalación eléctrica y los fenómenos transitorios que puedan llegar a propagarse en la misma red.

Debido a la colaboración que existe entre la UVA y SACYL la adquisición de datos para la experimentación se realizó en un Hospital de la región de Castilla y León (España); esta instalación es una construcción moderna con alrededor de 600 camas. La instalación eléctrica tiene una configuración trifásica, pero las líneas alimentan diferentes tipos de áreas con diferentes elementos conectados a la instalación, por esta razón el análisis se realiza con mediciones de fase única para obtener cargas individuales por cada línea. La adquisición de datos se realiza en unos pocos cuadros de distribución de carga con el fin de registrar el número máximo de variaciones de carga debido a la acción de conmutación en fuentes de alimentación, enchufes y equipos médicos. Para la adquisición de señales un DAS está instalado en el cuadro principal etiquetado como CG3. Desde este cuadro, hay catorce líneas secundarias conectadas, de las cuales se eligieron los cuadros secundarios CS301 y CS321 para el monitoreo. Un segundo sistema DAS está conectado al cuadro secundario CS301 que alimenta algunas salas de estar, enchufes eléctricos y almacenes; y un tercer DAS está conectado a la placa secundaria CS321, que alimenta las zonas comunes y los pasillos del nivel 3. La Figura 5 muestra la instalación del DAS en un cuadro eléctrico del hospital

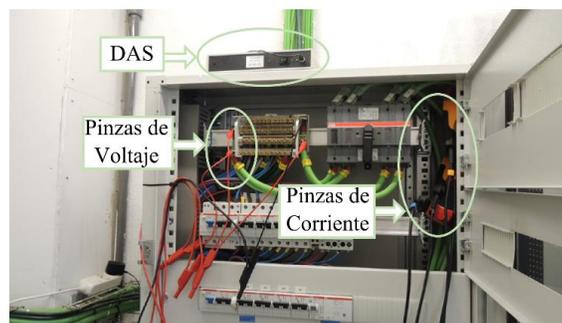


Figura 4-1. Instalación de DAS en un cuadro eléctrico.

## 4.1. Procesamiento de datos

Las pruebas y resultados aquí mostrados están enfocadas a determinar el correcto funcionamiento de la metodología propuesta para el procesamiento de las señales de corriente. La Figura 6 muestra los eventos localizados en la señal de corriente en el lapso de 24 horas de adquisición de datos. La línea roja en la Figura 6(a), (b) y (c) es el umbral del valor medio de desviación estándar de toda la señal y las líneas azules son los valores de desviación estándar para cada marca de tiempo de diez segundos. La Figura 6(a) cuadro principal CG3, la Figura 6(b) y 6(c) muestran el cuadro secundario SB301 y CS321.

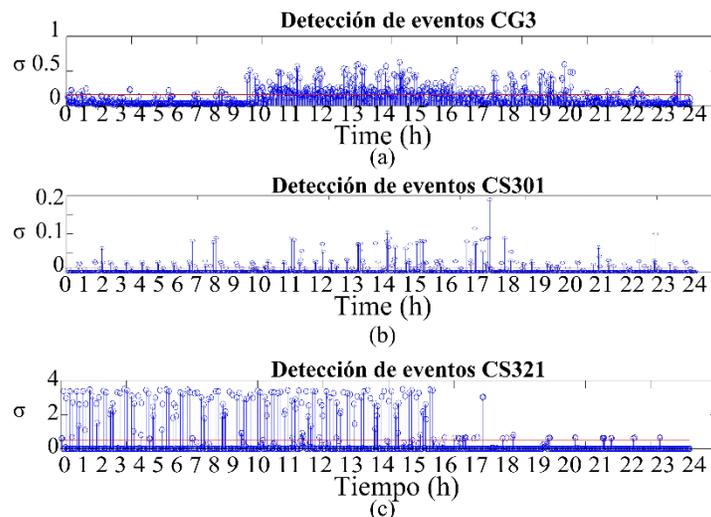


Figura 4-2. Detección de eventos con wavelet y ventana móvil.

## 4.2. Clasificación de tipos de carga

Las clases resultantes de la clasificación C-means se muestran con diferentes colores en un gráfico 3D, donde, el eje  $F1$  representa el tipo de carga en el que el lado negativo es para cargas capacitivas y el lado positivo para cargas inductivas. El eje  $F2$  es el porcentaje de contenido armónico y el eje  $F3$  es la diferencia  $I_{rms}$  entre un evento y el anterior. Además, el centroide de cada clase se representa con una marca (x) y se proyecta en el plano ( $F1, F2$ ) con una línea

vertical. Además del gráfico 3D, los resultados se muestran en líneas de tiempo donde las clases se representan con el mismo color que el gráfico 3D y el valor *I<sub>rms</sub>* en negro, y un gráfico donde el comportamiento de clase se muestra de acuerdo con los parámetros utilizados.

El cuadro principal CG3, Figura 7(a), tiene cuatro clases con un alto porcentaje de cargas resistivas. Sin embargo, estas clases se diferencian entre sí debido a sus valores de THD e *I<sub>rms</sub>*, respectivamente. Los altos niveles de THD en las clases C2 y C3 se deben a la acción de conmutación en las fuentes de alimentación de las zonas de comunes y la bahía médica. Las clases C1 y C4 se diferencian por el valor de *I<sub>rms</sub>*. El gráfico de tiempo para el CG3 Figura 7(b) muestra que de las 7 a las 19 horas las clases son más variables en el tiempo.

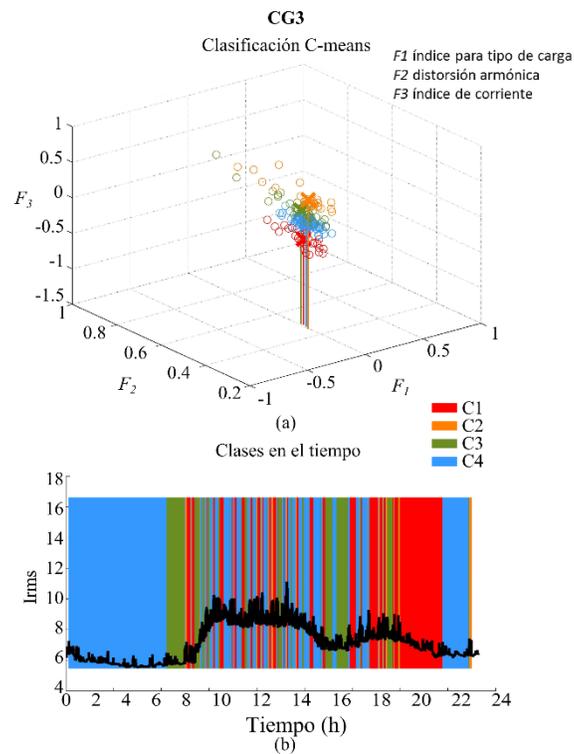


Figura 4-3. Resultados del CG3, (a) clasificación C-means y (b) clases en el tiempo.

Para el cuadro secundario CS301, la Figura 8(a) muestra que los elementos están más dispersos y el número de clases generadas es más alto que en CG3. La clase C6 muestra elementos con la presencia de cargas inductivas y el resto de

las clases muestran elementos con cargas resistivas, pero con diferente porcentaje de contenido armónico. La gráfica de tiempo para el cuadro CS301 en la Figura 8(b) muestra el cambio de cargas resistivas a inductivas a las 6:00 y a las 21:00 horas aproximadamente; además en las 8:00 y las 23:00 horas, las cargas vuelven a ser resistivas. De acuerdo con los planos eléctricos, este comportamiento seguramente es causado por la acción de algunos motores de CA conectados en las áreas de almacenes.

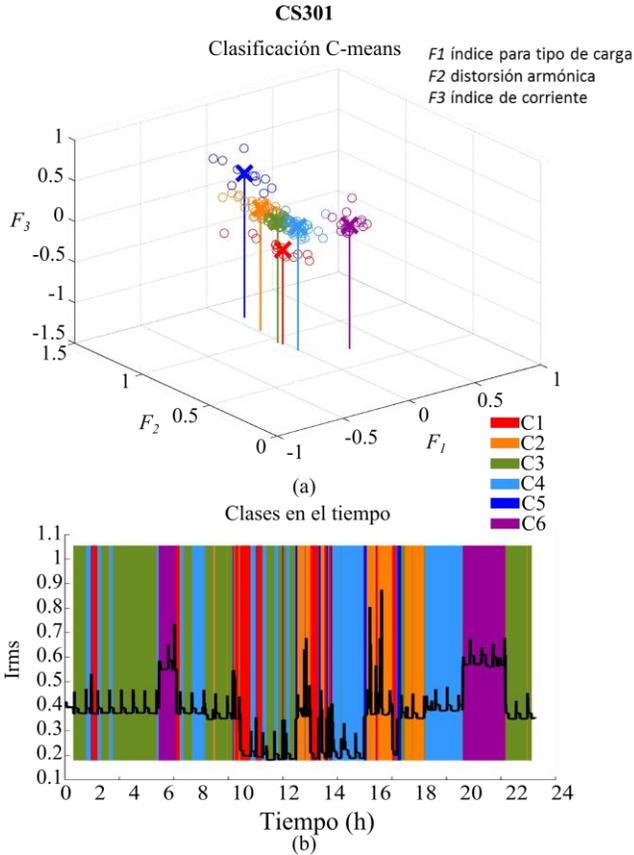


Figura 4-4. Resultados del CS301, (a) clasificación C-means (b) clases en el tiempo.

Para el cuadro secundario CS321, la Figura 9(a), muestra que tiene elementos más dispersos en la clasificación, y en consecuencia, las clases creadas son más. Las cargas inductivas presentes en C5 y C8 pueden estar relacionadas con la actividad de los equipos de limpieza y mantenimiento utilizados en las zonas comunes. C1 y C6 son las clases con más presencia de

THD, y C3 es una clase con cargas equilibradas y muy bajo contenido de armónicos. El gráfico de tiempo del cuadro secundario CS321 de la Figura 9(b) es más homogéneo debido a la dispersión de datos y las clases generadas. Sin embargo, es posible identificar cuatro grupos de tiempo principales.

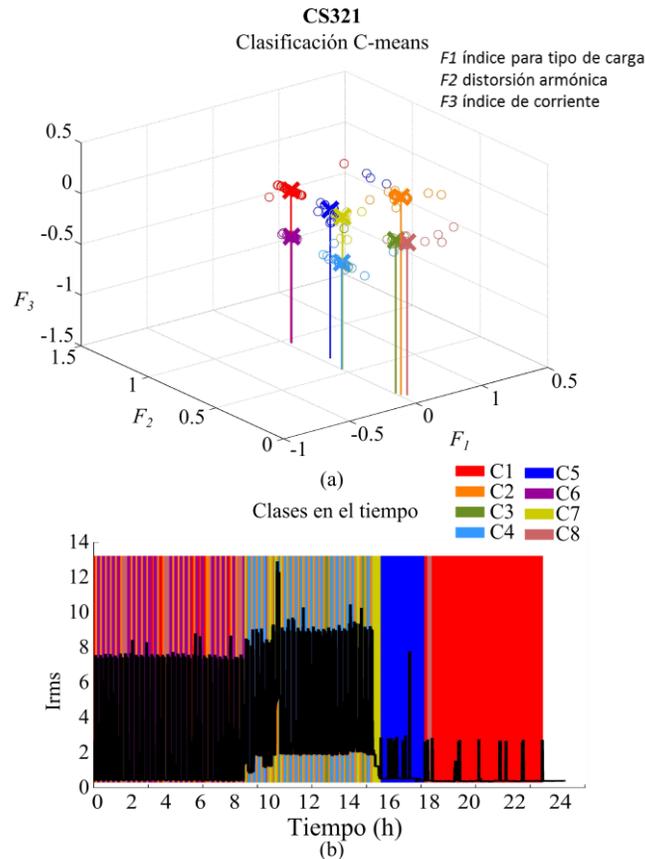


Figura 4-5. Resultados del CS321, (a) clasificación C-means (b) clases en el tiempo.

La Figura 10 muestra el comportamiento de cada clase generada de acuerdo con los parámetros utilizados en la clasificación C-means. Se genera un número de ID sobre las barras mostradas en la Figura 10(a), (b) y (c) como firma eléctrica para cada clase a través de la suma de los valores medios de los parámetros. Además, la Figura 10 muestra el porcentaje de tiempo en cada hora en el lapso de 24 horas de adquisición de datos.

Las clases en el cuadro CG3 de la Figura 10(a) muestran un nivel similar de  $F2$  y  $F1$  con diferentes variaciones en  $F3$ . Los aumentos positivos en  $F3$  indican el

aumento en el uso de dispositivos conectados al cuadro principal, y el aumento negativo está en concordancia con la desconexión de dispositivos en la instalación. La Figura 10(d) muestra alta actividad de 7h a 20h; esto está en sintonía con las horas de trabajo en cardiología, consultorios médicos y zonas comunes. De acuerdo con el comportamiento mostrado en la Figura 10(a) y la actividad en la Figura 10(d), las clases C2 y C3 deben estar asociadas con el uso de equipos médicos especializados, C1 con equipo informático y C4 con máquinas expendedoras y luces en general.

Para el cuadro CS301 en la Figura 10 (b), las clases de C1 a C5 muestran niveles muy altos en  $F2$  y valores cercanos a cero para  $F1$ ; este comportamiento está estrechamente relacionado con el uso de fuentes de alimentación conmutadas. El incremento de  $F1$  en la clase C6 sugiere la presencia de cargas inductivas relacionadas al uso de motores de CA. En la Figura 10(e) las clases C1 y C5 muestran la conexión y desconexión de equipo de 6h a 18h. Además, la presencia de cargas inductivas se divide en dos períodos, uno de 5h a 6h y otro de 21h a 23h; esto se puede correlacionarse con los trabajos del personal de mantenimiento en los almacenes.

La Figura 10 (c) muestra altas variaciones en  $F2$  y  $F3$  entre algunas clases. Para las clases C1 y C6, el incremento en  $F2$  debe estar vinculado a la acción de balastras en los salas y corredores. Las clases C5 y C8 pueden asociarse con el equipo utilizado para las tareas de limpieza en los pasillos y zonas comunes. Además, las clases C2 y C4 muestran la acción de encendido y apagado de las máquinas expendedoras en los pasillos. En la Figura 10(f) es posible identificar las horas de trabajo del personal de 8h a 18h donde la presencia de diferentes clases es evidente. De 1h a 7h y de 18 a 24h, el incremento en el uso de luces también es evidente. Además, de 15h a 17h, la alta presencia de la clase C5 sugiere el cierre en algunas áreas para las tareas de mantenimiento y limpieza.

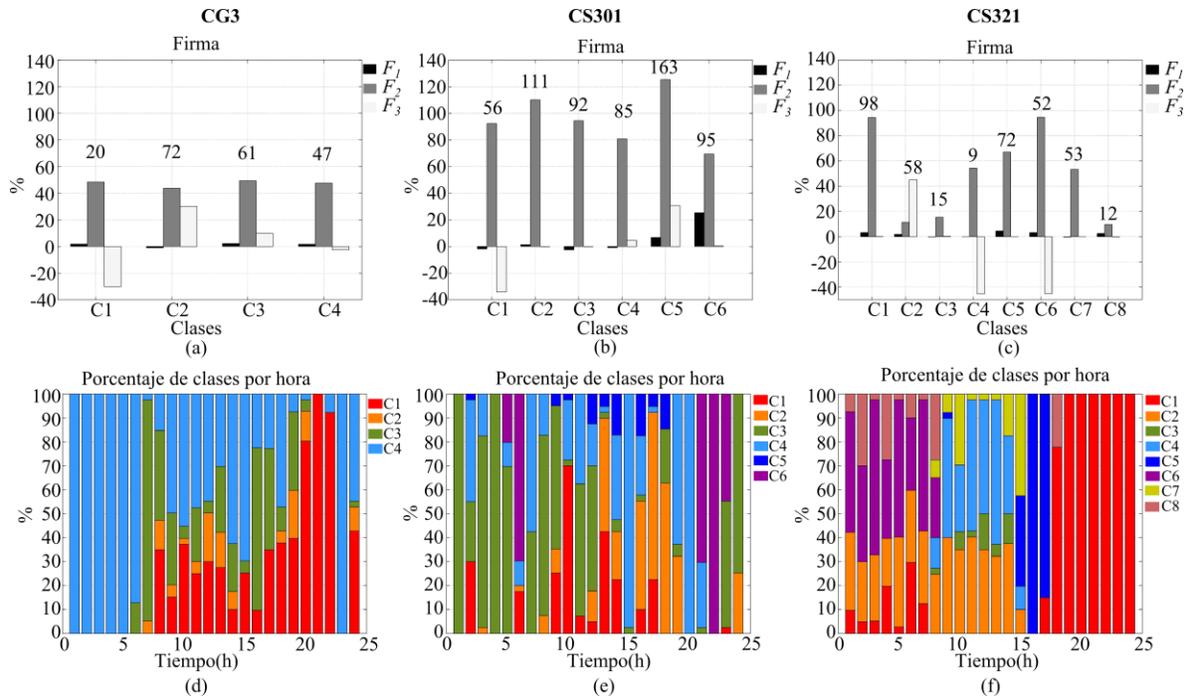


Figura 4-6. Comportamiento de clase y porcentaje por clase: (a) comportamiento de clases en CG3, (b) comportamiento de clases en CS301, (c) comportamiento de clases en CS321, (d) porcentaje de clases por hora en CG3, (e) porcentaje de clases por hora en CS301 y (f) porcentaje de clase por hora en CS321.

### 4.3. Propagación de transitorios

Un ejemplo de los resultados obtenidos de la búsqueda de transitorios en los cinco puntos monitoreados y dentro de la tolerancia  $\Delta t$  se muestran en el Cuadro 1, donde la primera y la segunda columnas indican los cuadros secundarios y el canal trifásico (A, B o C) involucrado en la propagación del transitorio, y la tercera columna muestra el momento en que ocurre el transitorio. Por ejemplo, en la primera fila, el código CS631-A significa que los transitorios tienen lugar en el cuadro secundario CS631 en la fase A.

Cuadro 4-1. Bitácora de transitorios.

| <u>CS-fase.</u> | <u>CS-fase</u> | <u>Tiempo 24h</u> |
|-----------------|----------------|-------------------|
| CS631-A         | CS632-A        | 7:58:6            |
| CS631-A         | CS633-C        | 14:21:15          |
| CS633-C         | CS631-A        | 14:16:7           |
| CS624-A         | CS631-A        | 16:4:56           |
| CS624-A         | CS631-A        | 16:4:56           |

Los resultados del análisis de la bitácora se presentan en diferentes casos. La Figura 11 muestra las señales de corriente y tensión en el momento en que tiene lugar un transitorio en los cuadros secundarios CS624 y CS631. La Figura 11 (a) muestra la señal de corriente de los canales B y C, en este caso el transitorio en la señal azul punteada se origina en el canal B con una amplitud de 68A y un tiempo de decaimiento de aproximadamente 0.5ms, el transitorio es lo suficientemente fuerte como para impactar y distorsionar la señal de voltaje y al canal de corriente C como se muestra en la Figura 11 (a). La Figura 11 (b) muestra la señal de corriente y voltaje del transitorio registrado unos pocos milisegundos después en el cuadro CS631 con una amplitud de 0.15A y un tiempo de decaimiento de aproximadamente 0.75ms. La Figura 11 (c) muestra la ubicación del cuadro CS624 en el nivel 2 de la instalación eléctrica, y la Figura 11 (d) muestra la ubicación del cuadro CS631 en el nivel 3. En este caso, los cuadros secundarios están ubicados en niveles y áreas diferentes, además el CS624 alimenta las áreas de administración y servicios, y es posible que el transitorio pueda generarse por la acción de encendido-apagado del equipo de oficina o mantenimiento, el CS631 alimenta las salas en el nivel 3 y es posible que el transitorio en CS624 impacte como un parpadeo en las luces conectadas al CS631.

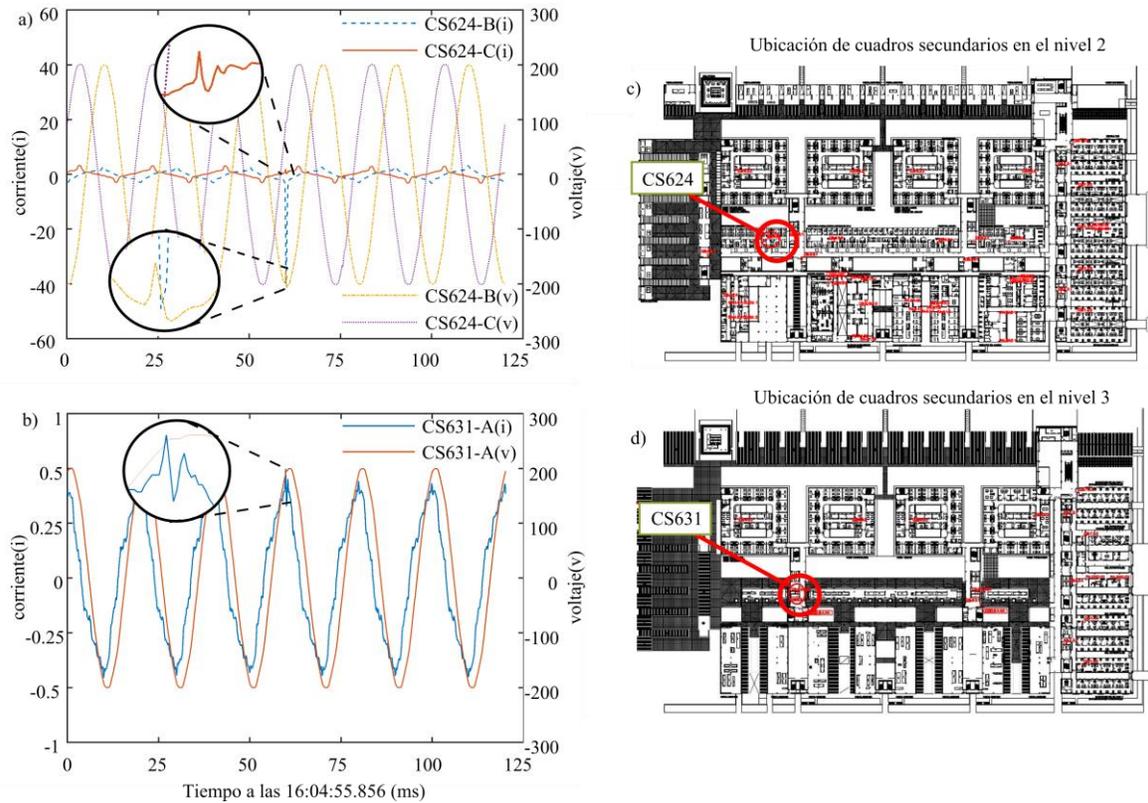


Figura 4-7. Transitorio propagado de CS264 a CS631: (a) transitorio en CS624 fase B, (b) transitorio en CS631 fase A, (c) ubicación de cuadros en el nivel 2 y (d) ubicación de cuadros en el nivel 3.

Un ejemplo diferente de transitorios registrados al mismo tiempo con características similares se muestra en la Figura 12. En este caso, la Figura 12(a) muestra un transitorio en el cuadro secundario CS632 con aproximadamente 5A de amplitud y 0,5 ms de tiempo de decaimiento, además se registró un impacto en la señal de voltaje debido al transitorio en la corriente. La Figura 12(b) muestra un transitorio de corriente registrado 20ms antes en una fase diferente que el transitorio en la Figura 12(a) con amplitud 0.3A y 1.5ms de tiempo de decaimiento, en este caso la señal de voltaje no tiene distorsión aparente. La Figura 12(c) y la Figura 12(d) muestran la ubicación de los cuadros CS632 y CS631 respectivamente, en este caso ambas cuadros secundarios están ubicados en el mismo nivel en diferentes áreas, en este nivel el CS632 alimenta el área de hospitalización y es posible que el transitorio sea generado por equipos médicos o

de enfermería y se vea reflejado en el CS631 de la misma manera que el CS624 con un parpadeo en las luces de los pasillos en el nivel 3.

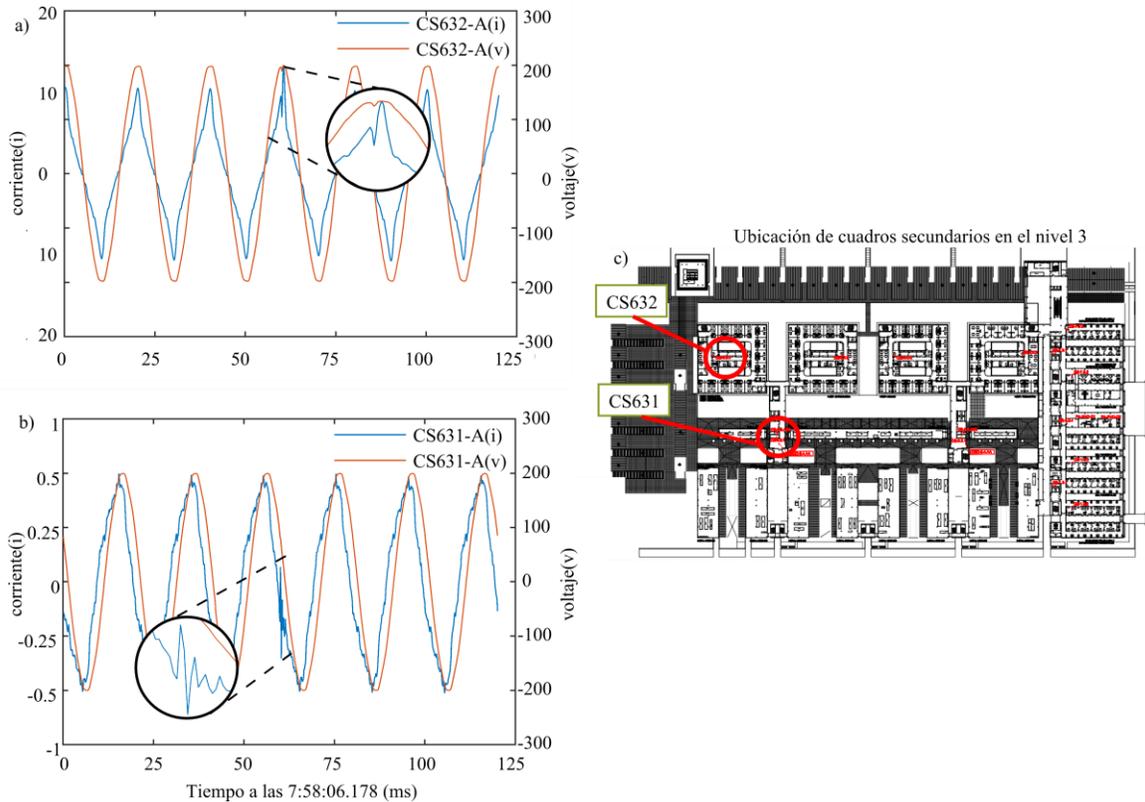


Figura 4-8. Transitorio propagado de CS632 a CS631: (a) transitorio en CS632 fase A, (b) transitorio en CS631 fase A y (c) ubicación de cuadros en el nivel 3.

Un caso diferente de transitorio propagado se muestra en la Figura 13 donde el transitorio se origina en el cuadro general CG6 en el canal B y el otro se registra en el cuadro secundario CS631 en el canal C. La Figura 13(a) presenta un transitorio de corriente en CG6 con 45A amplitud y tiempo de decaimiento de aproximadamente 0.75ms y muestra la señal de voltaje distorsionada debido al transitorio en la corriente. El transitorio en la Figura 13(b) tiene una amplitud 0.06A y un tiempo de decaimiento de 0.625ms, en este caso la distorsión en la señal de voltaje causada por el transitorio de corriente es aparentemente nula, sin embargo, un filtro tipo notch sobre la frecuencia fundamental (50 Hz) se aplica en la señal de voltaje para evidenciar dónde tiene lugar la distorsión en el voltaje. Figura 13(c)

muestra la ubicación del cuadro principal en el nivel 1 y la Figura 13(d) muestra la ubicación del cuadro CS631, en este caso el transitorio está registrado en la placa principal, por esta razón podría generarse debido a la acción de encendido-apagado de algunos equipos en un cuadro secundario fuera de los puntos medidos y propagarse al CS631 en el nivel 3, pero también es posible que el transitorio se propague a cuadro diferente fuera de los puntos monitoreados.

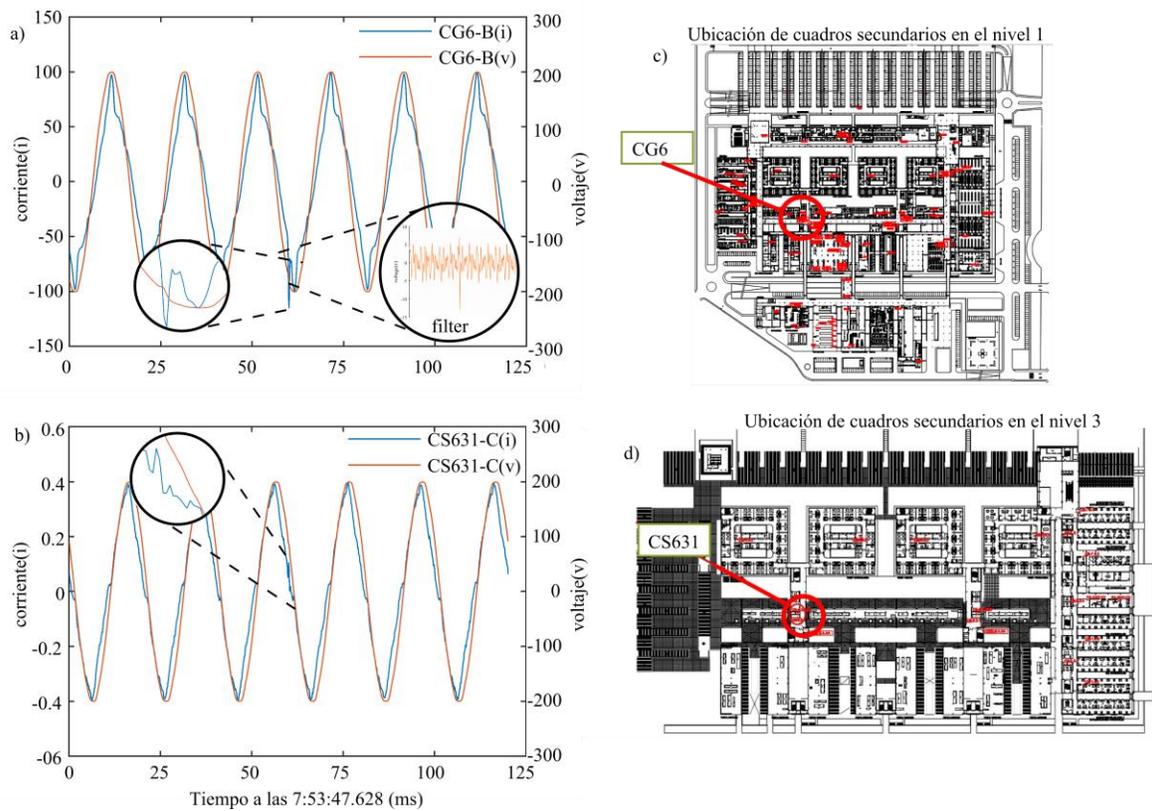


Figura 4-9. Transitorio propagado de CG6 a CS631: (a) transitorio en la fase B de CG6, (b) transitorio en la fase C de CS631, (c) ubicación de los cuadros en el nivel 1 y (d) ubicación cuadros en el nivel 3.

La Figura 14 muestra dos casos en los que los transitorios no se propagan a otros puntos medidos, en este caso los transitorios están en los cuadros secundarios CS631 y CS633 en el nivel 3. La señal en la Figura 14(a) tiene una amplitud de 0.53A y tiempo de decaimiento de 1.5ms, y el transitorio en la Figura 14(c) tiene una amplitud de 18.41A y un tiempo de decaimiento de

aproximadamente 0.125ms. La figura 14(b) muestra las señales de corriente en el resto de los cuadros secundarios medidos, donde el transitorio no está presente. Por otro lado, la Figura 14(d) muestra las señales de corriente en los otros cuadros al mismo tiempo que la Figura 14(c), en este caso el transitorio no está presente. Algunas observaciones sobre estos transitorios son: en el caso de la Figura 14(a), la amplitud es relativamente baja, inferior a 0,6 A, y el tiempo de decaimiento es superior a 1ms. Por otro lado, en el transitorio de la Figura 14(c), la amplitud es relativamente alta con 18.41A, pero el tiempo de decaimiento es menor que en los transitorios propagados, menos de 0.15ms. Es posible que la duración del transitorio sea demasiado corta para propagarse y ocurra lo mismo con la amplitud en el transitorio de la Figura 14(a). Las ubicaciones de cuadros monitoreados se muestran en la Figura 14(e), (f) y (g).

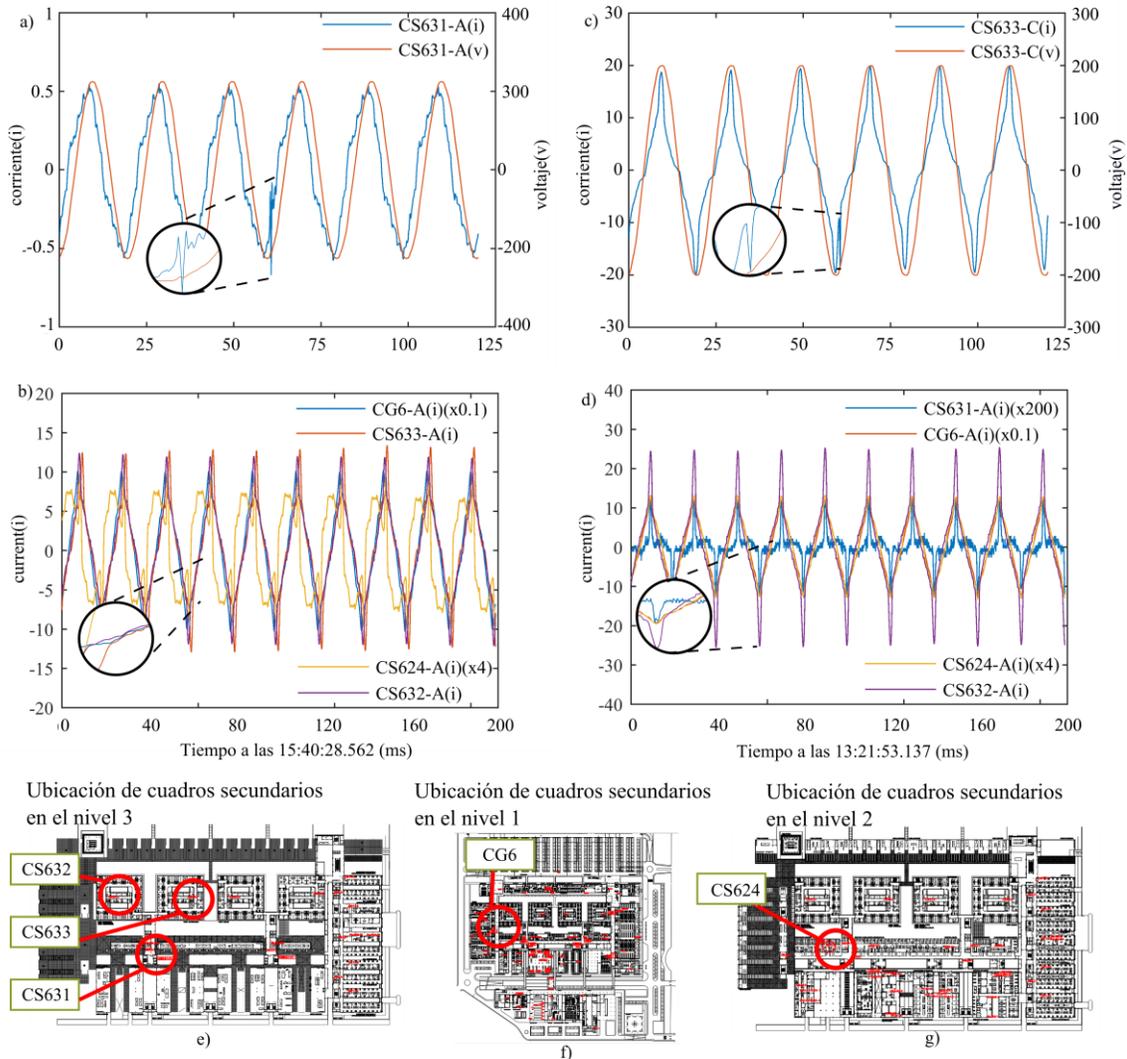


Figura 4-10. Transitorios no propagados: (a) transitorios en CS631 fase A, (b) señal de corriente en la fase A de CG6, CS633, CS624 y CS632, (c) transitorios en CS633 fase C, (d) señal de corriente en la fase A de CG6, CS631, CS624 y CS632, (e) ubicación de los cuadros en el nivel 3, (f) ubicación de los cuadros en el nivel 1 y (g) ubicación de los cuadros en el nivel 2.

Para analizar los transitorios como un grupo de datos y para diferenciarlos entre sí, el RMS, E, A, DT y ETPY se calculan y se comparan entre sí. Los transitorios encontrados en estos dos días son aproximadamente 8811 de los cuales 38 están dentro de  $\Delta t$  y por esta razón se consideran transitorios propagados. El cuadro 2 muestra el promedio obtenido de los índices para contrastar los valores de los transitorios propagados con los no propagados.

Cuadro 4-2. Promedio de índices para transitorios propagados y no propagados.

| Día | Transitorio   | RMS | E    | A    | DT   | ETPY |
|-----|---------------|-----|------|------|------|------|
| 1   | propagados    | 25  | 6943 | 19.6 | 0.71 | 7.63 |
| 1   | No propagados | 12  | 951  | 7.4  | 0.59 | 9.32 |
| 2   | propagados    | 25  | 6943 | 19.6 | 0.71 | 7.60 |
| 2   | No propagados | 12  | 952  | 7.4  | 0.59 | 9.37 |

Además, algunos estadísticos de orden superior como skewness mostrada en el cuadro 3 y kurtosis mostrada en el cuadro 4 se calculan a partir de transitorios propagados y no propagados para observar la forma de la dispersión de los datos y diferenciarlos entre sí como un grupo de datos.

Cuadro 4-3. Skewness.

|                | RMS   | E   | A    | DT  | ETPY | RMS   | E   | A    | DT  | ETPY |
|----------------|-------|-----|------|-----|------|-------|-----|------|-----|------|
|                | Day 1 |     |      |     |      | Day 2 |     |      |     |      |
| Propagated     | 1.2   | 1.5 | 0.8  | 0.9 | 0.46 | 2.1   | 2.4 | 2.1  | 0.7 | -0.6 |
| Non-propagated | 2.2   | 2.8 | 14.7 | 2.7 | 9.32 | 4.8   | 5.1 | 24.6 | 7.2 | 2.3  |

Cuadro 4-4. Kurtosis.

|                | RMS   | E   | A     | DT   | ETPY  | RMS   | E    | A     | DT   | ETPY |
|----------------|-------|-----|-------|------|-------|-------|------|-------|------|------|
|                | Day 1 |     |       |      |       | Day 2 |      |       |      |      |
| Propagated     | 2.9   | 4.0 | 2.0   | 2.7  | 1.7   | 6.8   | 7.3  | 7.5   | 3.1  | 2.5  |
| Non-propagated | 6.9   | 9.8 | 330.9 | 11.4 | 18.14 | 28.8  | 30.9 | 662.0 | 86.2 | 6.8  |

Los resultados presentados en cuadros son útiles para demostrar la diferencia como grupo entre los transitorios considerados como propagados y el resto de ellos, por ejemplo, los transitorios propagados son susceptibles de presentar los valores más altos en RMS, E, A y DT. Además, de acuerdo con la skewness, el grupo de transitorios no propagados presenta un mayor nivel de asimetría e inclinación hacia el lado izquierdo de la forma de dispersión sobre todo en los índices A, DT y ETPY, este lado corresponde a los valores más pequeños de los índices de los transitorios. De acuerdo con la kurtosis, los índices de transitorios propagados están más cerca de 3, esto significa que los valores tienen menos dispersión de datos y están más cerca del grupo medio de la población, además el grupo de transitorios propagados es menos atípico que el grupo de transitorios no propagados.

#### **4.4. Diagnóstico**

La red de Petri obtenida para el modelo de diagnóstico se muestra en la Figura 15. Donde se puede observar los dos procesos paralelos que se realizan sobre los datos obtenidos para llegar a la emisión del diagnóstico. Por ejemplo, si se tiene presencia de las clases C1, C2 y C4, no existe presencia de transitorios propagados y estamos dentro de las horas laborables del hospital es probable que en los disturbios en ese momento dado estén involucradas las máquinas expendedoras ubicadas en los pasillos y áreas comunes del hospital.

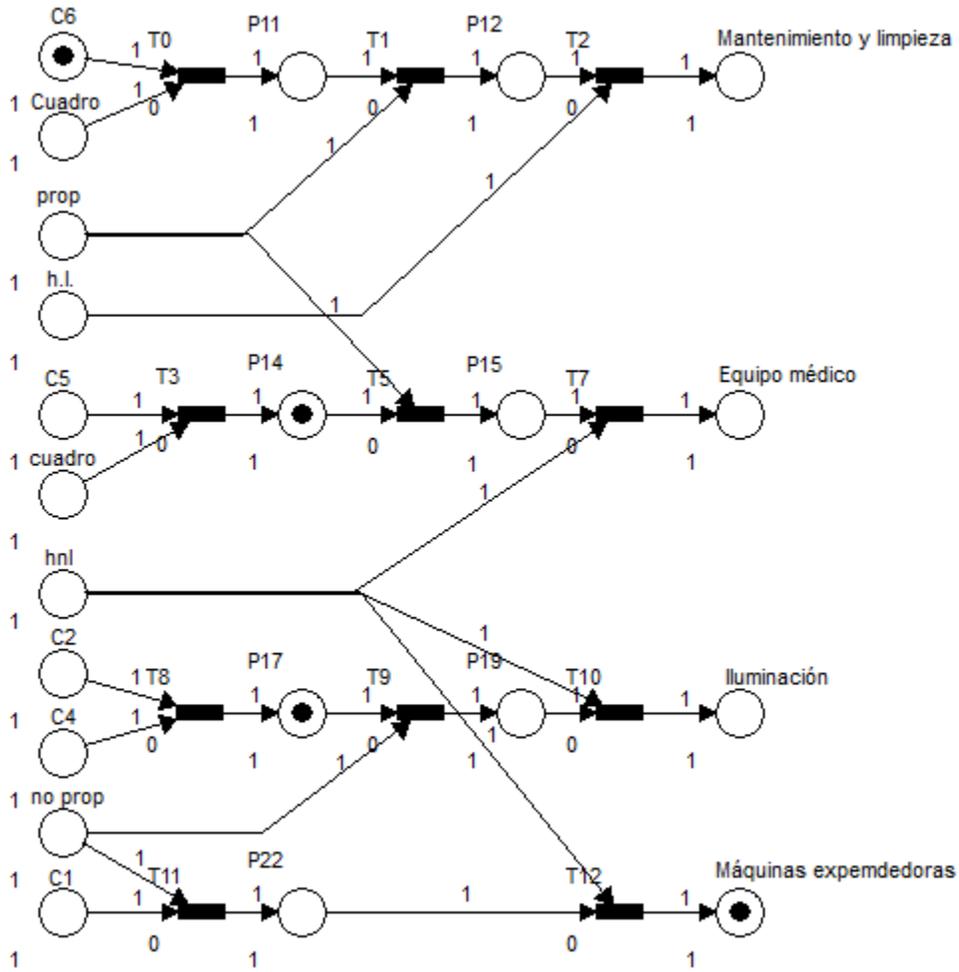


Figura 4-11. Red de Petri para el modelo de diagnóstico.

## II. CONCLUSIONES.

---

En este trabajo se presenta una nueva metodología para la generación de modelos de diagnóstico que pueden ser aplicados en instalaciones eléctricas de edificios no residenciales. La metodología propuesta permite acotar las posibles causas de la generación de interferencias de equipo eléctrico y generación de fenómenos transitorios que pueden afectar la instalación eléctrica. Además, esta metodología permite identificar eventos de baja potencia debido al tamaño de la estampa de tiempo. Con la integración EPQ, es posible clasificar los tipos de carga en una instalación eléctrica durante un período de tiempo determinado. También, es posible relacionar las clases resultantes de la clasificación C-means con los equipos en la instalación y asignarles una firma eléctrica.

Para los casos analizados en este trabajo, el cuadro eléctrico principal presenta un mayor porcentaje de cargas resistivas. Sin embargo, en el análisis realizado sobre los cuadros secundarios, la presencia de cargas inductivas es evidente, especialmente en los cuadros que alimentan áreas con enchufes libres, tales como zonas comunes en bahías médicas y salas de acceso público.

A diferencia de los trabajos publicados más recientemente, la metodología propuesta se puede aplicar en edificios no residenciales. La clasificación de eventos se centra en los tipos de carga en la instalación y relacionados con el equipo conectado a ella. El uso de un sistema de adquisición de datos propietario permite la adquisición de una gran cantidad de datos de corriente y voltaje para ser procesados.

En el caso de la propagación de transitorios, se presenta un algoritmo para analizar varios puntos en una instalación eléctrica no residencial y encontrar eventos transitorios que pueden propagarse de un punto a otro. Con la metodología presentada se ubicaron eventos transitorios en diferentes puntos de la instalación y se relacionaron entre sí para encontrar transitorios propagados en diferentes áreas de la instalación eléctrica. El uso de cinco DAS permite el seguimiento de transitorios de un punto a otro. La combinación de la transformada

wavelet y el RMS, E, A y DT son útiles para identificar los valores de los índices en los que se podría propagar un transitorio.

En los días analizados, los índices calculados para el grupo de transitorios propagados tienen la tendencia a ser más altos que los transitorios no propagados, sobre todo en el RMS, E y A. Además, la aplicación de algunos estadísticos de orden superior como la kurtosis y la skewness a los valores de los índices en los transitorios permiten observar una notable diferencia entre ambos grupos de transitorios.

La información generada de la clasificación de cargas a través del tiempo, la identificación de fenómenos transitorios y su propagación, la información de las zonas alimentadas por los cuadros eléctricos monitoreados, y el conocimiento de la hora del día en la que se generan los cambios de carga y se presentan los transitorios es fundamental para la construcción del modelo de diagnóstico mediante la red de Petri.

# Referencias

---

- Abdelazeem, A. A., Azza, A. E., Abdelhay, A. S. 2012. Characterization of power quality disturbances using hybrid technique of linear Kalman filter and fuzzy-expert system. *Electric Power Systems Research*. Vol. 83, pp. 41-50.
- Arteaga, B. C., González, M. M. 2001. Diagnóstico en desarrollo comunitario. Universidad Nacional Autónoma de México. pp. 82-106.
- Basu, K., Debusschere, V., Bacha, S., Maulik, U., Bondyopadhyay, S. 2015. Nonintrusive Load Monitoring: A Temporal Multilabel Classification Approach. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. Vol 11, No 1, pp. 262-270.
- Basu, K., Debusschere, V., Ahlame, D., H., Bacha, S. 2015. Time series distance-based methods for non-intrusive load monitoring in residential buildings. *Energy and Buildings*. Vol 96, pp. 109-117
- Betancourt, R., Delgadillo A. 2010. Sistemas de Monitoreo y Modelos de Diagnóstico en Línea para Transformadores de potencia. Consejo Internacional de Grandes Sistemas Electricos (CIGRE).
- Biswal, B., Biswal, M., Jalaja, R. 2014. Automatic Classification of Power Quality Events Using Balanced Neural Tree. *IEEE Transactions on Industrial electronics*, Vol. 61, No 1, pp. 521-530.
- Cheng, I. 2012. Virtual Multifunction Power Quality Analyzer Based on Adaptive Linear Neural Network. *IEEE Transactions on Industrial electronics*, Vol. 59, No 8, pp. 3321-3329.
- Decanini, J., Tonelli, M. S., Malange, F., Minussi, C. 2011. Detection and classification of voltage disturbances using a Fuzzy-ARTMAP-wavelet network. *Electric Power Systems Research*. Vol. 81, pp. 2057-2065.
- Dong, X., Wang, Z., Qiu, B., Chen, L., Liu, Y. 2001. Internet Based Virtual Hospital Architecture for Power Equipment. *Power Engineering Society Winter Meeting, 2001. IEEE*. Vol. 2, pp. 841-846.
- Dong, L., Xiao, D., Liu, Y. 2003. The Clustering Rule Based Data Mining Fault Diagnosis in Internet Based Virtual Hospital for Power Equipment. *Proceedings of the 7th International Conference on Properties and Applications of Dielectric Materials*. Vol. 1, pp 356-359.

- Fritzen, P. C., Cardoso, G., Zauk, J. M., de Moraes, A. P., Beserra, U. H., Beck, J. A. 2010. Alarm Processing and Fault Diagnosis in Power Systems Using Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms. Industrial Technology (ICIT), 2010 IEEE International Conference on. Pp. 891-896, ISBN 978-1-4244-5695-6.
- Granados-Lieberman, D., Valtierra-Rodriguez, M., Morales-Hernandez, L. A., Romero-Troncoso, R. J., and Osornio-Rios, R. A. 2013. A Hilbert Transform-Based Smart Sensor for Detection, Classification, and Quantification of Power Quality Disturbances. *Sensors*. 13: 5507-5527.
- Granados-Lieberman, D., Romero-Troncoso, R. J., Osornio-Rios, R. A., García-Perez A., Cabal-Yepez E. 2010. Techniques and methodologies for power quality analysis and disturbances classification in power systems: a review. *IET Generation, Transmission & Distribution*. Vol. 5, Iss. 4, pp. 519–529
- Herrera, V. 2014. Correlación. Texas Instruments education.
- IEEE Std 1159 (1995) IEEE Recommended Practices for Monitoring Electric Power Quality.
- Li, W., Zhu, Z., Jiang F., Zhou, G., Chen, G. 2014. Fault diagnosis of rotating machinery with a novel statistical feature extraction and evaluation method. *Mechanical Systems and Signal Processing*. Vol 50-51, pp. 414-426.
- Lin, Y., H., Tsai, M., S. 2014. Non-Intrusive Load Monitoring by Novel Neuro-Fuzzy Classification Considering Uncertainties. *IEEE Transactions on Smart Grid*. Vol 5, No 5, pp. 2376-2384.
- López, A, P. 2002. Tesis, Desarrollo y validación de un modelo causal de diagnóstico de la gestión organizacional hacia la calidad percibida en Títulos. Universidad Academia
- Meng, L., Xiang, J., Wang, Y., Jiang, Y., Gao, H. 2014. A hybrid fault diagnosis method using morphological filter–translation invariant wavelet and improved ensemble empirical mode decomposition. *Mechanical Systems and Signal Processing*. Vol 50-51, pp. 101-115.
- Okan, O., Turgay, Y., Irfan, G., Unal, K. 2013. A new classification for power quality events in distribution systems. *Electric Power Systems Research*. Vol. 95, pp. 192-199.
- Ramirez, N., J. 2013. Modelos de diagnóstico de equipo eléctrico y su importancia en las redes eléctricas inteligentes. *Boletín IIE (Instituto de Investigaciones Eléctricas)* enero-marzo, Vol 37m núm 1, ISSN 0185-0059.

- T. D. Huang, Wen-Sheng Wang, and Kuo-Lung Lian. 2015. New Power Signature for Nonintrusive Appliance Load Monitoring. *IEEE Transactions on smart grid*. Issue 99.
- Saucedo, M., D, Taxis, V., J, Flores, C., Z. 2008, Tesis Factores que afectan la calidad de la energía y su solución. Instituto Politécnico Nacional.
- Soo, H. C., Gilsoo, J., Sae, H. K. 2010. Time-Frequency Analysis of Power-Quality Disturbances via the Gabor–Wigner Transform. *IEEE Transactions on power delivery*, Vol. 25, pp. 494-499.
- Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires (UNICEN). 2006. Introducción a la transformada wavelet. Clase 0.
- Valtierra-Rodriguez, M., Osornio-Rios, R. A., Garcia-Perez, A., Romero-Troncoso, R. J. 2013. FPGA-based neural network harmonic estimation for continuous monitoring of the power line in industrial applications. *Electric Power Systems Research*. Vol. 98, pp. 51-57.
- Valtierra-Rodriguez, M., Romero-Troncoso, R. J., Garcia-Perez, A., Granados-Lieberman, D., Osornio-Rios, R. A. 2013 a. Reconfigurable instrument for neural-network-based power-quality monitoring in 3-phase power systems. *IET Gener. Transm. Dis.* Vol. 7, Iss. 2, pp. 1498-1507.
- Valtierra-Rodriguez, M., Romero-Troncoso, R. J., Osornio-Rios, R. A., and Garcia-Perez, A. 2014. Detection and classification of single and combined power quality disturbances using neural networks. *IEEE Transactions on Industrial electronics*, Vol. 61, No. 5, pp. 2473-2482.
- Wang, T., Zhang, G., Zhao, J., He, Z., Wang, J. and Pérez M. J. Fault Diagnosis of Electric Power Systems Based on Fuzzy Reasoning Spiking Neural P Systems. *IEEE Transactions on power systems*, Volume:PP, Vol. 99, pp.1-13.
- Zhang, J., Ma, W., Lin, J., Ma, L., Jia, X. 2014. Fault diagnosis approach for rotating machinery based on dynamic model and computational intelligence. *Measurement*. Vol 59, pp. 73-87.
- Alabau, A. 1992. *Teleinformática y redes de computadores*. Gráficas 92, s.a. (2da. Ed.). Barcelona, España. 291p.
- T. Lovett, J.H. Lee, E. Gabe-Thomas, S. Natarajan, M. Brown, J. Padget, D. Coley, Designing sensor sets for capturing energy events in buildings, *Build. Environ.* 110 (2016) 11–22. doi:10.1016/j.buildenv.2016.09.004.
- K. Basu, V. Debusschere, A. Douzal-Chouakria, S. Bacha, Time series distance-based methods for non-intrusive load monitoring in residential buildings, *Energy Build.* 96 (2015) 109–117. doi:10.1016/j.enbuild.2015.03.021.

- A. Di Giorgio, L. Pimpinella, An event driven Smart Home Controller enabling consumer economic saving and automated Demand Side Management, *Appl. Energy*. 96 (2012) 92–103. doi:10.1016/j.apenergy.2012.02.024.
- R. Senra, W.C. Boaventura, E.M.A.M. Mendes, Assessment of the harmonic currents generated by single-phase nonlinear loads, *Electr. Power Syst. Res.* 147 (2017) 272–279. doi:10.1016/j.epsr.2017.02.028.
- L. Sainz, J. Balcells, Harmonic interaction influence due to current source shunt filters in networks supplying nonlinear loads, *IEEE Trans. Power Deliv.* 27 (2012) 1385–1393. doi:10.1109/TPWRD.2012.2187314.
- G.-H. Gwon, C.-H. Kim, Y.-S. Oh, C.-H. Noh, T.-H. Jung, J. Han, Mitigation of voltage unbalance by using static load transfer switch in bipolar low voltage DC distribution system, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 90 (2017) 158–167. doi:10.1016/j.ijepes.2017.02.009.
- A. Cominola, M. Giuliani, D. Piga, A. Castelletti, A.E. Rizzoli, A Hybrid Signature-based Iterative Disaggregation algorithm for Non-Intrusive Load Monitoring, *Appl. Energy*. 185 (2017) 331–344. doi:10.1016/j.apenergy.2016.10.040.
- T. Hassan, F. Javed, N. Arshad, An empirical investigation of V-I trajectory based load signatures for non-intrusive load monitoring, *IEEE Trans. Smart Grid.* 5 (2014) 870–878. doi:10.1109/TSG.2013.2271282.
- T.D. Huang, W.S. Wang, K.L. Lian, A New Power Signature for Nonintrusive Appliance Load Monitoring, *IEEE Trans. Smart Grid.* 6 (2015) 1994–1995. doi:10.1109/TSG.2015.2415456.
- C. Belley, S. Gaboury, B. Bouchard, A. Bouzouane, Nonintrusive system for assistance and guidance in smart homes based on electrical devices identification, *Expert Syst. Appl.* 42 (2015) 6552–6577. doi:10.1016/j.eswa.2015.04.024.
- T.K. Nguyen, E. Dekneuvel, G. Jacquemod, B. Nicolle, O. Zammit, V.C. Nguyen, Development of a real-time non-intrusive appliance load monitoring system: An application level model, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 90 (2017) 168–180. doi:10.1016/j.ijepes.2017.01.012.
- I. Abubakar, S.N. Khalid, M.W. Mustafa, H. Shareef, M. Mustapha, Application of load monitoring in appliances' energy management – A review, *Renew. Sustain. Energy Rev.* 67 (2017) 235–245. doi:10.1016/j.rser.2016.09.064.
- J.M. Gillis, S. Member, W.G. Morsi, Non-Intrusive Load Monitoring Using Semi-Supervised Machine Learning and Wavelet Design, 8 (2017) 2648–2655.

- R. Bonfigli, E. Principi, M. Fagiani, M. Severini, S. Squartini, F. Piazza, Non-intrusive load monitoring by using active and reactive power in additive Factorial Hidden Markov Models, *Appl. Energy*. 208 (2017) 1590–1607. doi:10.1016/j.apenergy.2017.08.203.
- B. Buddhahai, W. Wongseeree, P. Rakkwamsuk, A non-intrusive load monitoring system using multi-label classification approach, *Sustain. Cities Soc.* 39 (2018) 621–630. doi:10.1016/j.scs.2018.02.002.
- R. Hitchin, I. Knight, Daily energy consumption signatures and control charts for air-conditioned buildings, *Energy Build.* 112 (2016) 101–109. doi:10.1016/j.enbuild.2015.11.059.
- A. Vaghefi, F. Farzan, M.A. Jafari, Modeling industrial loads in non-residential buildings, *Appl. Energy*. 158 (2015) 378–389. doi:10.1016/j.apenergy.2015.08.077.
- E. Yukseltan, A. Yucekaya, A.H. Bilge, Forecasting electricity demand for Turkey: Modeling periodic variations and demand segregation, *Appl. Energy*. 193 (2017) 287–296. doi:10.1016/j.apenergy.2017.02.054.
- Z. Du, B. Fan, X. Jin, J. Chi, Fault detection and diagnosis for buildings and HVAC systems using combined neural networks and subtractive clustering analysis, *Build. Environ.* 73 (2014) 1–11. doi:10.1016/j.buildenv.2013.11.021.
- N. Mostafavi, M. Farzinmoghadam, S. Hoque, Urban residential energy consumption modeling in the Integrated Urban Metabolism Analysis Tool (IUMAT), *Build. Environ.* 114 (2017) 429–444. doi:10.1016/j.buildenv.2016.12.035.
- K. Benmouiza, M. Tadj, A. Cheknane, Classification of hourly solar radiation using fuzzy c-means algorithm for optimal stand-alone PV system sizing, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 82 (2016) 233–241. doi:10.1016/j.ijepes.2016.03.019.
- M. Rafferty, S. Member, X. Liu, D. Lavery, I.S. Mcloone, Real-Time Multiple Event Detection and Classification Using Moving Window PCA, *IEEE Trans. Smart Grid.* 7 (2016) 1–12. doi:10.1109/TSG.2016.2559444.
- M.-S. Su, C.-C. Chia, C.-Y. Chen, J.-F. Chen, Classification of partial discharge events in GILBS using probabilistic neural networks and the fuzzy c-means clustering approach, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 61 (2014) 173–179. doi:10.1016/j.ijepes.2014.03.054.
- A. Abubakar Mas'Ud, B.G. Stewart, S.G. McMeekin, Application of an ensemble neural network for classifying partial discharge patterns, *Electr. Power Syst. Res.* 110 (2014) 154–162. doi:10.1016/j.epsr.2014.01.010Review.

A.A. Abdoos, P. Khorshidian Mianaei, M. Rayatpanah Ghadikolaei, Combined VMD-SVM based feature selection method for classification of power quality events, *Appl. Soft Comput.* 38 (2016) 637–646. doi:10.1016/j.asoc.2015.10.038.

# Apéndice A, artículos

---