

**ANÁLISIS DE FIRMAS DE CARGAS ESTACIONARIAS PARA
MONITORIZACIÓN NO INTRUSIVA DE CARGAS ELÉCTRICAS**

NELSON DANIEL CASTRO OSPINO

EDWIN DARIO PINZON DIAZ

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO – MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA
Y DE TELECOMUNICACIONES**

BUCARAMANGA

2015

**ANÁLISIS DE FIRMAS DE CARGAS ESTACIONARIAS PARA
MONITORIZACIÓN NO INTRUSIVA DE CARGAS ELÉCTRICAS**

NELSON DANIEL CASTRO OSPINO

Trabajo de Grado para optar al título de

Ingeniero Electricista

EDWIN DARIO PINZON DIAZ

Trabajo de Grado para optar al título de

Ingeniero Electrónico

Director

Ph.D. CÉSAR ANTONIO DUARTE GUALDRÓN

Codirector

Ph.D. (c) YULIETH JIMÉNEZ MANJARRÉS

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTADER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICO – MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA
Y DE TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA**

2015

DEDICATORIA

A mi padre Nelson Castro y a mi madre Carmen Ospino, gracias por su sacrificio y apoyo incondicional, ya que con sus esfuerzos han hecho esto posible. El día de hoy soy quien soy gracias a ustedes. Gracias por tanto, gracias por todo.

A mi hermana Ana María "la negra", que a pesar de su genio, siempre ha estado conmigo en todo momento y siempre lo estaremos, la quiero un montón.

A mis abuelas que han sido parte primordial en mi formación como persona y como estudiante, y lo seguirán siendo ahora como profesional. Gracias a Emilia, Lorenza y Sofía.

A mi novia Diana Rodríguez quien ha estado conmigo en aquellos momentos felices y en otros un poco complicados, por tu apoyo incondicional, por levantarme el ánimo y motivando a continuar y seguir avanzando, gracias mi amor.

A mi familia en general gracias a todos por acompañarme en este camino, sin su apoyo esto no sería posible.

A mis amigos y compañeros, gracias por todos los momentos vividos, por las experiencias adquiridas, por todas esas traspasadas algunas estudiando y otras no.

A mis amigos y compañeros del equipo de rugby, quien me enseñaron a jugar con el corazón, cuando el cuerpo ya no responde. Gracias TOROS.

Gracias a todos y siempre estarán en mi mente.

Nelson Daniel Castro Ospino

DEDICATORIA

En esta oportunidad tan especial quiero reconocer a todas aquellas personas que aportaron de una u otra manera algún detalle que hace que hoy este logrando esta meta tan importante en mi vida, como lo es lograr mi carrera profesional.

Quiero agradecer especialmente a mis padres Ricaurte y Layla, porque gracias a ellos soy quien soy el día de hoy, ustedes me enseñaron el valor de salir adelante, a asumir siempre mis responsabilidades siempre con la mejor actitud y disposición, me guiaron siempre por el buen camino, aconsejándome en cada una de mis decisiones, este triunfo también es de ustedes.

A mis Hermanos Duván y Santiago, la razón de mis mayores enojos y también de mis más grandes alegrías, más que un apoyo son otra de las razones por las cuales seguir adelante y de lograr el futuro que soñamos.

A mi novia Kelly, apoyo incondicional quien en cada tropiezo me guio a no desanimarme y continuar por mis sueños y metas personales. A cada miembro de mi familia que sin estar presente, apporto un grano de arena para la culminación de esta gran etapa.

Toda meta requiere de esfuerzo y dedicación, pero sobre todo, motivación.

Edwin Darío Pinzon Díaz

CONTENIDO

Pág.

RESUMEN	14
INTRODUCCIÓN	16
1.MARCO TEÓRICO	19
1.1 MONITORIZACION DE CARGA	19
1.1.1 Monitorización intrusiva de carga (ILM)	20
1.1.2 Monitorización no intrusiva de carga (NILM)	20
1.2 TIPOS DE CARGA.....	20
1.2.1 Aparatos tipo resistivo	21
1.2.2 Aparatos tipo inductivo.....	21
1.2.3 Aparatos electrónicos.....	21
1.3 DETECCIÓN DE EVENTOS	22
1.3.1 Método de la ventana deslizante.....	22
1.3.2 Método de la intensidad de corriente	22
1.4 FIRMAS ESTACIONARIAS	23
1.4.1 Formas de onda de la corriente	23
1.4.2 Características de la potencia activa y reactiva	24
1.4.3 Armónicos de corriente	25
1.4.4 Propiedades geométricas curvas $V-I$	25
1.4.5 Coeficientes de la transformada wavelet de la corriente.....	26
2. CONJUNTO DE DATOS DE SEÑALES ELECTRICAS DE APARATOS RESIDENCIALES	29
2.1 REFERENCE ENERGY DISAGGREGATION DATA SET (REDD)	29
2.2 BUILDING-LEVEL FULLY-LABELED DATA SET FOR ELECTRICITY DISAGGREGATION (BLUED)	30
2.3 PUBLIC DATASET OF HIGH-RESOLUTION ELECTRICAL APPLIANCE MEASUREMENTS FOR LOAD IDENTIFICATION RESEARCH (PLAID).....	31
2.4 CONJUNTO DE DATOS GRUPO GISEL (CDHB).....	33
2.5 SELECCIÓN DE CONJUNTO DE DATOS	34
3. MÉTODOS IMPLEMENTADOS.....	35

3.1 DETECCIÓN DE EVENTOS.....	35
3.1.1 Ventana deslizante.....	35
3.1.2 Intensidad de corriente.....	37
3.1.3 Potencia activa.....	39
3.2. MÉTODOS DE DESAGREGACIÓN DE CARGA.....	39
3.2.1 Formas de onda de la corriente	39
3.2.2 Coeficientes de la transformada wavelet de la corriente.....	39
3.2.3 Propiedades geométricas	40
3.2.4 Armónicos de corriente	40
4. RESULTADOS.....	41
4.1 ALGORITMOS DE DETECCIÓN DE EVENTOS	41
4.1.1 Ventana deslizante.....	41
4.1.2 Intensidad de la corriente	43
4.1.3 Potencia activa.....	45
4.2 ALGORITMOS DE DESAGREGACION DE CARGA.....	47
4.2.1 Factor de cresta	48
4.2.2 Coeficientes de la DWT	49
4.2.3 Propiedades geométricas de las curvas $V-I$	52
4.2.4 Distorsión armonica (THD).....	61
5. ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	63
5.1 DETECCIÓN EVENTOS.....	63
5.2 DESAGREGACIÓN BASADA EN FIRMAS DE CARGA.....	73
6. CONCLUSIONES	77
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	79
BIBLIOGRAFÍA	82
ANEXOS.....	84

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Fig. 1. Esquema de procesos seguidos por NILM [3]	16
Fig. 2. Distribución de carga del conjunto de datos CDHB en el plano P-Q.	25
Fig. 3. Curva <i>V-I</i> de a) Fluorescente b) Calentador c) Refrigerador d) Microondas.	26
Fig. 4. Árbol de descomposición de <i>L</i> niveles de la DWT.	28
Fig. 5. Ejemplo del consumo de energía durante el curso de un día para una casa en REDD [10]	29
Fig. 6. Arquitectura para la adquisición del conjunto de datos BLUED [9].....	31
Fig. 7 Datos de Corriente, Voltaje y Potencia de un refrigerador del conjunto de datos PLAID [8].....	32
Fig. 8. Diagrama conexiones del multitoma y medidor [7].	33
Fig. 9. Diagrama de flujo del algoritmo del método de la ventana deslizante ...	36
Fig. 10. Diagrama de flujo del algoritmo del Método de Intensidad de corriente.....	38
Fig. 11. Rangos del factor de cresta, para el conjunto de datos CDHB.	48
Fig. 12. Rangos del factor de cresta, para el conjunto de datos PLAID.	49
Fig. 13. Rango de los coeficientes de aproximación de cada aparato, para el conjunto de datos CDHB utilizando la wavelet madre Sym3.	49
Fig. 14. Rango de los coeficientes de aproximación de cada aparato para el conjunto de datos CDHB utilizando la wavelet madre Db4.....	50
Fig. 15. Rango de los coeficientes de aproximación de cada aparato, para el conjunto de datos <i>PLAID</i> utilizando la wavelet madre Sym3.	51
Fig. 16. Rango de los coeficientes de aproximación de cada aparato, para el conjunto de datos <i>PLAID</i> utilizando la wavelet madre Db4.....	51
Fig. 17. Rango de las áreas trapezoidales, para el conjunto de datos CDHB.	52
Fig. 18. Rango de las áreas trapezoidales, para el conjunto de datos PLAID. .	53
Fig. 19. Rango de la pendiente en el plano <i>V-I</i> , para el conjunto de datos CDHB.	54
Fig. 20. Rango de la pendiente en el plano <i>V-I</i> , para el conjunto de datos PLAID.	55
Fig. 21. Rango de la pendiente con la potencia reactiva total de Fryze, para el conjunto de datos CDHB.	56
Fig. 22. Rango de la pendiente con la potencia reactiva total de Budeanu, para el conjunto de datos CDHB.....	56
Fig. 23. Rango de la pendiente con la potencia de distorsión de Budeanu, para el conjunto de datos CDHB.....	57

Fig. 24. Rango de la pendiente con la potencia reactiva del modelo IEEE 1459, para el conjunto de datos CDHB.....	57
Fig. 25. Rango de la pendiente con la potencia aparente no fundamental del modelo IEEE 1459, para el conjunto de datos CDHB.....	58
Fig. 26. Rango de la pendiente con la potencia reactiva total de Fryze, para el conjunto de datos PLAID.	58
Fig. 27. Rango de la pendiente con la potencia reactiva total de Budeanu, para el conjunto de datos PLAID.	59
Fig. 28. Rango de la pendiente con la potencia de distorsión de Budeanu, para el conjunto de datos PLAID.	59
Fig. 29. Rango de la pendiente con la potencia reactiva del modelo IEEE 1459, para el conjunto de datos PLAID.	60
Fig. 30. Rango de la pendiente con la potencia aparente no fundamental del modelo IEEE 1459, para el conjunto de datos PLAID.....	60
Fig. 31. Rango de la distorsión armónica, para el conjunto de datos CDHB. ...	61
Fig. 32. Rango de la distorsión armónica, para el conjunto de datos PLAID. ...	62
Fig. 33. Resultados obtenidos con los datos especificados, para el conjunto de datos CDHB.....	64
Fig. 34. Resultados de la precisión de los métodos de detección, para el conjunto de datos CDHB.....	67
Fig. 35. Resultados de los encendidos obtenidos con los especificados, para el conjunto de datos CDHB.	68
Fig. 36. Resultados de los eventos a detectar y detectados en BLUED.	69
Fig. 37. Resultados de la precisión de los métodos de detección, para el conjunto de datos BLUED.	71
Fig. 38. Resultados de los encendidos a detectar y detectados, para el conjunto de datos BLUED.	71

LISTA DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1. Numero de archivos y aparatos por cada dispositivo [8].	32
Tabla 2. Eventos a detectar y detectados por el método de ventana deslizante para CDHB.	42
Tabla 3. Eventos a detectar y detectados por el método de ventana deslizante para PLAID.	42
Tabla 4. Eventos a detectar y detectados por el método de ventana deslizante para BLUED.	43
Tabla 5. Eventos detectados por el método de la intensidad de corriente para CDHB.	44
Tabla 6. Eventos a detectar y detectados por el método de la intensidad de corriente para PLAID.	44
Tabla 7. Eventos detectados por el método de intensidad de corriente para BLUED.	45
Tabla 8. Eventos detectados por el método de la potencia activa para CDHB.	46
Tabla 9. Eventos a detectar y detectados por el método de la potencia activa para PLAID.	46
Tabla 10. Eventos detectados por el método de la potencia activa para BLUED.	47
Tabla 11. Precisión del algoritmo (método Ventana deslizante).	66
Tabla 12. Precisión del algoritmo (método intensidad de corriente).	66
Tabla 13. Precisión del algoritmo (método potencia activa).	67
Tabla 14. Precisión del algoritmo (ventana deslizante).	70
Tabla 15. Precisión del algoritmo (método intensidad de corriente).	70
Tabla 16. Precisión del algoritmo (método potencia activa).	70
Tabla 17. Resultados de tiempos de ejecución de los métodos de detección de eventos.	72
Tabla 18. Resultado de los métodos de identificación de firmas de carga para el conjunto de datos CDHB.	74
Tabla 19. Resultado de los métodos de identificación de firmas de carga para el conjunto de datos PLAID.	76

LISTA DE ANEXOS

Pág.

Anexo A. Tabla de los electrodomésticos encontrados en los archivos del conjunto de datos BLUED.....	84
--	----

RESUMEN

TÍTULO: ANÁLISIS DE FIRMAS DE CARGAS ESTACIONARIAS PARA MONITORIZACIÓN NO INTRUSIVA DE CARGAS ELÉCTRICAS.¹

AUTORES:

EDWIN DARIO PINZON DIAZ.

NELSON DANIEL CASTRO OSPINO.²

PALABRAS CLAVES: MONITORIZACIÓN NO INTRUSIVA DE CARGA, DESAGREGACIÓN DE CARGA, ALGORITMOS DE DESAGREGACIÓN, FIRMA DE CARGA, IDENTIFICACIÓN DE APARATOS, EVENTO.

DESCRIPCIÓN:

La situación del consumo energético a nivel mundial en un futuro no muy lejano es preocupante. Se espera que la demanda mundial de energía incremente casi un 35% entre 2010 y 2040. Por eso se promueve desarrollar nuevos métodos de control y seguimiento a esta problemática que cada día va en aumento. Debido a esto, es necesario tener información que contribuya a la conservación de la energía. De allí el auge de la monitorización de carga que es la obtención de información detallada de la energía e identificación de qué tipo de electrodoméstico se encuentra encendido en un tiempo determinado. Dentro de la monitorización se encuentran dos enfoques: intrusivo (Intrusive Load Monitoring, ILM) y no intrusivo (NonIntrusive Load Monitoring, NILM).

En este proyecto se abordó el enfoque de NILM, que requiere un solo medidor por vivienda. Las señales eléctricas de una vivienda se adquieren y ciertas características eléctricas se obtienen con el fin de identificar qué dispositivos se encuentran encendidos. Esto se basa en la suposición de que cada aparato tiene una firma eléctrica particular que debe ser reconocida para realizar la identificación.

En este proyecto se analizaron los distintos métodos para detectar los eventos y desagregar carga, a partir de las características estacionarias de las señales eléctricas encontradas en la revisión de la literatura y la implementación de algoritmos que a su vez son evaluados en conjuntos de datos de electrodomésticos.

¹ Trabajo de grado

² Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones.
Director: César Antonio Duarte Gualdrón. Codirector: Yulieth Jiménez Manjarrés.

ABSTRACT

TÍTULO: ANALYSIS OF STEADY SIGNATURES FOR NONINTRUSIVE LOAD MONITORING.³

AUTORES:

EDWIN DARIO PINZON DIAZ.

NELSON DANIEL CASTRO OSPINO.⁴

KEYWORDS: NONINTRUSIVE LOAD MONITORING, LOAD DISAGGREGATION, DISAGGREGATION ALGORITHMS, LOAD SIGNATURES, APPLIANCE IDENTIFICATION, EVENTS.

DESCRIPTION:

The situation of energy consumption worldwide in the not too distant future is a concern now. The global energy demand is expected to increase by almost 35% between 2010 and 2040. So, the development of new methods to control and monitor this problem is promoted. Then, information that contributes to energy conservation is needed, and one option to provide that information is load monitoring, which consists of obtaining detailed information about the energy consumption and identifying what type of appliance is switched on or off at a given time. There are two approaches for load disaggregation: Intrusive Load Monitoring, (ILM) and Nonintrusive Load Monitoring, (NILM).

This project is focused on a NILM approach, which requires one meter per household. The electrical signals are acquired and some electrical characteristics are computed in order to identify what devices are operating. This is based on the assumption that each device has a particular electrical signature to be recognized for identification purposes.

In this project, different methods to detect the events and disaggregate loads were analyzed. These methods consider stationary characteristics of electrical signals proposed in the literature. The algorithms are implemented and, in turn, their performance is evaluated on signal datasets of appliances.

³ Degree Work

⁴ Faculty of Physical-Mechanical Engineering. School of Electrical, Electronics and Telecommunications Engineering.
Director: César Antonio Duarte Gualdrón. Codirector: Yulieth Jiménez Manjarrés.

INTRODUCCIÓN

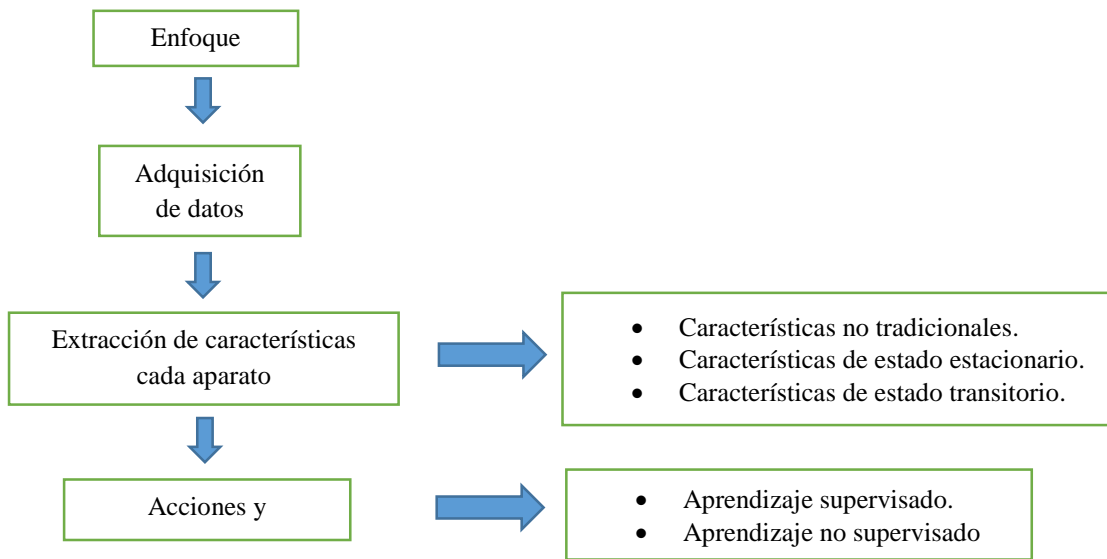
El desarrollo de redes inteligentes, el aumento de la conciencia de ahorro de la energía y la obtención de los datos del consumo de energía de casas y edificios, sobre todo descompuestos a nivel de carga individual, son cada vez más significativos para la gestión de la demanda y la programación de la carga [2].

Se han realizado más de 60 estudios que sugieren que el máximo ahorro de energía puede ser logrado mediante mecanismos de retroalimentación directa (información de consumo energético a nivel de aparatos en tiempo real) en lugar de mecanismos de retroalimentación indirecta (facturas mensuales, consejos semanales para la gestión en el uso de energía) [3]. Para lograr esto, se implementan sistemas de monitorización de carga (*Appliance Load Monitoring, ALM*) cuyo objetivo es obtener información detallada de la energía utilizada y/o identificar cuáles son los electrodomésticos encendidos en un momento determinado en el tiempo. Esto permitiría a los sistemas de gestión energética automatizada perfilar los aparatos de alto consumo de energía, por ejemplo para diseñar estrategias de conservación, como re-programación de alta potencia de operaciones exigentes para las horas de menor actividad. Además, las empresas de energía serían capaces de desarrollar una mejor comprensión de la relación entre los aparatos y sus patrones de uso [4].

Existen dos enfoques principales para la monitorización de cargas, intrusivo (*Intrusive Load Monitoring, ILM*) y no intrusivo (*Non-Intrusive Load Monitoring, NILM*). En la literatura, ILM y NILM también se denominan como detección distribuida y detección de un solo punto, respectivamente. Esto se debe a que los enfoques de ILM requieren uno o más sensores por aparato para llevar a cabo la monitorización de cargas, mientras NILM requiere un solo medidor por casa o edificio que se va a supervisar. Aunque el método ILM es más preciso en la medición de consumo de energía en dispositivos específicos en comparación con NILM, las desventajas prácticas incluyen altos costos, la configuración de sensores múltiples, así como complejidad de la instalación que favorecen el uso de NILM especialmente para el caso de despliegues a gran escala [5]. En cuanto a los sistemas NILM, las señales del consumo agregado de una vivienda se adquieren y sus características eléctricas se extraen, con el fin de identificar qué dispositivos están conectados. Cada aparato tiene una firma eléctrica particular, que debe ser reconocida con el fin de realizar la identificación [6].

La Fig.1 se observa un esquema general de un sistema NILM [3]:

Fig. 1. Esquema de procesos seguidos por NILM [3]



El objetivo general de este trabajo es implementar estrategias para detección de eventos y monitorización no intrusiva de cargas residenciales mediante firmas estacionarias. En tanto el cumplimiento del objetivo general del trabajo se logró mediante los siguientes objetivos específicos:

- Implementar los métodos de la ventana deslizante y la intensidad de corriente para la detección automática de eventos, en la señal agregada de corriente, tensión y/o potencia eléctrica.
- Implementar métodos de desagregación de carga basados en características estacionarias de las señales eléctricas como: formas de onda de la corriente, propiedades geométricas curvas $V-I$ y métodos basados en la transformada wavelet.
- Evaluar los distintos métodos de detección de eventos y de desagregación de carga en conjuntos de datos.

Para el desarrollo de algoritmos de desagregación de carga y la detección automática de eventos utilizando señales de corriente y/o tensión, se utilizaron un conjuntos de datos obtenidos de un trabajo previo realizado en el grupo de investigación GISEL [7] y de bases de datos, tales como: PLAID [8], BLUED [9] y REDD[10].

Este documento está organizado de la siguiente manera. El capítulo 2 describe los conceptos de monitorización de cargas, identificación de firmas eléctricas, las características estacionarias que se pueden utilizar como marcas distintivas y los diferentes métodos de detección de eventos. El capítulo 3 presenta los diferentes conjuntos de datos que se utilizaron en este proyecto. El capítulo 4 explica de

manera breve los métodos para la detección de eventos y la desagregación de carga. Los capítulos 5 y 6 presentan los resultados obtenidos y el análisis de estos. Finalmente las conclusiones se presentan en el capítulo 7.

1. MARCO TEÓRICO

En esta sección se introducen diversos conceptos para contextualizar el desarrollo del trabajo de grado. Además se mencionan algunos de los métodos para detección de eventos y las principales firmas estacionarias que se van a explorar.

1.1 MONITORIZACION DE CARGA

Aunque se conoce que las empresas electrificadoras cobran a los consumidores con base a la energía consumida (kW-h), los medidores tradicionales sólo miden el consumo de energía a nivel de toda la vivienda. Con el fin de implementar una funcionalidad más detallada en cuanto a demanda y consumo, se requiere una granularidad mucho más fina de la información. Para lograr esto, los esfuerzos de investigación han dado lugar al desarrollo de aplicaciones de monitorización de carga.

El objetivo de la monitorización de carga es proporcionar información sobre el desglose de la energía consumida. Esto permitiría a los sistemas de gestión energética automatizada, por ejemplo, obtener el perfil de los electrodomésticos de alto consumo de energía, con el fin de diseñar estrategias de conservación de energía, tales como la reducción de electrodomésticos encendidos para las horas de menor actividad [3].

Actualmente, las soluciones existentes para la monitorización de carga consumida son los medidores individuales. A diferencia de los medidores convencionales que sólo muestran la información de consumo en todo el lugar y es poca la información que se puede obtener de este, se usa un medidor individual para cada dispositivo en la casa, lo que suele ser suficiente para caracterizar cada aparato. Sin embargo esta suele ser una costosa solución para los hogares [4], además de muy poco viable en cuanto al gran despliegue de estos.

Últimamente se ha visto un creciente interés en esta área de investigación inspirado en avances paralelos en la tecnología de detección, comunicación de datos y redes, inteligencia artificial y métodos de aprendizaje automático. ALM es un requisito previo esencial para proporcionar retroalimentación de energía a los consumidores residenciales, pero es igualmente beneficioso para el sector industrial debido a su aplicabilidad en la detección de fallos y servicios de monitorización de carga remota. Hay dos enfoques principales para ALM,

monitorización de carga intrusiva (ILM) y monitorización de carga no intrusiva (NILM) [3] que serán explicados a continuación.

1.1.1 Monitorización intrusiva de carga (ILM). Estos sistemas requieren uno o más sensores por aparato para realizar la monitorización de carga. Este método sugiere que cada dispositivo debe medirse por separado y analizar igualmente uno a uno cada una de sus características necesarias para su monitorización; aunque estos sistemas son más precisos en la medición de consumo de energía en dispositivos específicos que los sistemas NILM, las desventajas prácticas incluyen altos costos, la configuración de múltiples sensores, así como la complejidad de la instalación que favorecen el uso de los sistemas NILM especialmente para el caso de despliegues a gran escala [11].

1.1.2 Monitorización no intrusiva de carga (NILM). Estos sistemas requieren de un solo sensor ubicado, por ejemplo, en el panel eléctrico principal exterior del edificio o la residencia por lo que se considera que es no intrusivo. Este método sugiere que se debe medir todo el conjunto de aparatos del lugar y analizar la muestra de datos para encontrar los eventos de encendido y/o apagado de cada aparato y su posterior identificación.

El gran reto para NILM es acercarse al reconocimiento de los aparatos eléctricos y sus perfiles mediante la capacidad de separar, a partir de la corriente, la tensión y la potencia, los eventos de encendido/apagado de múltiples dispositivos y reconocer complejos patrones de uso de electrodomésticos [12].

El objetivo central de un sistema NILM es identificar cuáles son los aparatos encendidos en un momento determinado en el tiempo. Para ello se adquieren las señales de consumo agregado de una red eléctrica y se extraen características eléctricas bajo la premisa de que cada aparato tiene una firma eléctrica particular que puede ser reconocida con el fin de realizar una identificación exacta [3], [4].

1.2 TIPOS DE CARGA

Es necesario realizar una clasificación de estas cargas eléctricas teniendo en cuenta las características más significativas que distingan cada grupo. Para realizar esta clasificación analizaron el comportamiento de diferentes variables

eléctricas de diversos electrodomésticos, e identificaron las características de funcionamiento típicas de cada una de ellas [13]:

1.2.1 Aparatos tipo resistivo. Su principal función es el calentamiento, se caracterizan porque la componente de corriente activa es aproximadamente el 100% de la corriente total consumida, presenta factores de potencia cercanos a la unidad, aparecen armónicos en corriente si existen en la tensión y el consumo de potencia eléctrica es elevado (mayor a 3000 W); entre ellos se pueden citar, planchas, wafleras, cafeteras, arroceras, hornos eléctricos [13].

1.2.2 Aparatos tipo inductivo. El comportamiento de estos aparatos es predominantemente inductivo, la onda de corriente tiende a ser triangular y presenta armónicos impares de tercer, quinto y séptimo orden con predominancia del quinto; el factor de potencia de potencia es menor a 0.9 en atraso y el consumo de potencia eléctrica es moderado (mayor a 750 W); entre ellos se encuentran licuadoras, ventiladores, aspiradoras, neveras, lavadoras y exprimidores [13].

1.2.3 Aparatos electrónicos. En este grupo se encuentran los aparatos que tienen convertidores estáticos que requieren de rectificación de la corriente alterna, y corresponden a cargas predominantemente electrónicas con factor de potencia menor a 0.8 en atraso y alta distorsión armónica [13]. Algunas cargas electrónicas poseen la capacidad de corregir su factor de potencia (*Power factor correction*, PFC), este tipo de corrección clasifica a los aparatos electrónicos en tres categorías [14]:

-Sin PFC: Estas topologías constan de un rectificador y un condensador de enlace de CC sin componentes adicionales de PFC. Ejemplos de ello son lámparas fluorescentes compactas (CFL) con potencia nominal inferior a 25W y algunos cargadores de dispositivos electrónicos [14].

-PFC pasiva: Estos circuitos añaden componentes pasivos tales como condensadores o inductores antes o después de la etapa de rectificación, como filtros de baja frecuencia, con el fin de disminuir la distorsión de la corriente. Algunos ejemplos son las fuentes de alimentación para PC de escritorio y las lámparas LED [14].

-PFC activa: Estas topologías añaden componentes activos como convertidores DC-DC y logran la menor distorsión y el mejor factor de potencia. Ejemplos de ello son algunas fuentes de alimentación para PC de escritorio [14].

La clasificación planteada incluye la totalidad de la carga de los aparatos existentes en las bases de datos. Existen otras clasificaciones propuestas,

basadas en diferentes características de los aparatos los cuales arrojan resultados similares a los propuestos en este documento.

1.3 DETECCIÓN DE EVENTOS

En los siguientes apartados se hace un estudio de los distintos métodos descritos, empleando señales obtenidas en estudios previos y bases de datos disponibles en internet, para analizar sus características y limitaciones en la detección.

1.3.1 Método de la ventana deslizante. El método de la ventana deslizante compara los valores instantáneos con los valores correspondientes del periodo precedente directamente, detectando el evento cuando se supera un umbral definido y termina cuando supera un umbral diferente. La selección de estos dos umbrales es el punto crítico de este método.

Se necesita calcular una señal diferencia $u_d(t)$ que se obtiene restando los valores instantáneos de la señal en un período $u(t)$ con los valores correspondientes del período anterior $u(t - T)$, siendo T el período de la señal [15].

$$u_d(t) = u(t) - u(t - T) \quad (1)$$

Los pasos para utilizar el método de la ventana deslizante son los siguientes:

1. Se seleccionan las variables a estudiar, como por ejemplo: corriente, tensión, potencia, etc.
2. Se calcula $u_d(t)$ a partir de (1).
3. Si $u_d(t)$ está por encima del umbral de detección, se habrá detectado un evento.
4. Al detectar el cambio se generará una alerta con la posición del rango de datos del evento encontrado.

1.3.2 Método de la intensidad de corriente. Este método se basa en la variación de la intensidad de la corriente en (2). Cuando esta variación es mayor que un umbral positivo especificado, se habrá detectado un evento.

$$\Delta[I_{intensity}] = (I_{intensity})_k - (I_{intensity})_{k-1} \quad (2)$$

Donde k indica el k – ésimo ciclo de energía. En (3), $i(j)$ representa el actual j – ésimo punto de muestreo; N es el número total de puntos de muestreo por ciclo de potencia; $mean(i)$ denota el valor de corriente media de cada ciclo. La frecuencia de la corriente es de 60Hz en este estudio [16].

$$I_{intensity} = \frac{\sum_{j=1}^N |i(j) - mean(i)|}{N} \quad (3)$$

1.4 FIRMAS ESTACIONARIAS

Se dice que un sistema físico se encuentra en estado estacionario o estado estable cuando las características como amplitud o frecuencia del mismo no varían con el tiempo, a diferencia del estado transitorio donde el sistema depende de otras características como valor pico de corriente, tiempo de establecimiento, sobre oscilación, entre otras y varía respecto a estas [12].

A continuación se describen las principales características usadas para identificación de firmas de carga estacionarias.

1.4.1 Formas de onda de la corriente. Existen diversas características de la forma de onda de una señal de corriente, algunas brindan más información que otras, entre estas encontramos: valor eficaz o rms (I_{rms}), valor pico (I_p) y factor de cresta (I_{CF}), calculadas con las siguientes ecuaciones:

$$I_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=0}^N i(k)^2} \quad (4)$$

$$I_p = \max(i(k)) \quad (5)$$

$$I_{CF} = \frac{I_p}{I_{rms}} \quad (6)$$

Donde $i(k)$ es la señal de corriente en estudio. Se utilizarán estas tres características para la identificación de cada carga [2].

1.4.2 Características de la potencia activa y reactiva. La potencia activa (P) se calcula en (7), Y potencia reactiva se calcula a partir de los postulados de Fryze (8), Budeanu (9) e IEEE 1459 (10), asociadas a cada valor de tensión y corriente, donde se analizó la pendiente del consumo, para la identificación de cada carga.

$$P = \sum_k V_k I_k \cos(\varphi_K); \quad (7)$$

donde V_k e I_k corresponden al a la magnitud de los armónicos de tensión y corriente, respectivamente y φ_K es la resta de los ángulos de tensión y corriente de cada armónico [17].

$$Q_f = \sqrt{S^2 - P^2}; \quad (8)$$

donde Q_f es la potencia reactiva total de Fryze y S es la potencia aparente [17].

$$Q_B = \sum_k V_k I_k \sin(\varphi_K); \quad (9)$$

$$D_B = \sqrt{S^2 - P^2 - Q_B^2}; \quad (10)$$

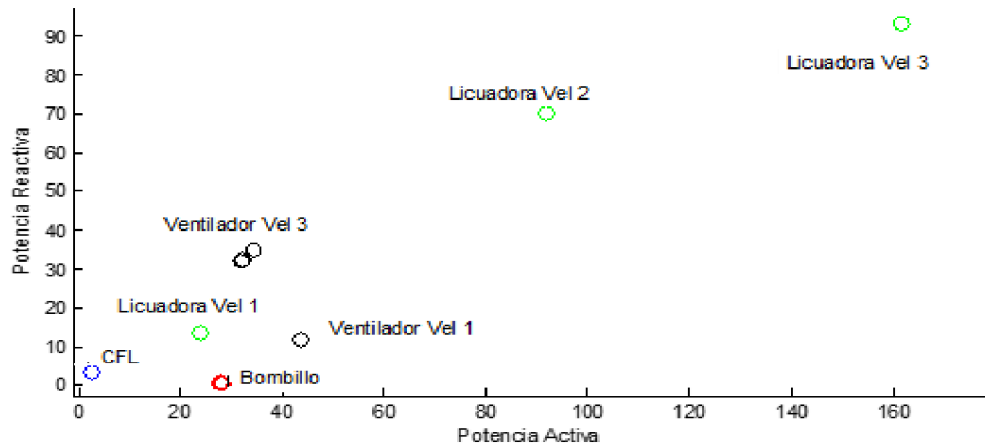
donde Q_B corresponde a la potencia reactiva de Budeanu y D_B es la potencia de distorsión de Budeanu [17].

$$Q_1 = \sqrt{S^2 - P_1^2 - S_N^2}; \quad (11)$$

Donde P_1 y Q_1 son las potencias activa y reactiva fundamental, S_N es la potencia aparente no fundamental [17].

La Fig. 2 representa una distribución de datos en el plano $P-Q_f$ de los electrodomésticos del conjunto de datos CDHB, donde se observa el comportamiento de la potencia reactiva respecto a la potencia activa de diferentes dispositivos en estudio [2].

Fig. 2. Distribución de carga del conjunto de datos CDHB en el plano P-Q_f.



1.4.3 Armónicos de corriente. Los componentes armónicos se pueden calcular por medio de la transformada rápida de Fourier (*Fast Fourier Transform, FFT*). La distorsión armónica total (*Total Harmonic Distorsion, THD_I*) se calcula como:

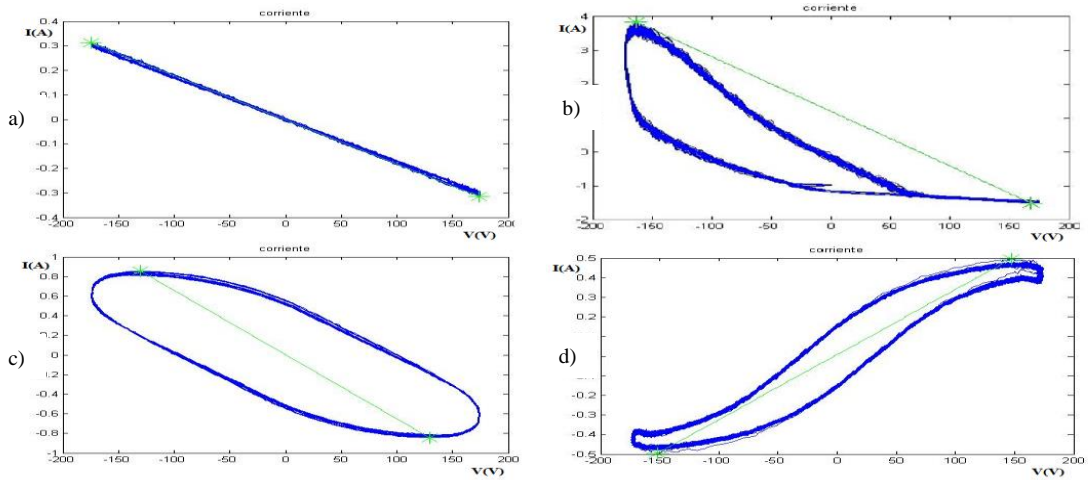
$$THD_I = \frac{\sqrt{\sum_{h=2}^H I_h^2}}{I_1} \quad (12)$$

Donde I_h son las componentes armónicas e I_1 es el valor fundamental. Los coeficientes de los armónicos como el fundamental y los subsiguientes de la transformada junto con el THD pueden ser usados para el reconocimiento de carga [2].

1.4.4 Propiedades geométricas de las curvas V-I. La Fig. 3 muestra un ejemplo de las curvas de tensión y corriente de cuatro aparatos, como la lámpara fluorescente, calentador eléctrico, nevera y microondas. La línea central es la línea recta entre el punto de las amplitudes de corriente máxima y mínima. La pendiente de la línea central en (13), se adoptó como una característica de la señal para la identificación del aparato [2].

$$pendiente = \frac{Y_2 - Y_1}{X_2 - X_1} \quad (13)$$

Fig. 3. Curva V-I de a) Fluorescente b) Calentador c) Refrigerador d) Microondas.



Otra característica para la identificación de cada aparato que se utilizó fue el área trapezoidal de la gráfica de tensión contra corriente. El método trapezoidal se aproxima a la integral o área bajo la curva por medio de trapecios con áreas más fácilmente computables, Para una integración con N+1 puntos uniformemente espaciados, la aproximación es:

$$\int_a^b f(x). dx \approx \frac{b-a}{2N} \sum_{n=1}^N (f(x_n) + f(x_{n+1})) \quad (14)$$

$$= \frac{b-a}{2N} [f(x_1) + 2f(x_2) + \dots + 2f(x_n) + f(x_{n+1})], \quad (15)$$

donde la separación entre cada punto es igual al valor escalar $\frac{b-a}{N}$. Si la separación entre los puntos no es constante, entonces la fórmula se generaliza a:

$$\int_a^b f(x). dx \approx \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N ((x_{n+1}) - (x_n)) [f(x_n) + f(x_{n+1})], \quad (16)$$

donde $(x_{n+1}) - (x_n)$, es la separación entre cada par consecutivo de puntos [18].

1.4.5 Coeficientes de la transformada wavelet de la corriente. La transformada Wavelet es un tipo especial de transformada matemática, que representa una señal en versiones trasladadas y dilatadas de una onda finita. Explicada bajo una óptica algebraica, la transformada wavelet de una función

$f(t)$ es la descomposición de $f(t)$ en un conjunto de funciones $\varphi_{s,\tau}(t)$ que forman una base llamadas "wavelets" [19]. La transformada Wavelet se define como:

$$W_f(s, \tau) = \int f(t) \varphi_{s,\tau}^*(t) dt. \quad (17)$$

Las Wavelets son generadas a partir de la traslación y cambio de escala de una misma función wavelet $\varphi(t)$, llamada la "Wavelet madre", que se define como:

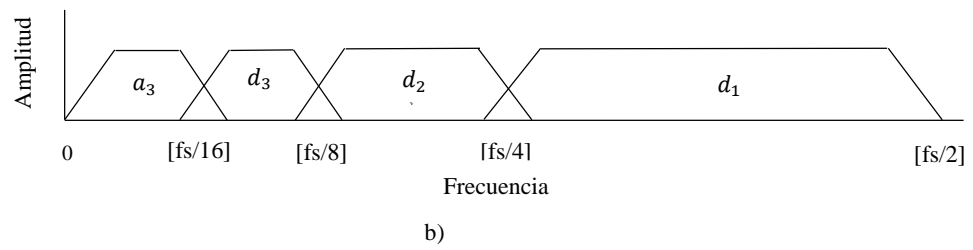
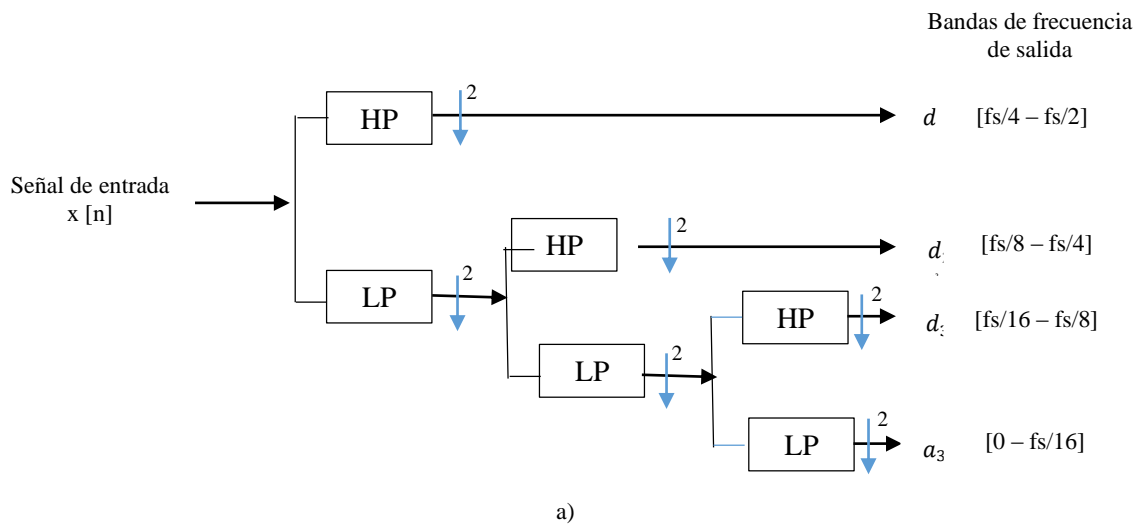
$$\varphi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \varphi\left(\frac{t-\tau}{s}\right), \quad (18)$$

donde s es el factor de escala, y τ es el factor de traslación.

Las wavelets $\varphi_{s,\tau}(t)$ generadas de la misma función wavelet madre $\varphi(t)$ tienen diferente escala s y ubicación τ , pero todas tienen 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 $\varphi_{s,\tau}(t)$. Valores pequeños de s corresponden a frecuencias de menor rango o una escala muy pequeña de $\varphi_{s,\tau}(t)$ [19].

La función wavelet se utiliza como filtro de paso bajo (LP) y su dual como filtro de paso alto (HP). La salida del filtro de paso alto proporciona las componentes de alta frecuencia de la señal (los coeficientes de detalle d_i), mientras que la salida del filtro de paso bajo, las componentes de baja frecuencia (los coeficientes de aproximación a_i). Diezmado por dos la salida de los filtros ($\downarrow 2$) se escalan los coeficientes wavelet por dos para la siguiente etapa. La salida del filtro de paso bajo en cada nivel se descompone de nuevo para obtener más detalles de la señal y así sucesivamente. En cada nivel del banco de filtros de la Fig.4 las componentes de frecuencia de la señal se dividen en dos partes, obteniéndose la descomposición logarítmica de la Fig.4 b), donde f_s es la frecuencia de muestreo [20].

**Fig. 4. a) Árbol de descomposición de L niveles de la DWT.
b) Descomposición del dominio frecuencia de la DWT.**



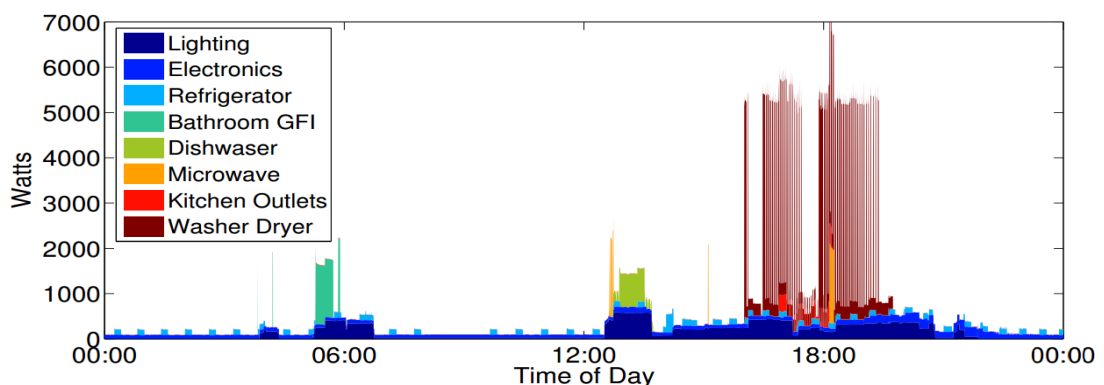
2. CONJUNTO DE DATOS DE SEÑALES ELECTRICAS DE APARATOS RESIDENCIALES

Esta sección contiene los distintos conjuntos de datos de señales eléctricas de aparatos residenciales que se estudiaron para evaluar los diferentes algoritmos.

2.1 CONJUNTO DE DATOS REDD. *REFERENCE ENERGY DISAGGREGATION DATA SET*

En este conjunto de datos público los datos se orientan específicamente a la tarea de desagregación de energía y la determinación de los dispositivos de componentes de una señal eléctrica agregada. REDD incluye la monitorización de toda la casa y el consumo de electricidad específica de cada dispositivo para un número de casas en tiempo real por varios meses. Por cada casa monitorizada, se registró toda la señal de la electricidad de origen (monitores de corriente en ambas fases de potencia y un monitor de voltaje en una fase) grabadas a alta frecuencia (15 kHz); hasta 24 circuitos individuales por cada casa, cada una etiquetada con su categoría de aparato o aparatos, grabados a 0,5 Hz; hasta 20 monitores en cada enchufe en el hogar, registrados a 1 Hz, con un objetivo, el registro de dispositivos de electrónica donde múltiples dispositivos se agrupan a un solo circuito. Un ejemplo de este tipo de los datos se muestra en la Fig. 5 [10].

Fig. 5. Ejemplo del consumo de energía durante el curso de un día para una casa en REDD [10].



En el momento de la publicación (15 de junio de 2011), obtuvieron 10 viviendas supervisadas, con un total de 119 días de datos (combinados todos los hogares),

268 monitores y más de 1 terabyte de datos en bruto. La totalidad de los datos, así como el código para analizar los datos y ejecutar algoritmos básicos [10].

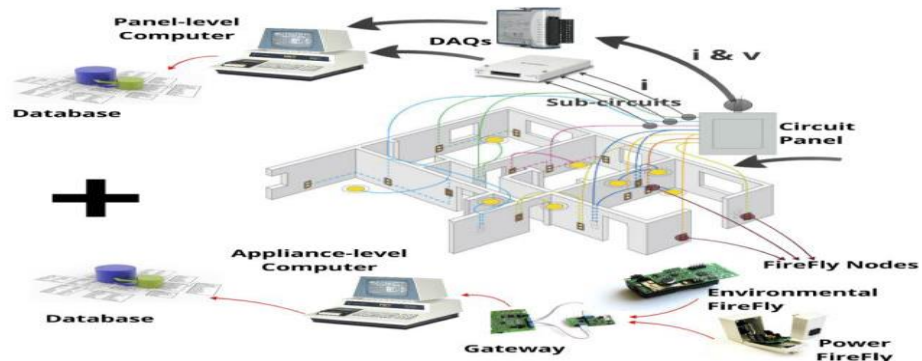
2.2 CONJUNTO DE DATOS BLUED. *BUILDING-LEVEL FULLY-LABELED DATA SET FOR ELECTRICITY DISAGGREGATION*

El conjunto de datos BLUED proporciona archivos de corriente y tensión sin procesar, junto con una lista de las marcas de tiempo de los eventos. Esta información se logró realizando un estudio con aproximadamente 50 aparatos eléctricos del hogar, y su objetivo es hacer un seguimiento individual de la operación eléctrica de cada electrodoméstico, determinando cuándo cambia su estado de funcionamiento cada aparato (por ejemplo, encender o apagar) [9].

La tensión y las mediciones de corriente se recogieron usando un dispositivo de adquisición de datos de *National Instruments* (NI USB-9215A) de 16-Bit. Asumieron que las señales de tensión serían copias desfasadas una de la otra (por medio ciclo) y sólo muestreado un voltaje y dos señales de corriente a 12 kHz, simultáneamente. El consumo de energía para toda la casa, se calcula con base en estas mediciones de corriente y voltaje [9].

Para medir la corriente eléctrica, se utilizaron dos transformadores de corriente *Split-core* (QX 201-CT) de *The Energy Detective*. Las pinzas de corriente se colocaron alrededor de la red de alimentación de entrada. Para medidas de tensión, un transformador de tensión de *Pico Technology* (PICO SONDA TA041). Las señales de tensión y corriente muestreadas se almacenan localmente en un ordenador por cada toma corriente de la residencia [9]. Las mediciones se realizaron con una frecuencia de muestro de 12 kHz durante una semana en una vivienda unifamiliar en Pittsburgh, Pennsylvania.

Fig. 6. Arquitectura para la adquisición del conjunto de datos BLUED [9].



2.3 CONJUNTO DE DATOS PLAID. PUBLIC DATASET OF HIGH-RESOLUTION ELECTRICAL APPLIANCE MEASUREMENTS FOR LOAD IDENTIFICATION RESEARCH

PLAID incluye mediciones de corriente y tensión muestreados a 30 kHz de 11 tipos diferentes de aparatos presentes en 56 hogares en Pittsburgh, Pennsylvania, EE.UU. La recopilación de datos se llevó a cabo durante el verano de 2013. Cada aparato está representado por docenas de diferentes modelos. Para cada aparato, fueron tomadas de tres a seis mediciones. Estas mediciones luego se procesaron para extraer una ventana de 1 segundo que contiene tanto la operación en estado estacionario y el transitorio de inicio (Cuando estén disponibles). Se retiraron aquellas señales con ruido significativo en la tensión debido a errores de medición, después de lo cual se conservaron 1.094 casos en total. La Fig. 7 muestra un ejemplo de la corriente, el voltaje y valores de potencia instantánea de un refrigerador en PLAID para 1 segundo. La Tabla.1 muestra el número de archivos y aparatos para cada tipo de electrodoméstico [8].

Fig. 7. Datos de Corriente, Voltaje y Potencia de un refrigerador del conjunto de datos PLAID [8].

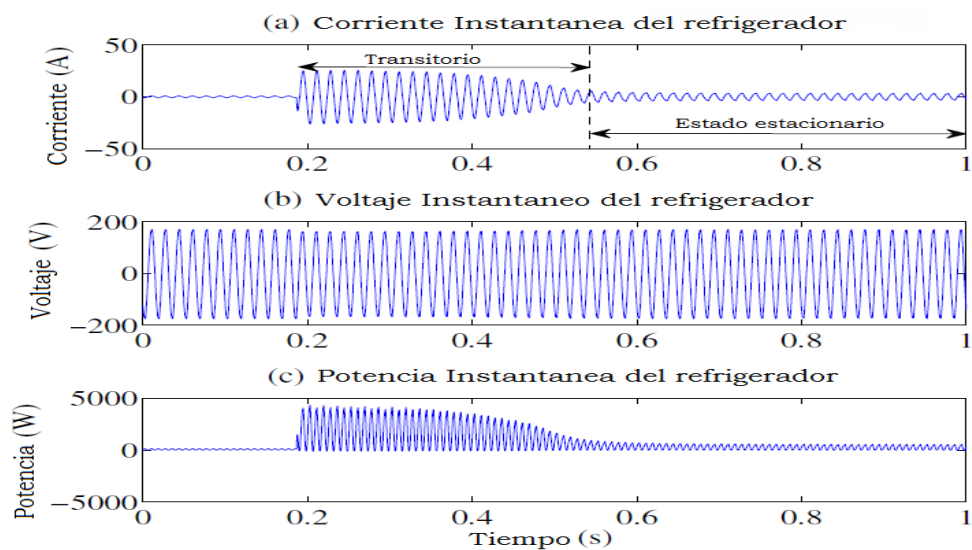


Tabla 1. Numero de archivos y aparatos por cada dispositivo [8].

Tipo de Aparato	Número de aparatos	Número de archivos
Aire acondicionado	19	92
Lámpara fluorescente	35	173
Refrigerador	18	46
Secador de pelo	31	156
PC portátil	38	163
Horno Microondas	23	135
Lavadora	7	26
Bombillo	25	117
Aspiradora	7	35
Ventilador	23	114
Calentador	9	37
Total	235	1094

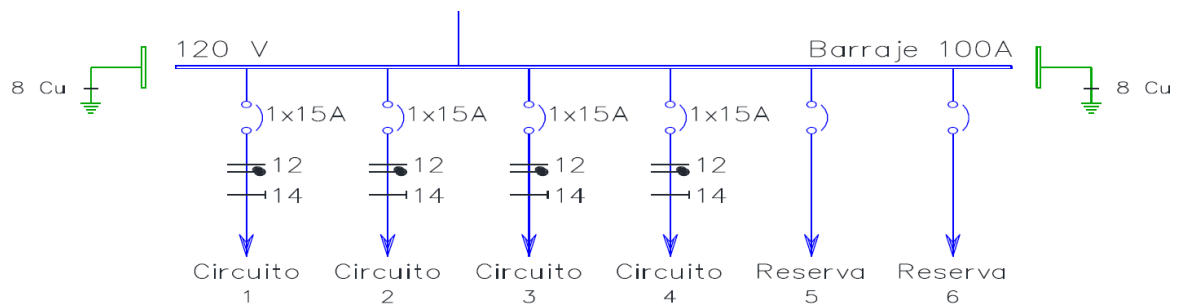
PLAID es un depósito creciente de mediciones de nivel de aparato. El conjunto de datos inicial se encuentra disponible para su descarga en <http://plaidplug.com>. Sin embargo, además de proporcionar un enlace de descarga para el conjunto de datos completo, en su portal web permite a otros investigadores subir sus propias medidas para ampliar la biblioteca [8].

2.4 CONJUNTO DE DATOS GRUPO GISEL

Este conjunto de datos que de ahora en adelante llamaremos CDHB, presenta el funcionamiento de electrodomésticos básicos de uso residencial, incluyendo la información de consumo de potencia en los distintos estados. Las etiquetas de encendido y apagado para cada electrodomésticos de uso común, tensión y corriente han sido muestreadas a 15,4 kHz. Seleccionaron los siguientes aparatos para realizar el conjunto de datos: licuadora, bombillo incandescente, lámpara fluorescente y ventilador [7].

Para realizar las mediciones utilizaron un multitoma y un medidor (*Power Visa DRANETZ – BMI 1000*), cada uno de ellos conectados a circuitos diferentes del tablero de distribución. El diagrama de la Fig. 8 representada gráficamente la conexión [7].

Fig. 8. Diagrama conexiones del multitoma y medidor [7].



Al realizar las conexiones entre el multitoma, el analizador de redes y los elementos a medir, se obtiene la señal de tensión en la entrada principal del multitoma y la señal de corriente en el puerto totalizador ubicado al respaldo de este mismo. Estas mediciones se realizaron con tensión de alimentación directamente de la red, en el laboratorio de máquinas eléctricas de la Universidad Industrial de Santander [7].

2.5 SELECCIÓN DEL CONJUNTO DE DATOS

En la selección de la bases de datos a utilizar en este proyecto, se observó que algunas presentaban limitaciones como:

- Baja frecuencia de muestreo de REDD.
- Falta de etiquetas de encendido y de apagado de BLUED.
- Poca información de las diferentes marcas de electrodoméstico que se utilizaron para cada clase de aparato y solo una transición de apagado a encendido que ocurre en los archivos de PLAID.

Por lo tanto, el conjunto de datos que brinda mayor información del comportamiento de las señales de cada aparato durante su funcionamiento individual o simultáneo, es CDHB. Basados en la información obtenida se descartó el conjunto de datos REDD, para los algoritmos de detección de eventos y en el caso de los algoritmos de identificación de firmas de carga solo se evaluó en PLAID y CDHB.

3. MÉTODOS IMPLEMENTADOS

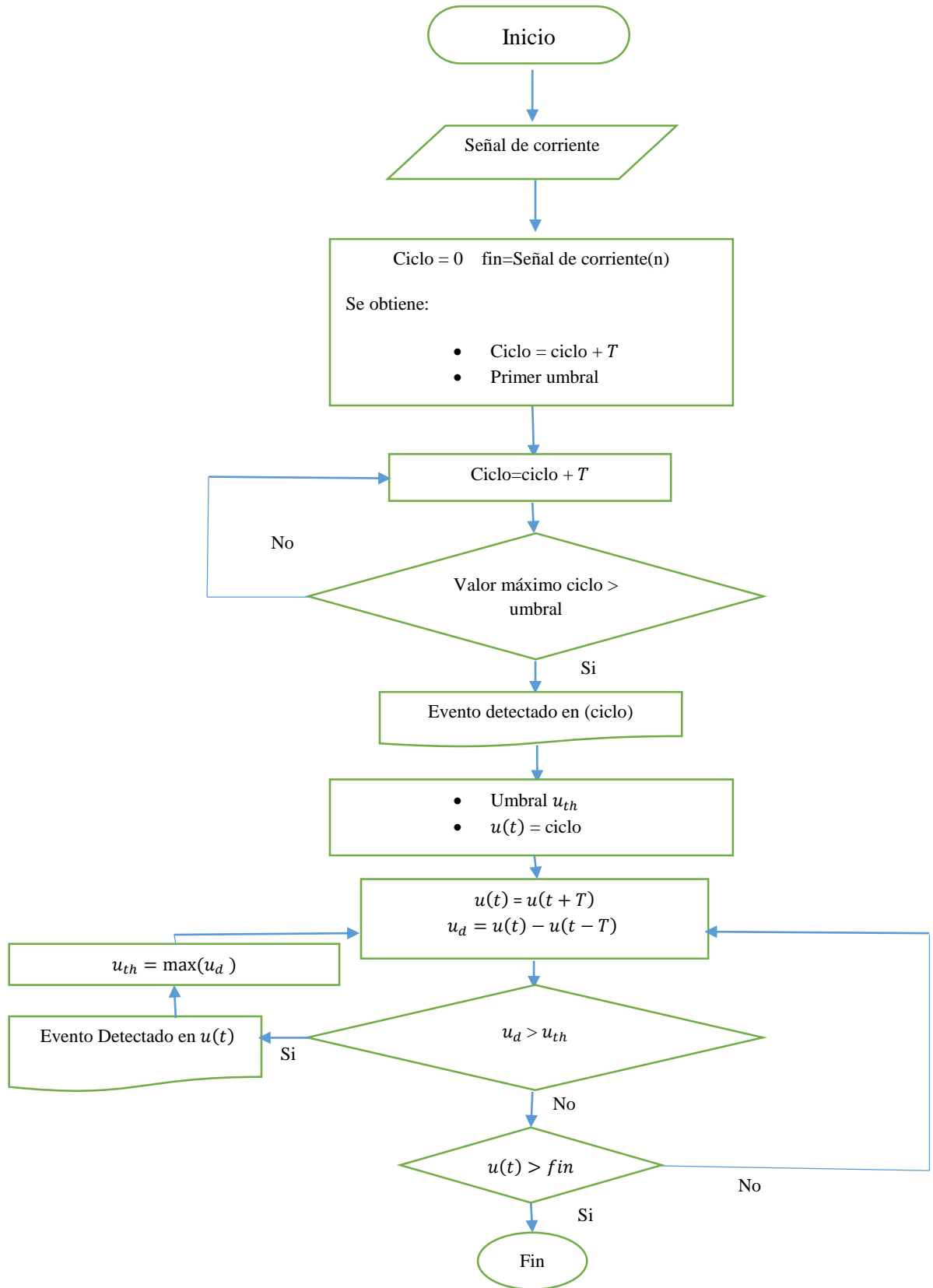
En esta sección se explica de una manera breve los métodos utilizados para la detección de eventos y la identificación de firmas estacionarias de carga en el desarrollo del trabajo de grado.

3.1 DETECCIÓN DE EVENTOS

Se trabajaron tres métodos de detección: ventana deslizante, intensidad de la corriente y potencia activa, en cada uno de los conjuntos de datos. Para estos algoritmos fue necesario reconocer todos los electrodomésticos a utilizar, y así poder encontrar los factores para determinar el umbral apto para la detección. A continuación se explica el funcionamiento de los métodos.

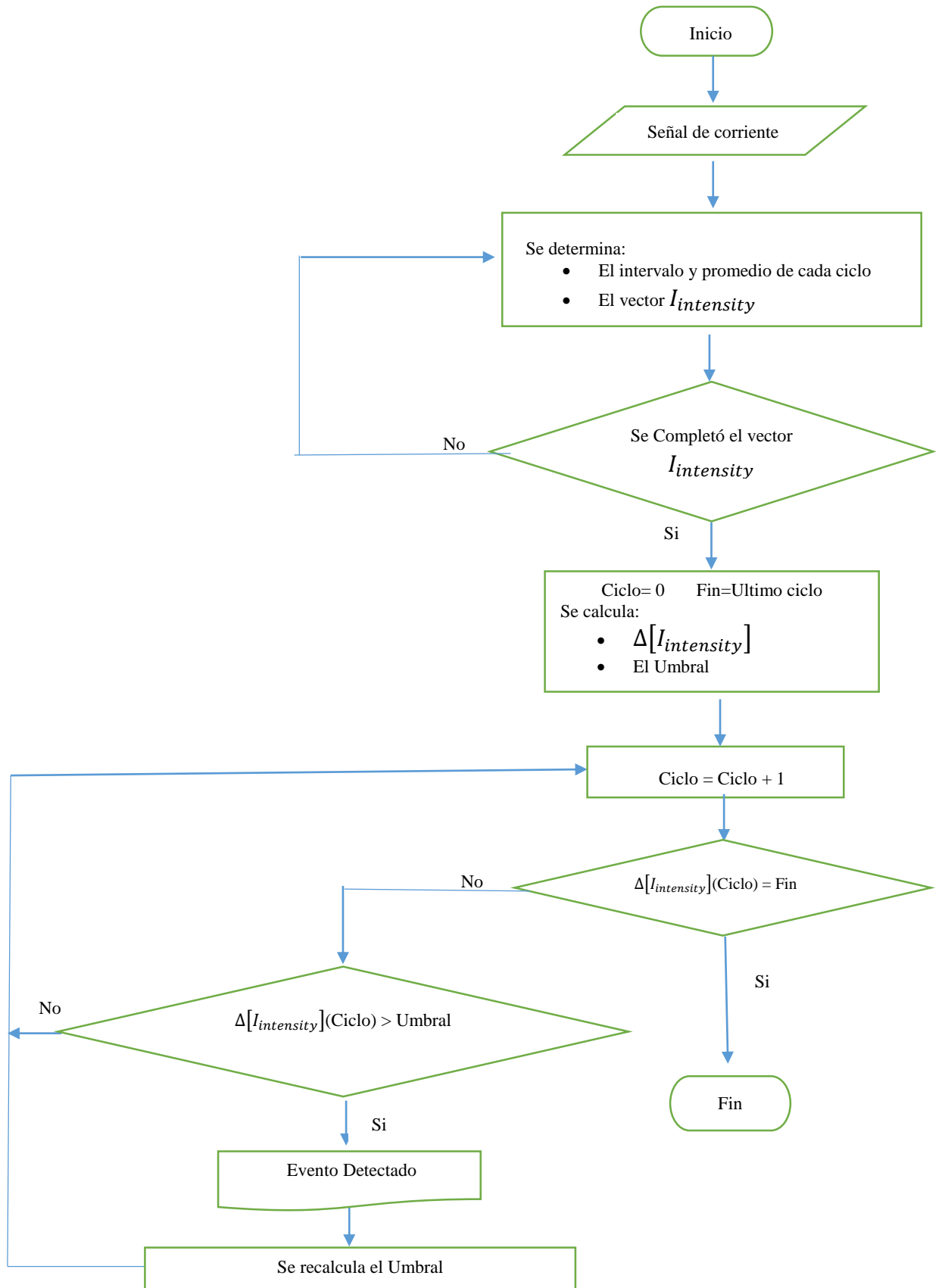
3.1.1 Ventana deslizante. En este método se adquirió la señal de corriente de un conjunto de datos. Se determinó el primer umbral correspondiente al punto máximo del primer ciclo o periodo de la señal. Se comparó cada uno de los máximos de los siguientes ciclos con el umbral ya establecido. Cuando esta comparación superaba el valor del umbral, se detectó un evento y se guardó el ciclo en el que se encontró dicho evento, luego se tomó este ciclo junto con el ciclo anterior y se calculó el máximo para establecerlo como un nuevo umbral u_{th} . Se restó punto a punto cada ciclo con su precedente para una posterior comparación del punto máximo de la resta con el umbral u_{th} . Si esta resta superaba el umbral se detectaría un nuevo evento. Cada vez que se detectaba un evento se recalculaba un nuevo umbral hasta llegar al final de la señal en estudio. Los pasos utilizados en el método se explican en la Fig. 9.

Fig. 9. Diagrama de flujo del algoritmo del método de la ventana deslizante



3.1.2 Intensidad de corriente. En el caso del método de intensidad de corriente, se adquirió la señal de un conjunto de datos y se calculó un valor de corriente por ciclo en (3). Cada valor calculado por periodo se comparó con el valor del periodo anterior en (2) y se calculó un umbral con el máximo valor obtenido en los primeros 6 ciclos de la señal. En el instante en que se superó ese umbral, se detectó un evento y se recalculo el umbral para adaptarse a los nuevos valores de corriente. Debido a cambios muy significativos como: transitorios que se presentan al encender los aparatos o perturbaciones en la corriente, ocurrió que se detectó más eventos aparte de los encendidos y apagados. Por lo tanto fue necesario implementar una selección adicional, donde se omiten algunas detecciones que no corresponden a ningún evento. Se pudo caracterizar los flancos de subida como encendido y los flancos de bajada como un posible apagado del electrodoméstico o perturbación.

Fig. 10. Diagrama de flujo del algoritmo del Método de Intensidad de corriente.



3.1.3 Potencia activa. En este método se empleó el mismo proceso de la sección 4.1.2, utilizando la potencia activa consumida por ciclo en (19), en lugar de la corriente.

$$P = \frac{\sum_{k=0}^N P_k}{N} ; \quad (19)$$

donde P_k es la potencia activa asociada a cada valor de tensión y corriente.

3.2. MÉTODOS DE DESAGREGACIÓN DE CARGA

Los métodos implementados en la desagregación de carga basados en características estacionarias de las señales eléctricas son: formas de onda de la corriente, coeficientes de la transformada wavelet de la corriente, armónicos de corriente, propiedades geométricas de los planos $V-I$ y $P-Q$. Donde se buscó revisar si estas características pueden proporcionar distinción entre diferentes aparatos.

3.2.1 Formas de onda de la corriente. Para extraer las características estacionarias dadas por las formas de onda de la corriente, se calculó el valor eficaz I_{rms} en (4) y la corriente pico I_p en (5) de cada ciclo de la señal. Con estos valores se calculó el factor de cresta por ciclo en (6), para tratar de identificar la firma de carga asociada a cada electrodoméstico.

3.2.2 Coeficientes de la transformada wavelet de la corriente. Para el método basado en la transformada Wavelet, existen varios tipos de familias tales como: Haar, Daubechies, Symlets, Coiflets, Biortogonal, Biorthogonal inversa, Meyer, Meyer discreto, Gaussian, Mexican hat, Morlet, entre otros. Además, se puede llegar a diferentes niveles de descomposición de las señales. Por consiguiente, hay un amplio rango de posibilidades de estudio.

Primero se escogieron dos familias de wavelets madre: *Daubechies* y *Symlets*, por ser unas de las más utilizadas; se les asignó un orden (Db4 y Sym3). Para el estudio se escogieron los niveles del 3 al 6. Al adquirir la señal de un conjunto de datos se realizó un análisis multiresolución, donde se hizo pasar la señal por filtros paso alto y paso bajo, descomponiéndose en dos clases de coeficientes, coeficientes de detalle (d_i) y coeficientes de aproximación (a_i) respectivamente, correspondientes a distintas bandas de frecuencia [18]. Se almacenaron los coeficientes obtenidos de cada electrodoméstico.

3.2.3 Propiedades geométricas. Utilizando las propiedades geométricas se emplearon dos métodos: el área trapezoidal y la pendiente. Para el caso del área trapezoidal se aproximó a la integración en un intervalo en (14) (al dividir el área total en trapecios se tiene mayor facilidad para ser calculada). Se suma cada área trapezoidal y se obtiene el área total por ciclo en (16), la cual indica la firma asociada a cada aparato en la señal de corriente.

Otro método geométrico usado para la identificación de carga es la pendiente. Para este método se ubicó el valor máximo y mínimo de corriente en toda la señal y se trazó una línea entre estos dos puntos, a la cual se le determinó su pendiente en (13) como característica de identificación de carga. En el caso de la potencia se obtuvo el valor de mayor consumo en el estado estacionario y se calculó su pendiente con respecto al valor mínimo de consumo, en el momento en que el aparato está apagado ($P=0$).

3.2.4 Armónicos de corriente. Para el método de identificación de firmas de carga usando la distorsión armónica, se calculó la transformada de Fourier a la señal en estado estable y se le determinaron los primeros 11 armónicos. Se calculó la THD en (12), donde se muestra la firma asociada a cada electrodoméstico.

4. RESULTADOS

Esta sección presenta los resultados obtenidos en la aplicación de los métodos para la detección de eventos e identificación de las firmas de carga. Para evaluar los algoritmos se utilizaron los conjuntos de datos *BLUED*, *PLAID* y *CDHB* explicadas en la sección 3.

4.1 ALGORITMOS DE DETECCIÓN DE EVENTOS

Las tablas de esta sección muestran los resultados obtenidos en los archivos de la bases de datos, utilizando los algoritmos de detección de eventos.

4.1.1 Ventana deslizante. La Tabla 2 muestra los electrodomésticos del conjunto de datos *CDHB*, la cantidad de eventos a detectar y detectados por el algoritmo, el número de veces que se encendió (*on*) o se apagó (*off*) el aparato en un intervalo de 2000-200000 muestras. Este intervalo se escogió para obtener la misma cantidad de muestras por cada aparato, debido a que se identificó que algunos presentaban mayor número de datos.

Tabla 2. Eventos a detectar y detectados por el método de ventana deslizante, para el conjunto de datos CDHB.

Electrodomésticos	# Eventos a detectar		# Eventos detectados		
	# on	# off	# on	# off	# transitorio
Bombillo Licuadora Ventilador	12	11	7	6	3
Bombillo Licuadora	6	6	6	6	3
Bombillo Ventilador	6	6	6	6	12
Fluorescente	4	3	4	3	1
Bombillo	3	3	3	3	1
Licuadora Bombillo	8	7	8	7	5
Licuadora Fluorescente	8	8	8	8	0
Licuadora Ventilador Bombillo	8	9	8	9	3
Licuadora Ventilador Fluorescente	17	16	14	12	3
Licuadora Ventilador	4	3	4	3	4
Ventilador Bombillo	2	1	2	1	2
Ventilador Licuadora	3	2	3	2	13
Ventilador Bombillo Licuadora	8	8	8	8	9
Ventilador Vel1	2	2	2	2	2
Ventilador Vel3	4	4	4	4	3
Licuadora	2	2	2	2	0

La Tabla 3 muestra los archivos del conjunto de datos *PLAID*, que tiene la particularidad de que solo se capturó un evento por archivo ejecutado.

Tabla 3. Eventos a detectar y detectados por el método de ventana deslizante, para el conjunto de datos PLAID.

Electrodoméstico	Eventos a detectar	Eventos detectados
Nevera	9	9
Aspiradora	11	11
Secador de cabello	13	13
Aire acondicionado	11	11
Calentador	12	12
Microondas	9	9
Lavadora	11	11
Bombillo	16	16
Ventilador	14	14
Fluorescente	11	11

La Tabla 4 muestra los archivos del conjunto de datos *BLUED*, esta se caracterizó según la fase en la que se conectó los aparatos.

Tabla 4. Eventos a detectar y detectados por el método de ventana deslizante, para el conjunto de datos BLUED.

Electrodomésticos	Eventos a Detectar		Eventos Detectados	
	on	off	on	off
Fase A				
Refrigerador	14	8	13	2
Luces de Oficina	1	2	1	1
Compresor de aire	2	2	2	1
Luces segundo piso	6	3	4	1
Picador de cocina	1	0	1	0
Secador de cabello	1	0	1	0
Circuito 7	0	1	0	0
Luces del patio	0	1	0	0
Fase B				
Circuito 4	1	1	2	0
Monitor 2	2	0	2	0
Luces del techo de la cocina	2	0	2	0
Impresora	10	10	9	4
Luces de la oficina	4	0	3	0
Monitor LCD 1	1	0	3	0
Luces del comedor	1	0	2	2
Computador 1	2	2	1	0
TV	4	3	2	2
Luz pasillo y escalera	3	2	2	0
Luces del sótano	2	2	2	0
DVR/Blu-ray Player	2	0	1	0
Pantalla LCD	1	1	1	1
Computador portátil	1	0	1	0

La Tabla Anexo A muestra los archivos con sus electrodomésticos.

4.1.2 Intensidad de la corriente. La Tabla 5 muestra los resultados obtenidos para el algoritmo de detección utilizando la intensidad de la corriente en un intervalo de 2000-200000 muestras en los electrodomésticos del conjunto de datos CDHB.

Tabla 5. Eventos detectados por el método de la intensidad de corriente, para el conjunto de datos CDHB.

Electrodomésticos	# Eventos a detectar		# Eventos detectados		
	# on	# off	# on	# off	# transitorio
Bombillo Licuadora Ventilador	12	11	12	11	0
Bombillo Licuadora	6	6	6	6	2
Bombillo Ventilador	6	6	6	6	0
Fluorescente	4	3	4	3	0
Bombillo	3	3	3	3	0
Licuadora Bombillo	8	7	8	7	0
Licuadora Fluorescente	8	8	8	8	3
Licuadora Ventilador Bombillo	8	9	8	9	0
Licuadora Ventilador Fluorescente	17	16	17	16	2
Licuadora Ventilador	4	3	4	3	0
Ventilador Bombillo	2	1	2	1	0
Ventilador Licuadora	3	2	3	2	0
Ventilador Bombillo Licuadora	8	8	8	8	2
Ventilador Vel1	2	2	2	2	0
Ventilador Vel3	4	4	4	4	0
Licuadora	2	2	3	2	0

La Tabla 6 muestra los eventos detectados en los archivos del conjunto de datos PLAID.

Tabla 6. Eventos a detectar y detectados por el método de la intensidad de la corriente, para el conjunto de datos PLAID.

Electrodoméstico	Eventos a detectar	Eventos detectados
Nevera	9	9
Aspiradora	11	11
Secador de cabello	13	13
Aire acondicionado	11	11
Calentador	12	12
Microondas	9	9
Lavadora	11	11
Bombillo	16	16
Ventilador	14	14
Fluorescente	11	11

En el conjunto de datos BLUED se determinaron los distintos intervalos donde se encontraron eventos. La Tabla 7 se muestra la cantidad de eventos detectados por el algoritmo.

Tabla 7. Eventos detectados por el método de intensidad de corriente, para el conjunto de datos BLUED.

Electrodomésticos	Eventos a Detectar		Eventos Detectados		
	on	off	on	off	transitorios
Fase A					
Refrigerador	14	8	14	8	0
Luces de Oficina	1	2	1	2	0
Compresor de aire	2	2	2	3	1
Luces segundo piso	6	3	6	3	0
Picador de cocina	1	0	1	0	0
Secador de cabello	1	0	1	0	0
Circuito 7	0	1	0	1	0
Luces del patio	0	1	0	1	0
Fase B					
Circuito 4	1	1	1	2	0
Monitor 2	2	0	3	2	2
Luces del techo de la cocina	2	0	2	0	0
Impresora	10	10	10	7	9
Luces de la oficina	4	0	4	1	0
Monitor LCD 1	1	0	1	0	0
Luces del comedor	1	0	2	0	0
Computador 1	2	2	2	2	0
TV	4	3	5	2	2
Luz pasillo y escalera	3	2	3	1	2
Luces del sótano	2	2	4	3	1
DVR/Blu-ray Player	2	0	2	0	0
Pantalla LCD	1	1	1	1	0
Computador portátil	1	0	1	0	0

4.1.3 Potencia activa. La Tabla 8 muestra los resultados obtenidos con el algoritmo de detección de eventos utilizando la potencia activa.

Tabla 8. Eventos detectados por el método de la potencia activa, para el conjunto de datos CDHB.

Electrodomésticos	# Eventos a detectar		# Eventos detectados		
	# on	# off	# on	# off	# transitorio
Bombillo Licuadora Ventilador	12	11	12	11	0
Bombillo Licuadora	6	6	6	6	2
Bombillo Ventilador	6	6	6	6	0
Fluorescente	4	3	4	4	1
Bombillo	3	3	3	3	0
Licuadora Bombillo	8	7	8	7	0
Licuadora Fluorescente	8	8	8	8	3
Licuadora Ventilador Bombillo	8	9	8	9	0
Licuadora Ventilador Fluorescente	17	16	17	16	1
Licuadora Ventilador	4	3	4	3	0
Ventilador Bombillo	2	1	2	1	0
Ventilador Licuadora	3	2	3	2	0
Ventilador Bombillo Licuadora	8	8	8	8	2
Ventilador Vel1	2	2	2	2	0
Ventilador Vel3	4	4	4	4	0
Licuadora	2	2	2	2	1

Los resultados obtenidos con el algoritmo de detección de la potencia activa, se observan en la Tabla 9.

Tabla 9. Eventos a detectar y detectados por el método de la potencia activa, para el conjunto de datos PLAID.

Electrodoméstico	eventos a detectar	eventos detectados
Nevera	9	9
Aspiradora	11	11
Secador de cabello	13	13
Aire acondicionado	11	11
Calentador	12	12
Microondas	9	9
Lavadora	11	11
Bombillo	16	16
Ventilador	14	14
Fluorescente	11	11

En la Tabla 10 se presenta la cantidad de eventos detectados por el algoritmo en el conjunto de datos BLUED.

Tabla 10. Eventos detectados por el método de la potencia activa, para el conjunto de datos BLUED.

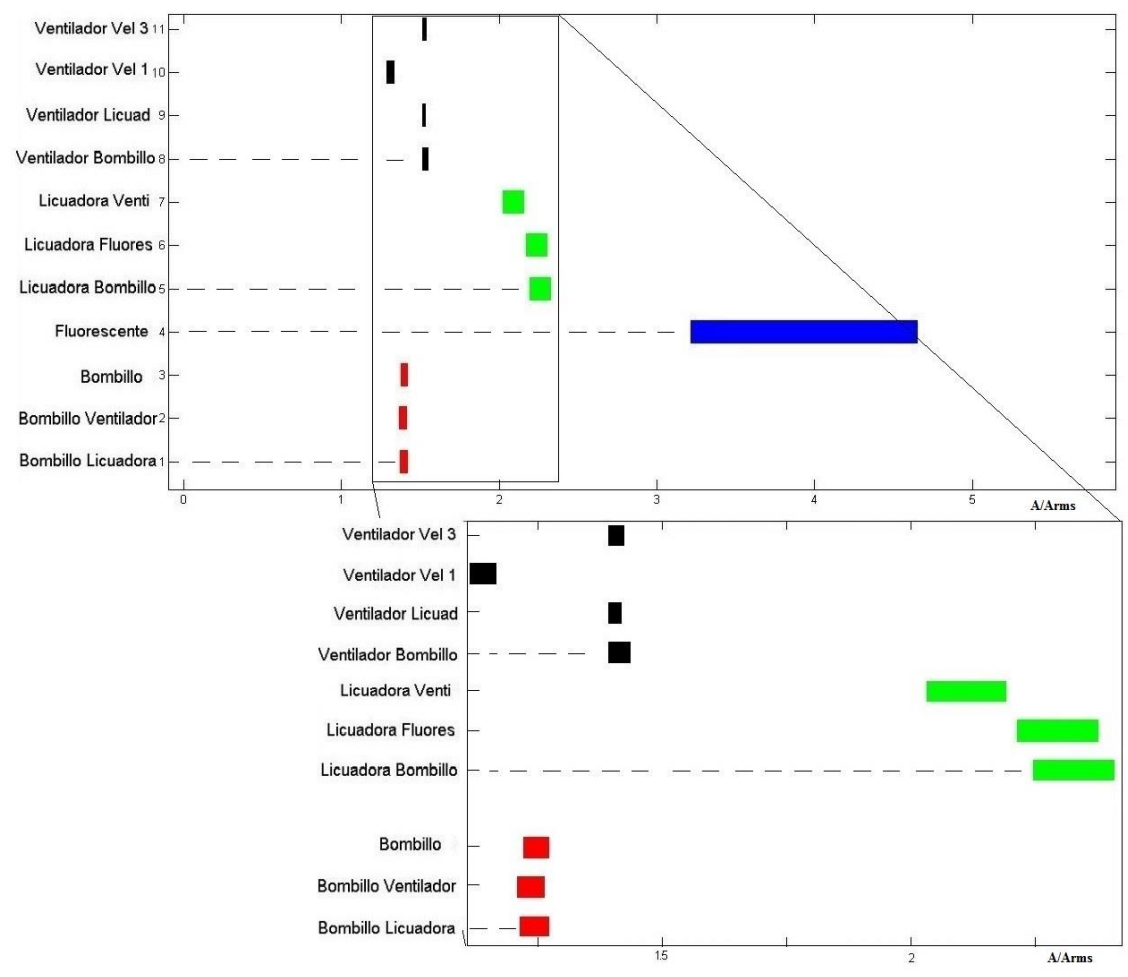
Electrodomésticos	Eventos a Detectar		Eventos Detectados		
	on	off	on	off	transitorios
Fase A					
Refrigerador	14	8	14	8	0
Luces de Oficina	1	2	1	2	0
Compresor de aire	2	2	2	2	1
Luces segundo piso	6	3	6	3	0
Picador de cocina	1	0	1	0	0
Secador de cabello	1	0	1	0	0
Circuito 7	0	1	0	1	0
Luces del patio	0	1	0	1	0
Fase B					
Circuito 4	1	1	1	2	0
Monitor 2	2	0	3	2	0
Luces del techo de la cocina	2	0	2	1	0
Impresora	10	10	22	9	9
Luces de la oficina	4	0	4	2	0
Monitor LCD 1	1	0	1	0	0
Luces del comedor	1	0	1	0	0
Computador 1	2	2	3	3	0
TV	4	3	4	2	0
Luz pasillo y escalera	3	2	8	6	2
Luces del sótano	2	2	3	3	0
DVD/Blu-ray Player	2	0	2		0
Pantalla LCD	1	1	1	1	0
Computador portátil	1	0	1	0	0

4.2 ALGORITMOS DE DESAGREGACION DE CARGA

Las figuras de esta sección muestran los resultados obtenidos en los archivos de la bases de datos CDHB y PLAID, donde se presentan los rangos que se obtuvieron para cada electrodoméstico, en los diferentes métodos de identificación de firmas de carga. Estos conjuntos de datos se escogieron debido a que tienen las etiquetas adecuadas para identificar plenamente los aparatos donde se presentan los rangos que se obtuvieron para cada electrodoméstico.

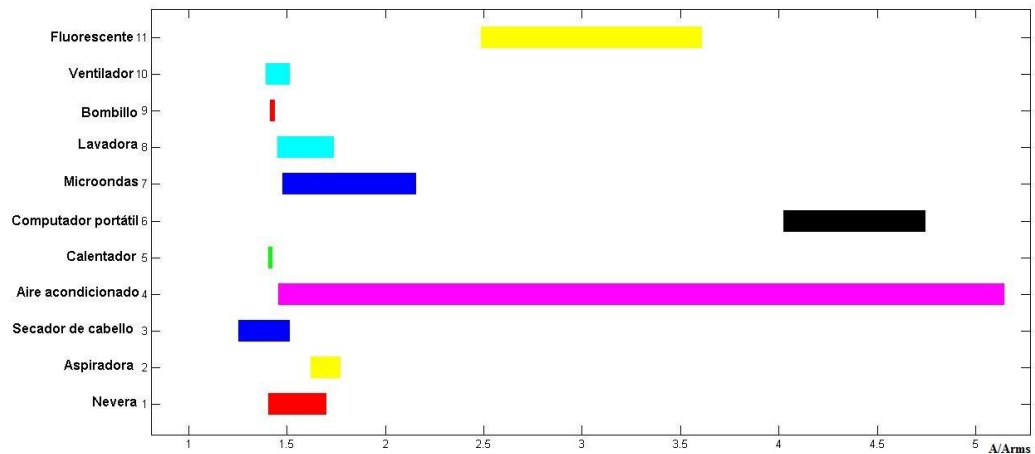
4.2.1 Factor de cresta. En la Fig. 11 se presentan los rangos que toman los valores para cada electrodoméstico del factor de cresta obtenido en el conjunto de datos CDHB.

Fig. 11. Rangos del factor de cresta, para el conjunto de datos CDHB.



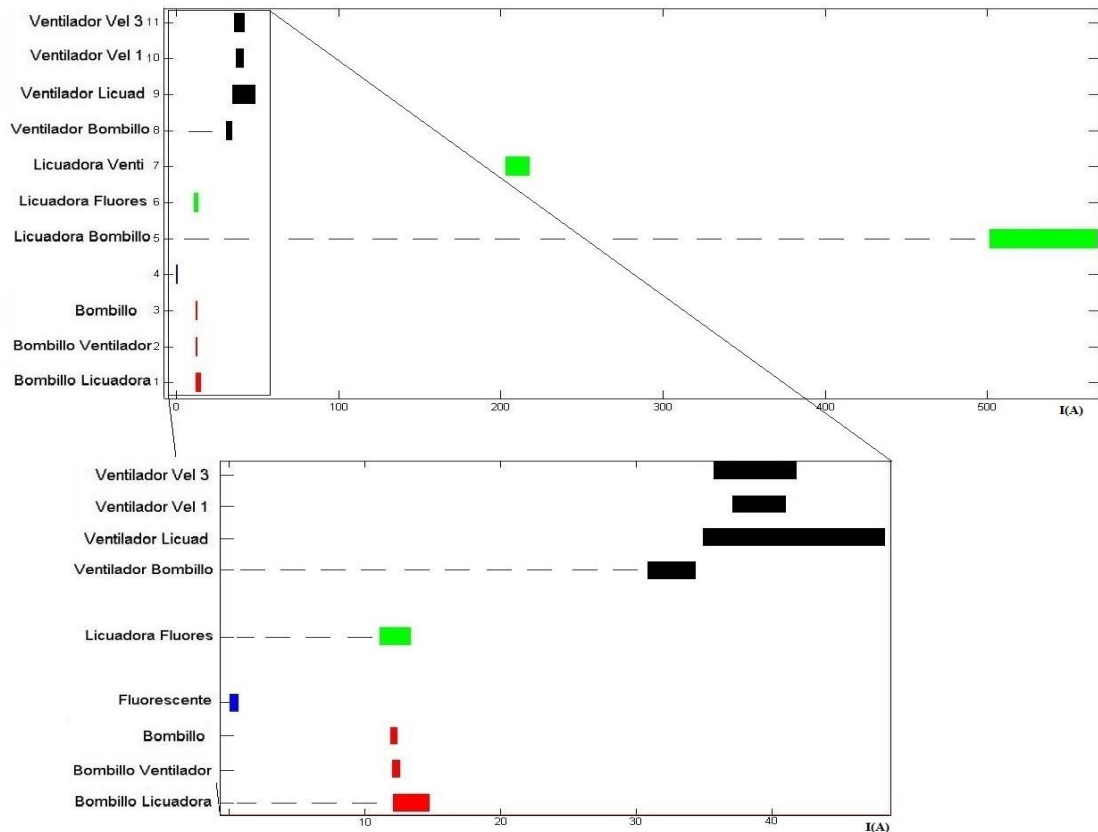
En la Fig. 12 se muestran los resultados del factor de cresta obtenido en los aparatos del conjunto de datos PLAID.

Fig. 12. Rangos del factor de cresta, para el conjunto de datos PLAID.



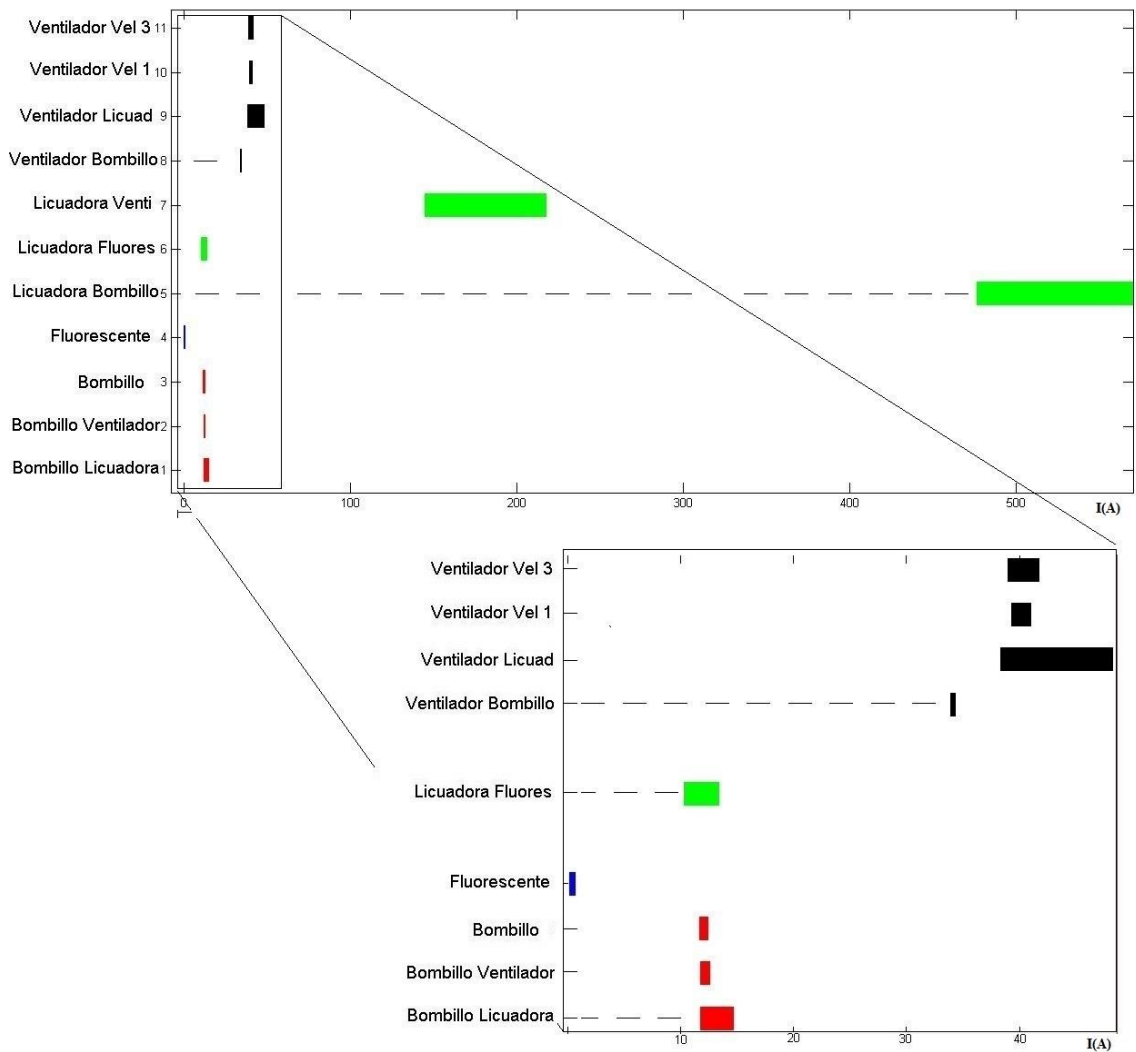
4.2.2 Coeficientes de la DWT. En la Fig. 13 se muestran los resultados obtenidos de los coeficientes de aproximación de Wavelet *Symlets 3* (Sym3) en el conjunto de datos CDHB.

Fig. 13. Rango de los coeficientes de aproximación de cada aparato, para el conjunto de datos CDHB utilizando la wavelet madre Sym3.



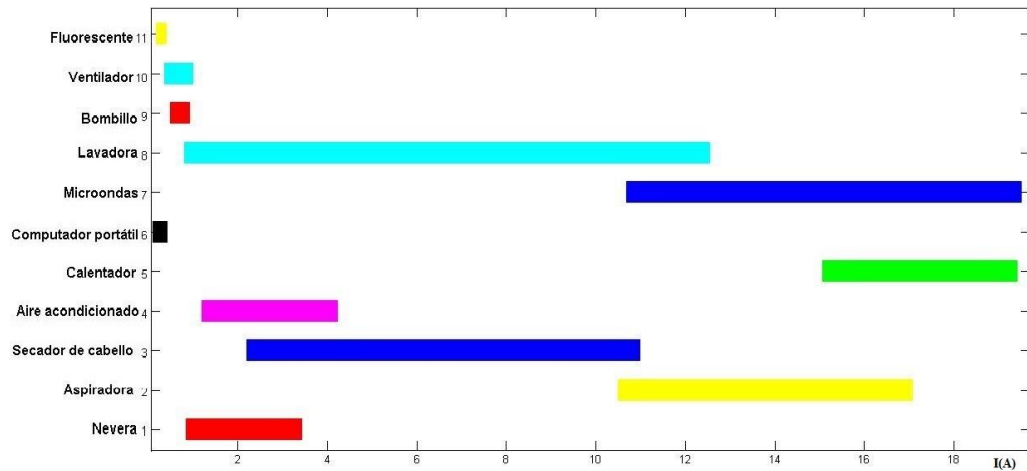
En la Fig. 14 muestran los resultados obtenidos de los coeficientes de aproximación de *Wavelet Daubechies 4 (Db4)* en el conjunto de datos CDHB.

Fig. 14. Rango de los coeficientes de aproximación de cada aparato para el conjunto de datos CDHB utilizando la wavelet madre Db4.



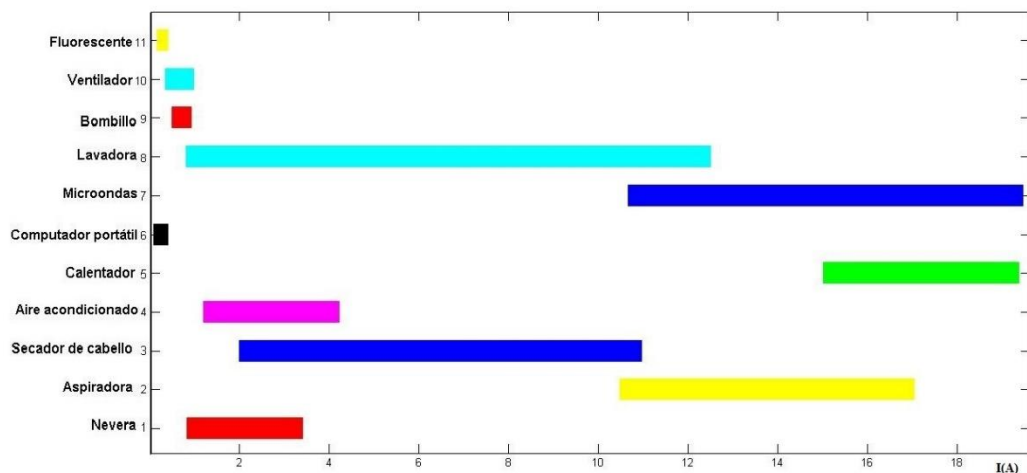
La Fig. 15 se muestran los resultados obtenidos de los coeficientes de aproximación de Wavelet *Symlets* 3 (Sym3) en el conjunto de datos PLAID

Fig. 15. Rango de los coeficientes de aproximación de cada aparato, para el conjunto de datos *PLAID* utilizando la wavelet madre Sym3.



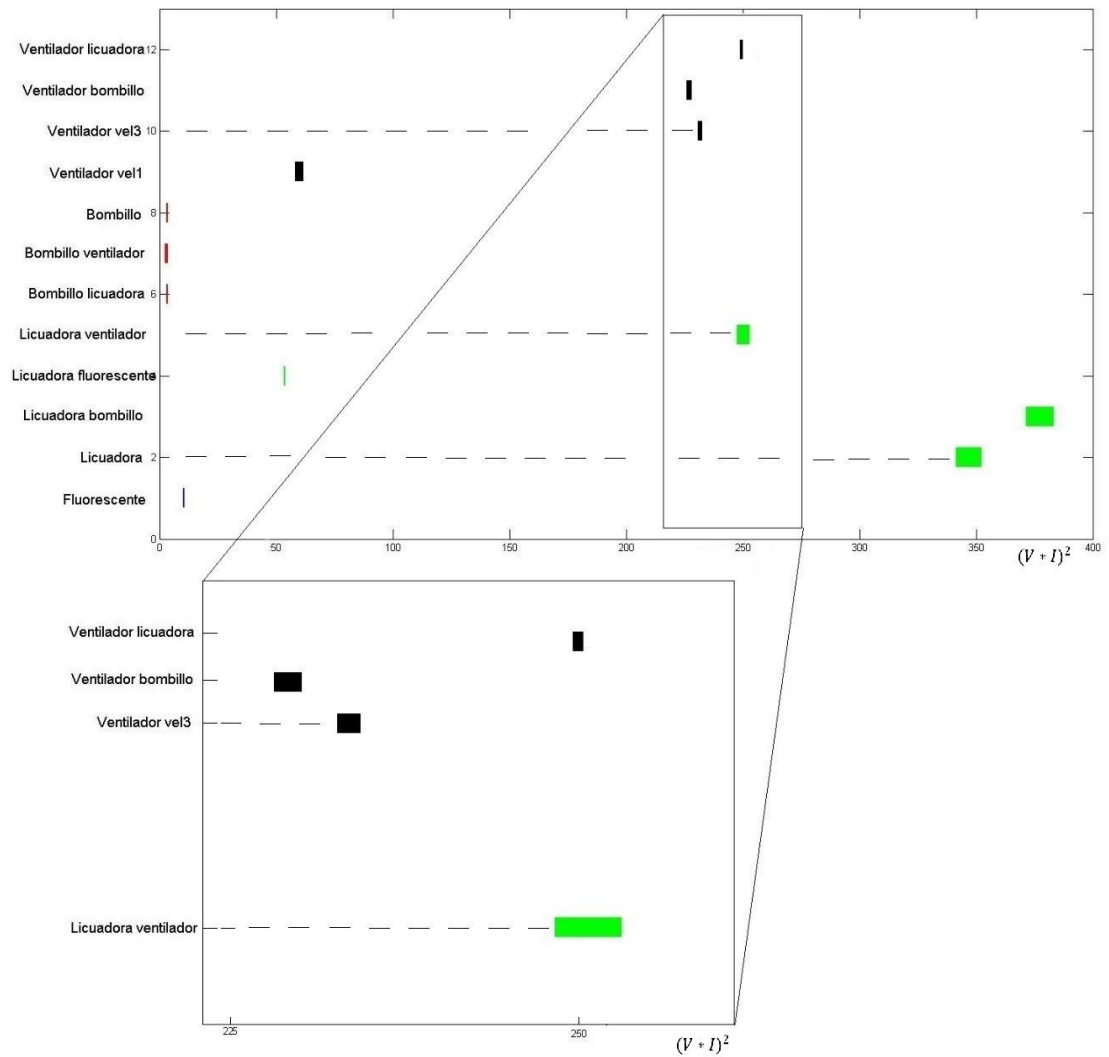
En la Fig. 16 muestran los resultados obtenidos de los coeficientes de aproximación de Wavelet *Daubechies* 4 (Db4) en el conjunto de datos PLAID.

Fig. 16. Rango de los coeficientes de aproximación de cada aparato, para el conjunto de datos *PLAID* utilizando la wavelet madre Db4.



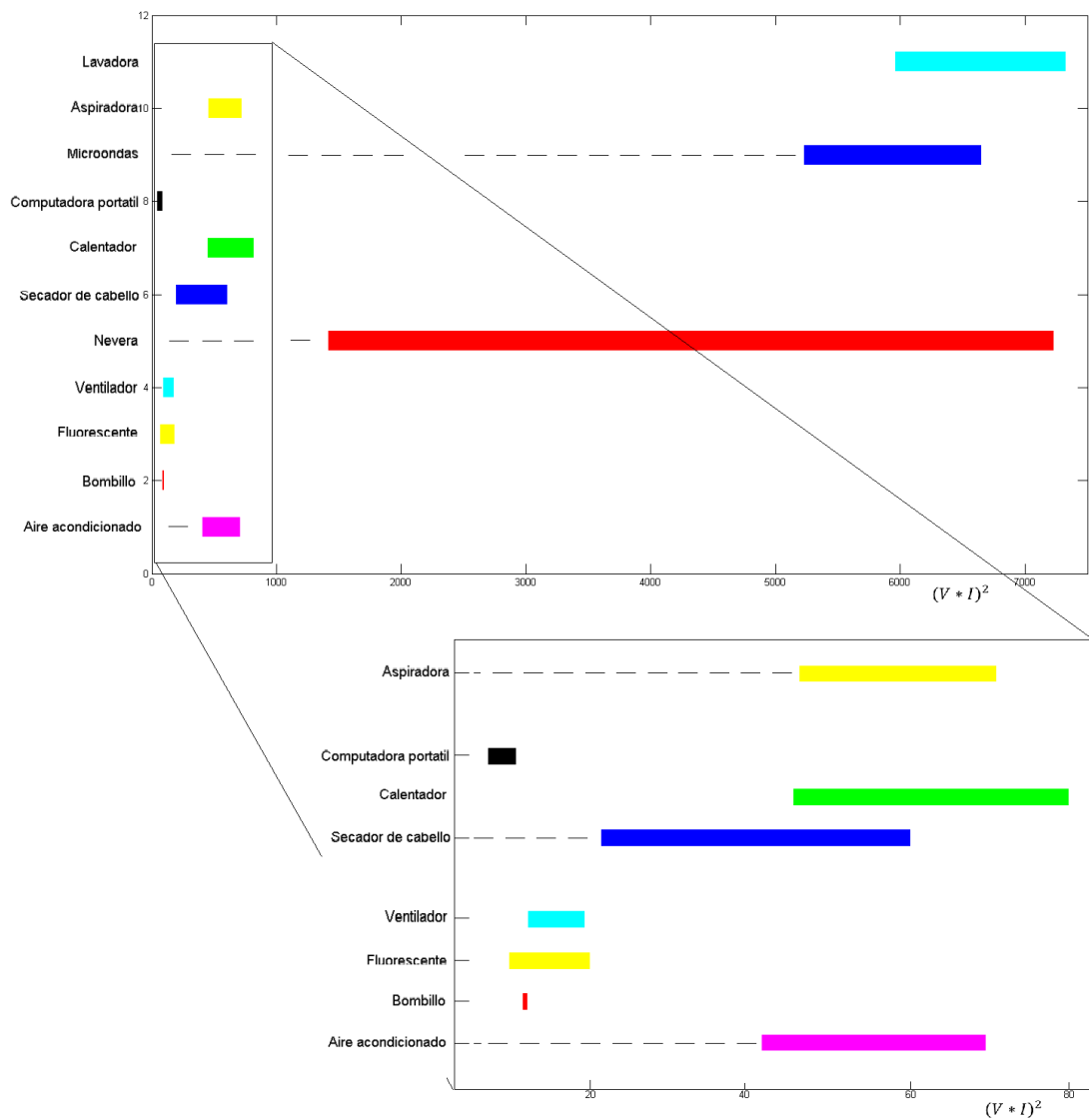
4.2.3 Propiedades geométricas de las curvas V-I. En la Fig. 17 se presentan los resultados obtenidos del área trapezoidal de la gráfica de tensión contra corriente para CDHB.

Fig. 17. Rango de las áreas trapezoidales, para el conjunto de datos CDHB.



En la Fig. 18 se presentan los resultados obtenidos del área trapezoidal de la gráfica de tensión contra corriente para PLAID.

Fig. 18. Rango de las áreas trapezoidales, para el conjunto de datos PLAID.



En la Fig. 19 y la Fig. 20 se muestran los resultados usando la pendiente en el plano V-I. Como método para la identificación de carga en los conjunto de datos CDHB y PLAID, respectivamente.

Fig. 19. Rango de la pendiente en el plano V-I, para el conjunto de datos CDHB.

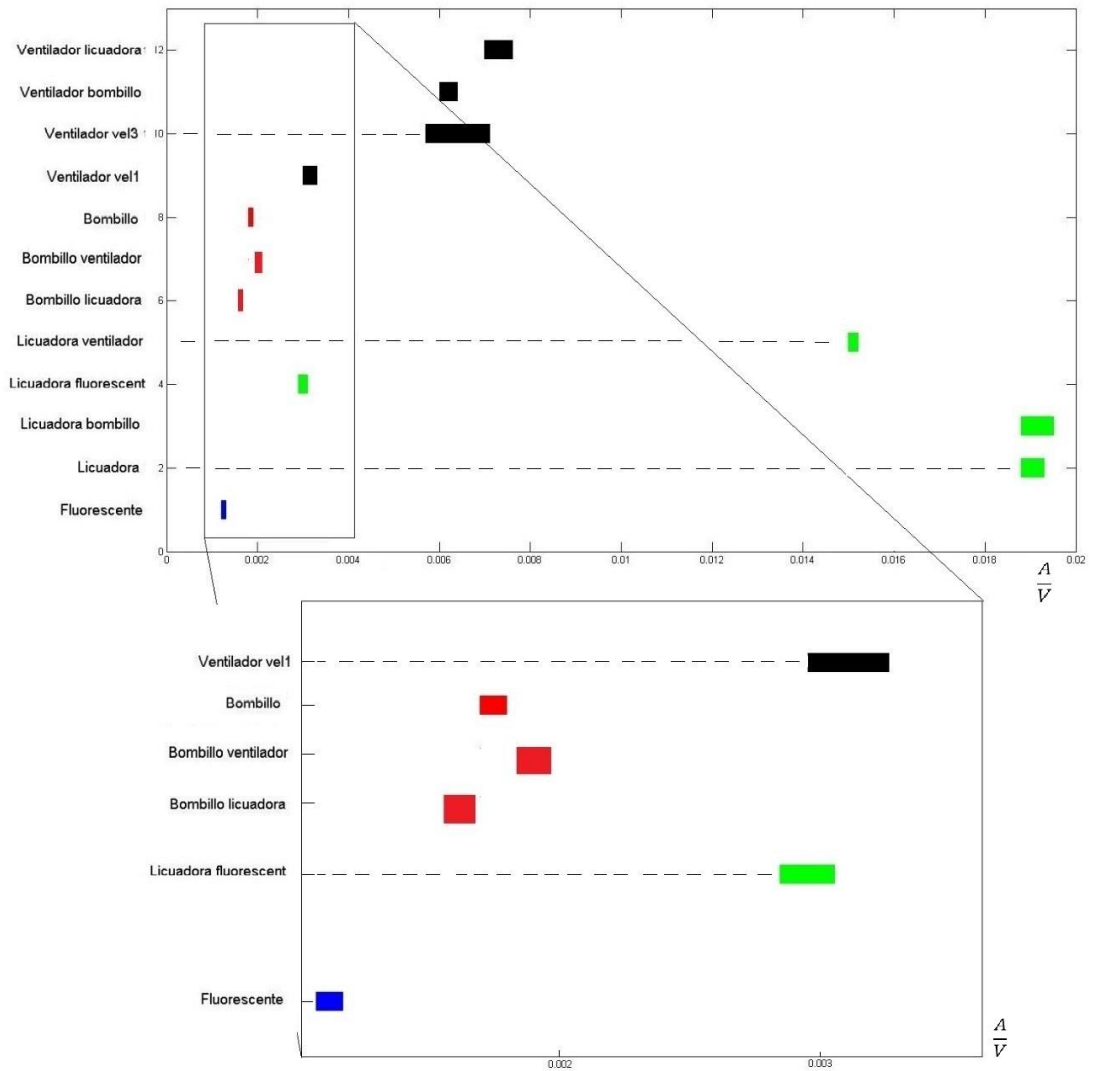
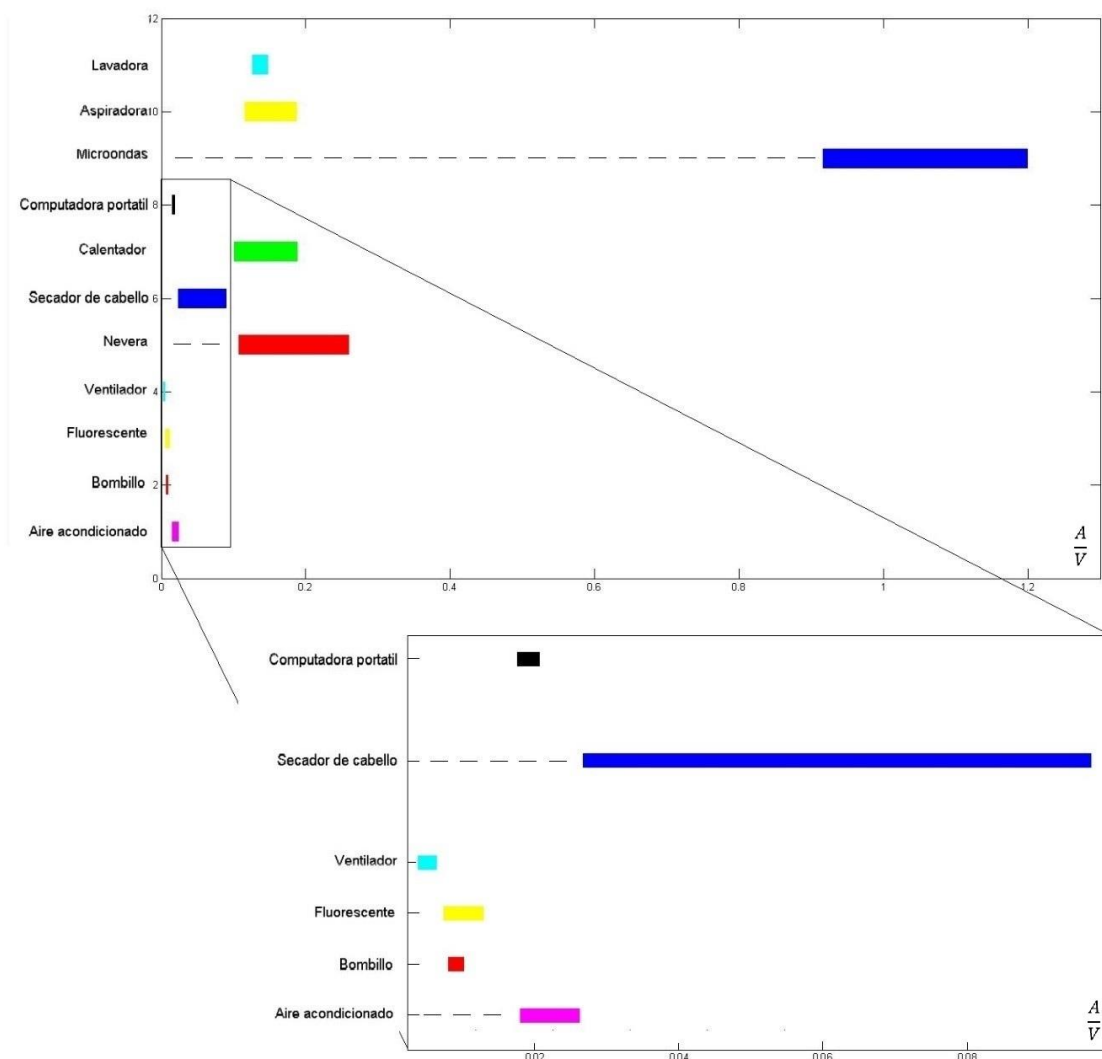
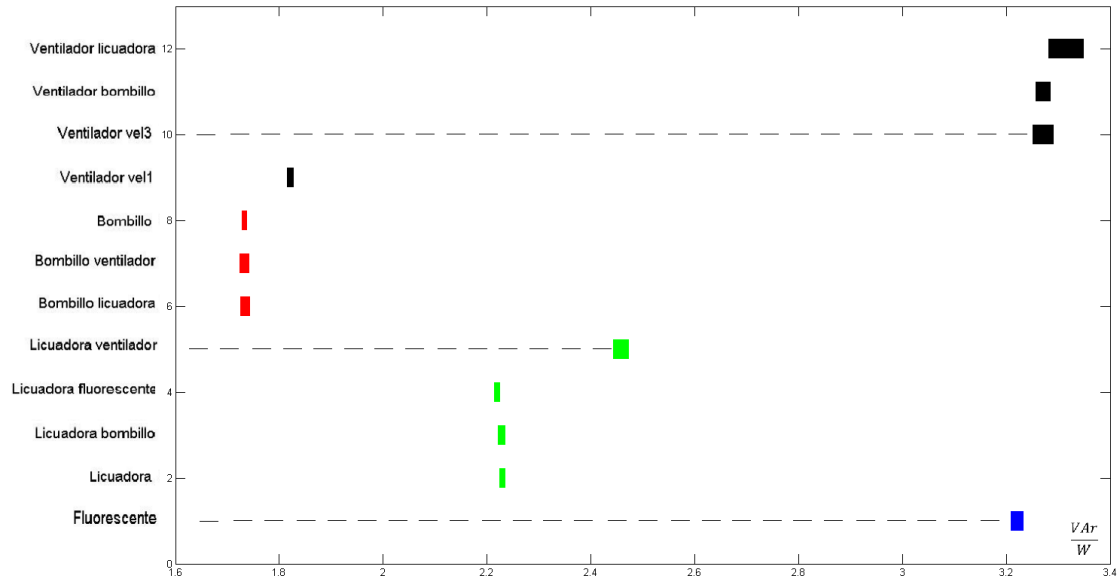


Fig. 20. Rango de la pendiente en el plano V-I, para el conjunto de datos PLAID.



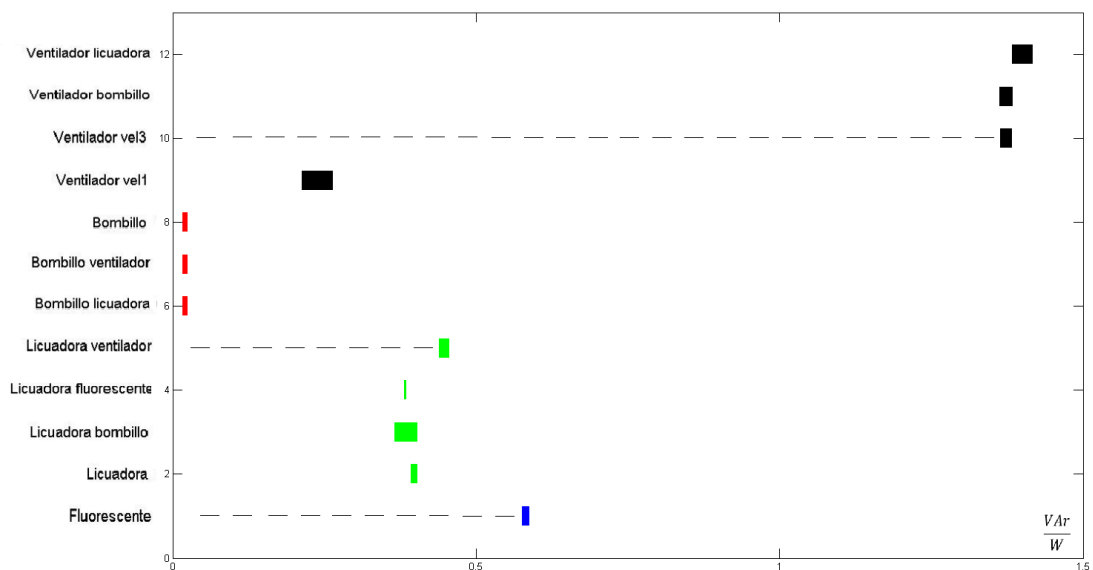
La Fig. 21 muestra los resultados usando la pendiente en el plano P - Q con la potencia reactiva total de Fryze Q_f en (8), para el conjunto de datos CDHB.

Fig. 21. Rango de la pendiente con la potencia reactiva total de Fryze, para el conjunto de datos CDHB.



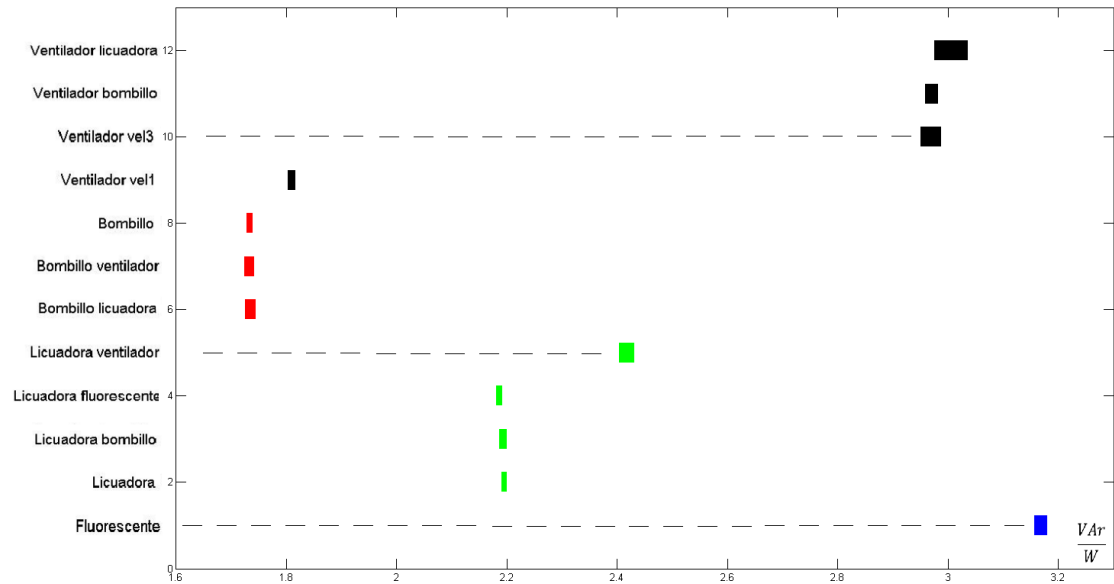
La Fig. 22 muestra los resultados usando la pendiente en el plano P - Q con la potencia reactiva de Budeanu Q_B en (9), para el conjunto de datos CDHB.

Fig. 22. Rango de la pendiente con la potencia reactiva total de Budeanu, para el conjunto de datos CDHB.



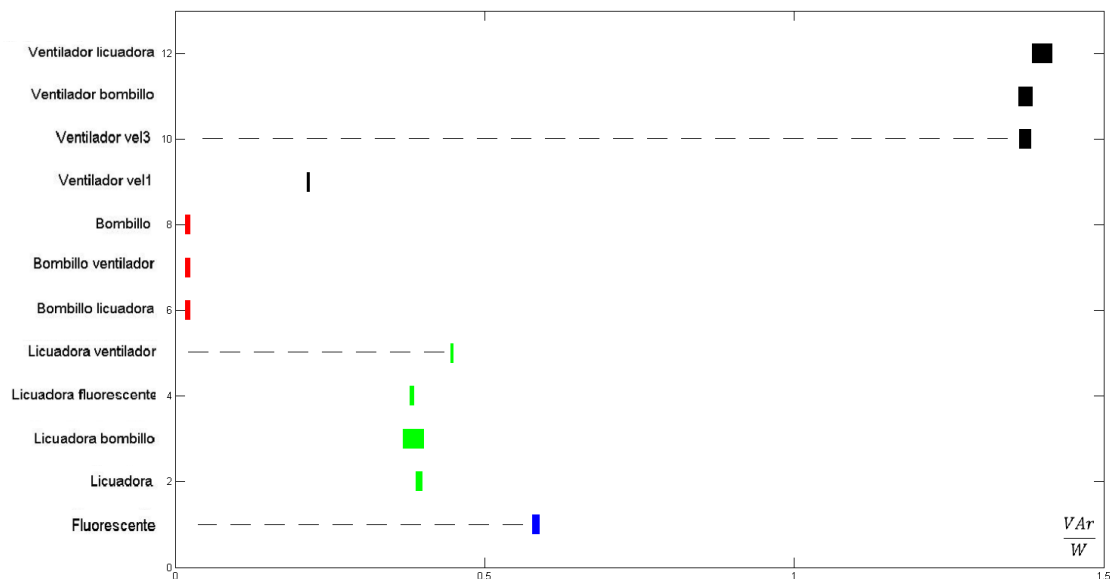
La Fig. 23 muestra los resultados usando la pendiente en el plano $P-D$ con la potencia de distorsión D_B en (10), para el conjunto de datos CDHB.

Fig. 23. Rango de la pendiente con la potencia de distorsión de Budeanu, para el conjunto de datos CDHB.



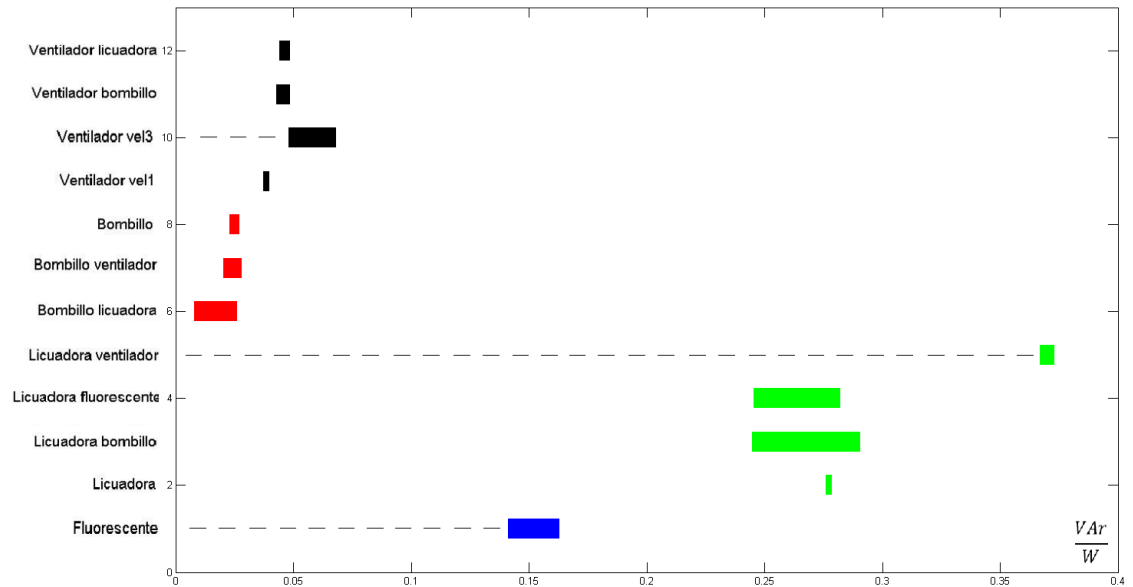
La Fig. 24 muestra los resultados usando la pendiente en el plano $P-Q$ con el modelo IEEE 1459 calculado en (11), para el conjunto de datos CDHB.

Fig. 24. Rango de la pendiente con la potencia reactiva del modelo IEEE 1459, para el conjunto de datos CDHB.



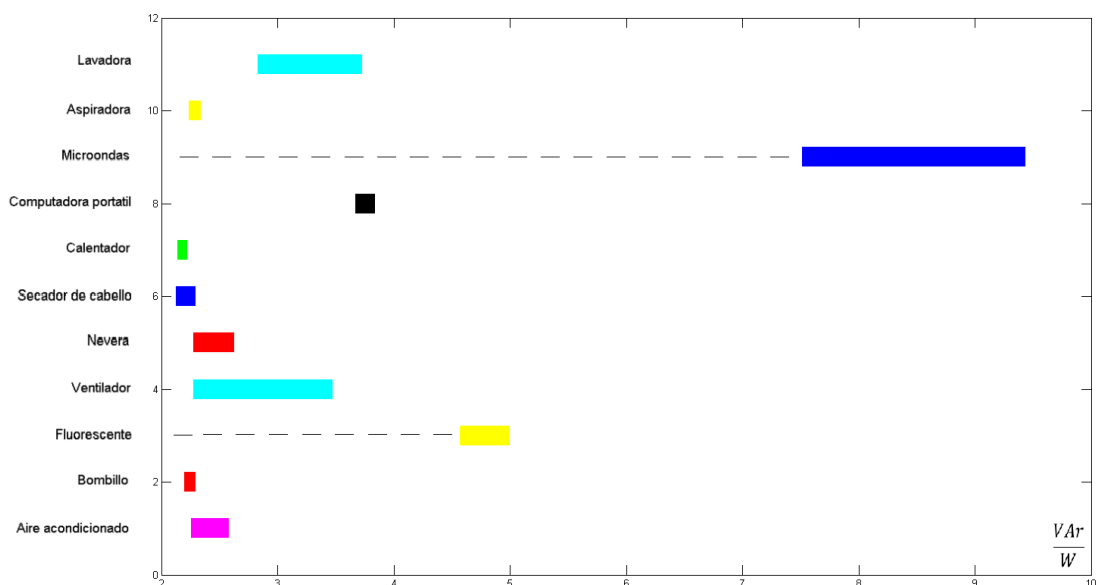
La Fig. 25 muestra los resultados usando la pendiente en el plano P - S con la potencia aparente no fundamental S_N , para el conjunto de datos CDHB.

Fig. 25. Rango de la pendiente con la potencia aparente no fundamental del modelo IEEE 1459, para el conjunto de datos CDHB.



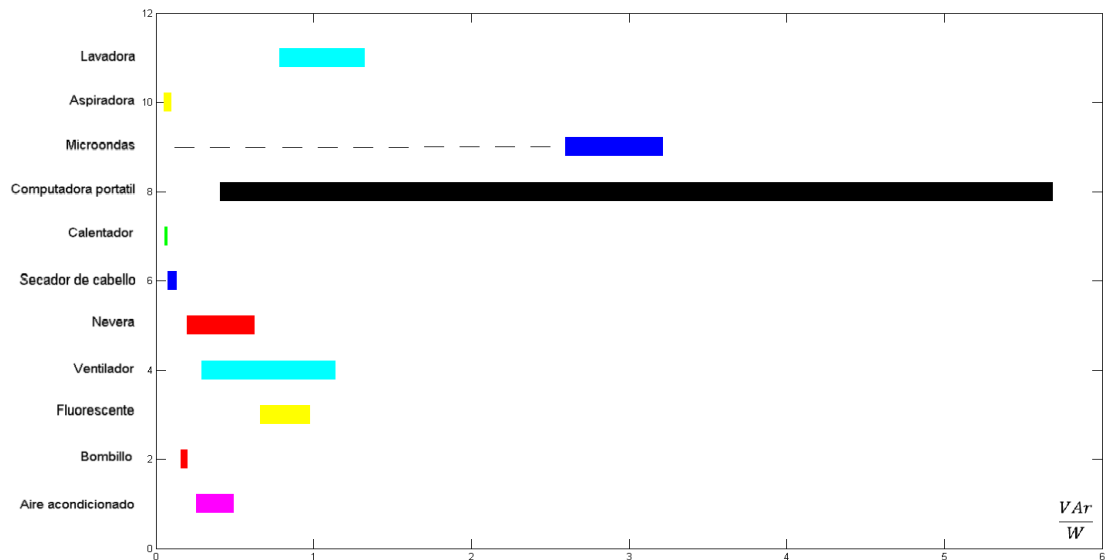
La Fig. 26 muestra los resultados usando la pendiente en el plano P - Q con la potencia reactiva total de Fryze Q_f en (8), para el conjunto de datos PLAID.

Fig. 26. Rango de la pendiente con la potencia reactiva total de Fryze, para el conjunto de datos PLAID.



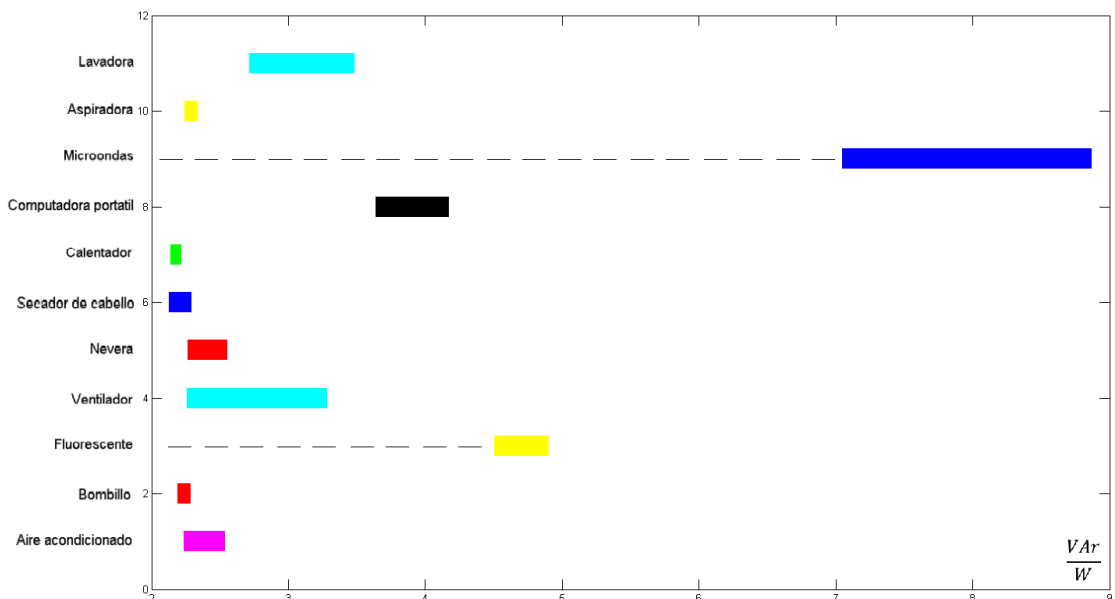
La Fig. 27 muestra los resultados usando la pendiente en el plano P - Q con la potencia reactiva de Budeanu Q_B en (9), para el conjunto de datos PLAID.

Fig. 27. Rango de la pendiente con la potencia reactiva total de Budeanu, para el conjunto de datos PLAID.



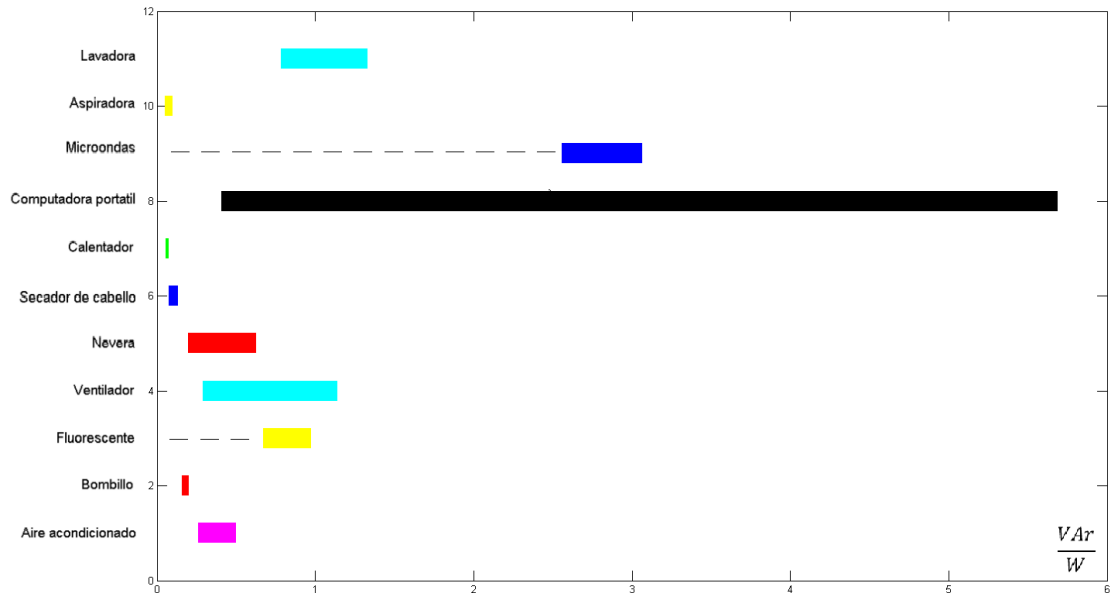
La Fig. 28 muestra los resultados usando la pendiente en el plano P - D con la potencia de distorsión D_B en (10), para el conjunto de datos PLAID.

Fig. 28. Rango de la pendiente con la potencia de distorsión de Budeanu, para el conjunto de datos PLAID.



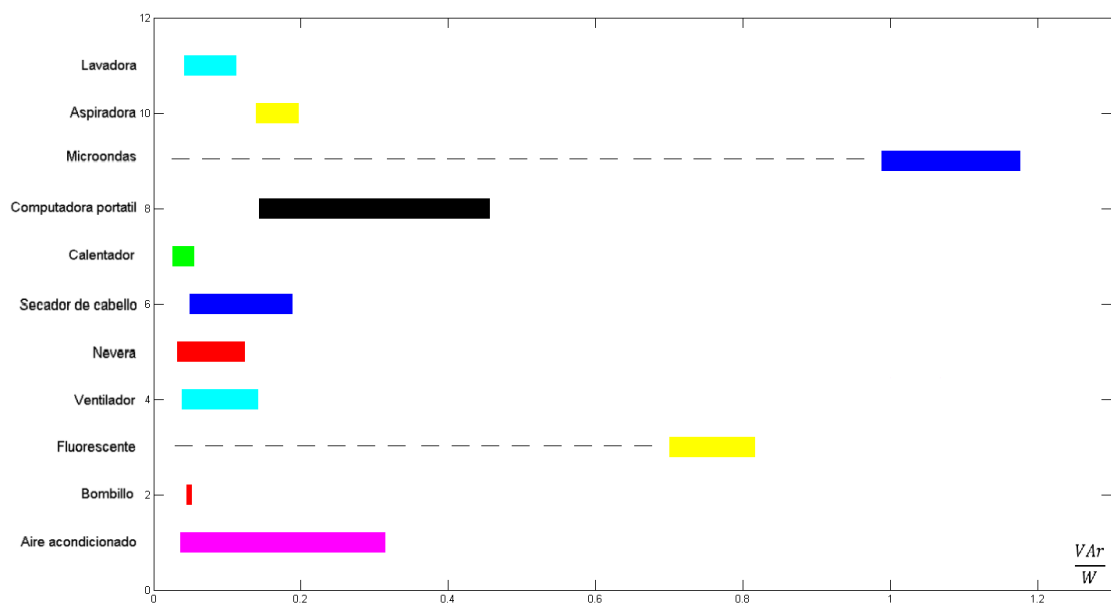
La Fig. 29 muestra los resultados usando la pendiente en el plano P - Q con el modelo IEEE 1459 calculado en (11), para el conjunto de datos PLAID.

Fig. 29. Rango de la pendiente con la potencia reactiva del modelo IEEE 1459, para el conjunto de datos PLAID.



La Fig. 30 muestra los resultados usando la pendiente en el plano P - S de la potencia aparente no fundamental S_N , para el conjunto de datos PLAID.

Fig. 30. Rango de la pendiente con la potencia aparente no fundamental del modelo IEEE 1459, para el conjunto de datos PLAID.



4.2.4 Distorsión armónica (THD). En la Fig. 31 y Fig. 32 se muestran los resultados de la THD obtenida en los aparatos de los conjuntos de datos CDHB y PLAID, respectivamente.

Fig. 31. Rango de la distorsión armónica, para el conjunto de datos CDHB.

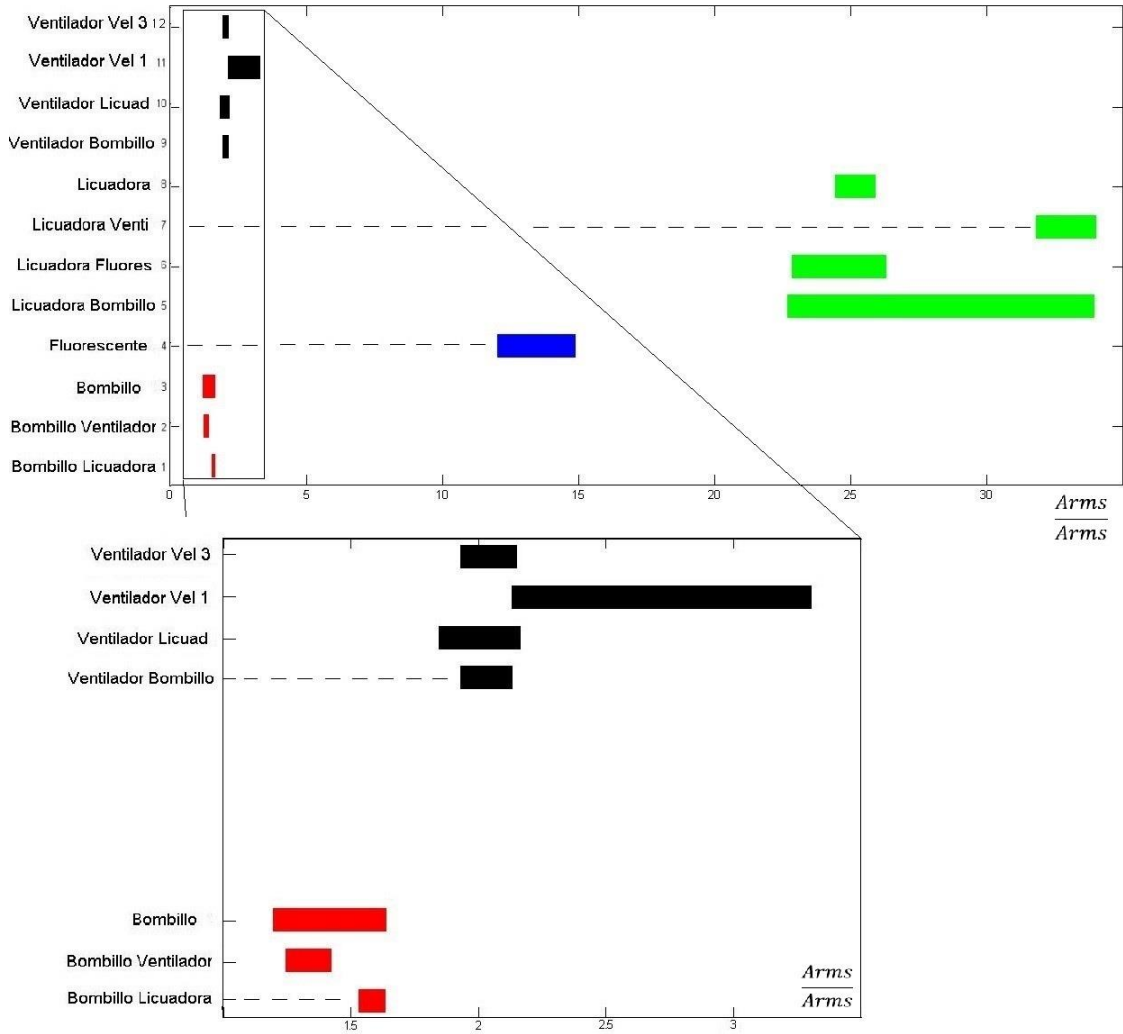
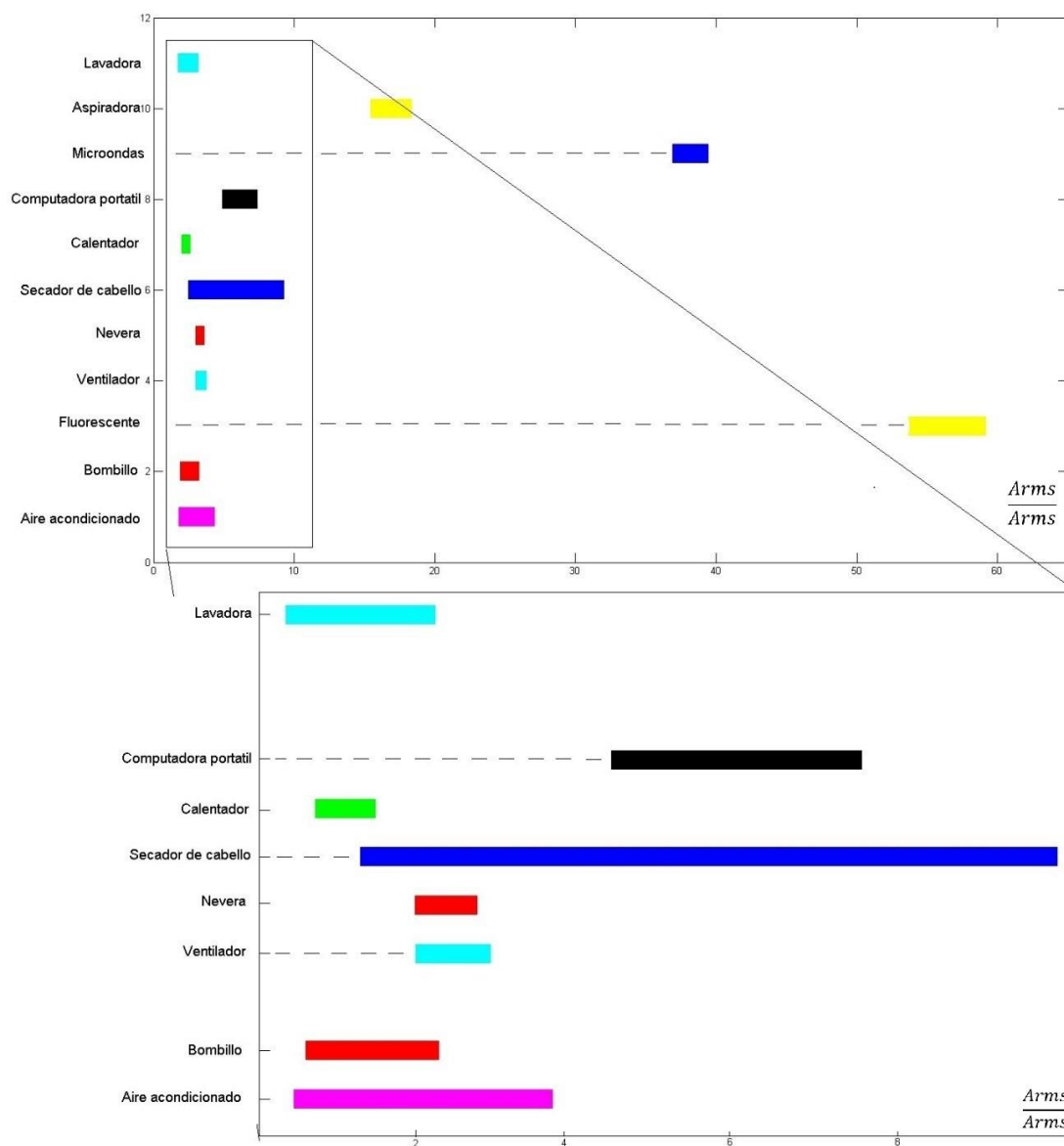


Fig. 32. Rango de la distorsión armónica, para el conjunto de datos PLAID.



5. ANÁLISIS DE RESULTADOS

Esta sección presenta un análisis detallado de los resultados obtenidos por los algoritmos para la detección de eventos e identificación de firmas de carga presentados en la sección anterior.

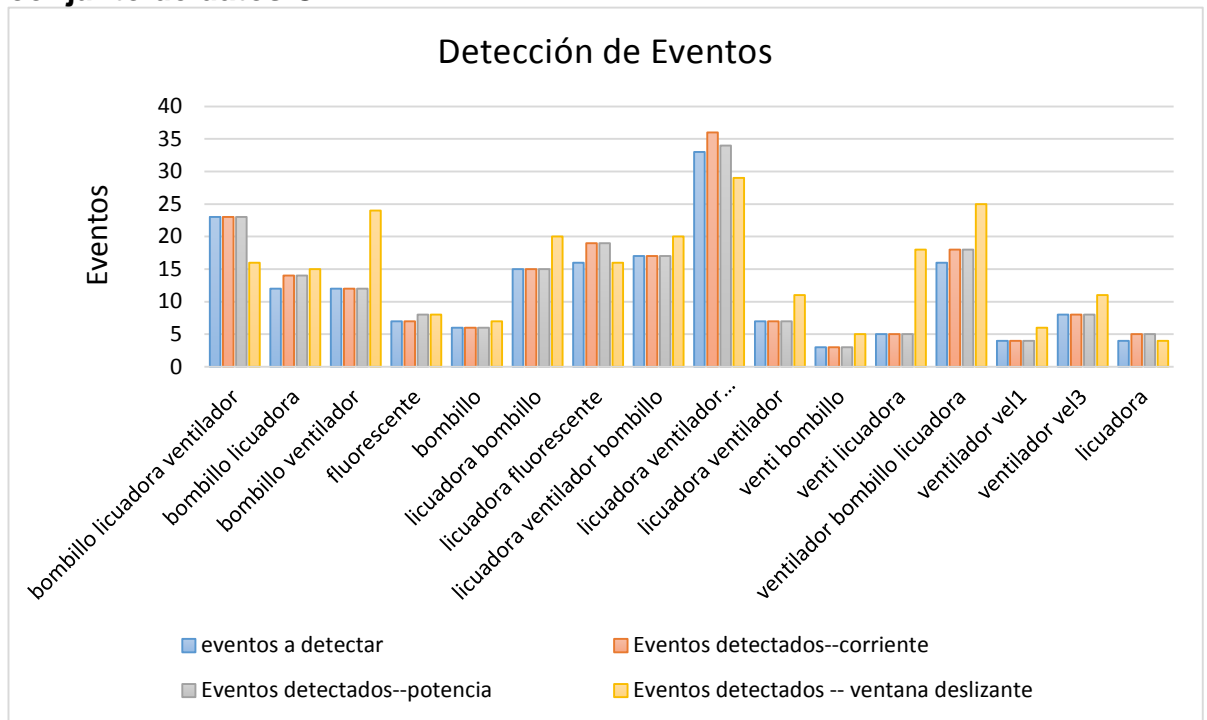
5.1 DETECCIÓN DE EVENTOS

Los eventos detectados se etiquetaron en:

- Encendidos (*on*): se conoce como un evento *on*, en el momento en que se enciende un electrodoméstico.
- Apagados (*off*): se conoce como un evento *off*, cuando el aparato posiblemente es apagado o desconectado.
- Transitorios: se conoce como un evento transitorio a los eventos que son detectados y no corresponden ni a un *on* ni a un *off*. En algunos casos se deben al final de un transitorio luego de haberse encendido un aparato, o a un cambio en la señal que la perturba.

En el caso de los métodos de intensidad de corriente y potencia activa de cada archivo de las bases de datos CDHB, se presenta gran similitud entre los eventos a detectar y los detectados por los algoritmos. Por el contrario, la ventana deslizante que en la mayoría de los casos detectaba más eventos de los existentes, los cuales no correspondían ni a un encendido, ni a un apagado del aparato, como se puede apreciar en la Fig. 33.

Fig. 33. Resultados obtenidos con los datos especificados, para el conjunto de datos CDHB.



Se observa que en general los algoritmos de corriente y potencia presentan una cantidad parecida de eventos detectados. Sin embargo, en algunos archivos se detectan más eventos de los debidos. Esto ocurre ya que existe una gran variedad de sucesos que pueden alterar la señal como: el transitorio que se genera al encender un aparato, las alteraciones en el servicio o la red, o una falla en el instrumento de medición al tomar los datos. Por lo tanto, hay muchas formas en las que se puede perturbar dicha señal, lo cual conlleva a que el algoritmo detecte cambios bruscos y los pueda interpretar como eventos.

La precisión de los algoritmos se calculó de tres maneras (20, 21 y 22). Donde los eventos, encendidos y apagados a detectar corresponden a los valores que el algoritmo debe detectar. En el caso de los eventos, encendidos y apagados detectados, son los valores detectados por los algoritmos de detección.

$$Precisión\ Eventos = \frac{Eventos\ a\ Detectar}{Eventos\ Detectados} \tag{20}$$

$$Precisión\ Encendidos = \frac{ON\ a\ Detectar}{No.\ ON\ Detectados} \tag{21}$$

$$Precisión\ Apagados = \frac{OFF\ a\ Detectar}{No.\ OFF\ Detectados} \quad (22)$$

Se calculó la desviación estándar de los algoritmos de detección de eventos en (23).

$$Desviación\ estándar = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Precisión_i - \overline{Precisión})^2}{n}} \quad (23)$$

Las Tablas 11, 12 y 13 muestran las precisiones de eventos, encendidos y apagados detectados para los métodos de ventana deslizante, intensidad de corriente y potencia activa respectivamente.

Se obtiene que la menor precisión de eventos detectados para el método de la ventana deslizante es el archivo de ventilador licuadora con un 27,78% de precisión, mientras que para el método de intensidad de corriente y potencia activa, la menor precisión se presenta para el archivo licuadora, con un 80%. En general, se tiene un promedio de precisión de eventos detectados del 94,91% para el caso del método de la intensidad de la corriente, y para el método de la potencia activa se tiene un promedio de la precisión del 95,39%, lo cual nos indica que poseen prácticamente la misma precisión al momento de detectar los eventos. Por el contrario, el método de la ventana deslizante que tiene un promedio del 74,64%, muy por debajo de los otros dos métodos.

Se obtiene una precisión promedio de encendidos detectados de 99,31% usando el método de la intensidad de la corriente, esto ocurre debido al archivo *licuadora* que presenta un cambio en su forma de onda durante un ciclo, y como se ha dicho el algoritmo funciona comparando ciclo a ciclo de la señal, esto hace que sea interpretado como un encendido por el algoritmo. Para el caso de la potencia activa se obtiene una precisión promedio de encendidos del 100%, al detectar todos los encendidos de los aparatos en todos los archivos en el conjunto de datos CDHB. En cuanto a la ventana deslizante se obtiene una precisión promedio de encendidos de 87.41%, esto ocurre porque el archivo de bombillo licuadora ventilador genera un pico de corriente muy alto que aumenta el umbral y deja de detectar los eventos siguientes a este, lo mismo sucede en el archivo de licuadora ventilador fluorescente que en un momento de la medición deja de detectar los eventos por el aumento significativo del umbral de detección u_{th} .

Tabla 11. Precisión del algoritmo del método ventana deslizante, para el conjunto de datos CDHB.

Electrodomésticos	Precisión Eventos detectados	Precisión Encendidos detectados	Precisión Apagados detectados
Bombillo Licuadora Ventilador	56,25%	28,57%	16,67%
Bombillo Licuadora	80,00%	100%	100,00%
Bombillo Ventilador	50,00%	100%	100,00%
Fluorescente	87,50%	100%	100,00%
Bombillo	85,71%	100%	100,00%
Licuadora Bombillo	75,00%	100%	100,00%
Licuadora Fluorescente	100,00%	100%	100,00%
Licuadora Ventilador Bombillo	85,00%	100%	100,00%
Licuadora Ventilador Fluorescente	86,21%	78,57%	66,67%
Licuadora Ventilador	63,64%	100%	100,00%
Ventilador Bombillo	60,00%	100%	100,00%
Ventilador Licuadora	27,78%	100%	100,00%
Ventilador Bombillo Licuadora	64,00%	100%	100,00%
Ventilador Vel1	66,67%	100%	100,00%
Ventilador Vel3	72,73%	100%	100,00%
Licuadora	100,00%	100%	100,00%
Promedio	74.64%	87.41%	84.07%

Tabla 12. Precisión del algoritmo del método intensidad de corriente, para el conjunto de datos CDHB.

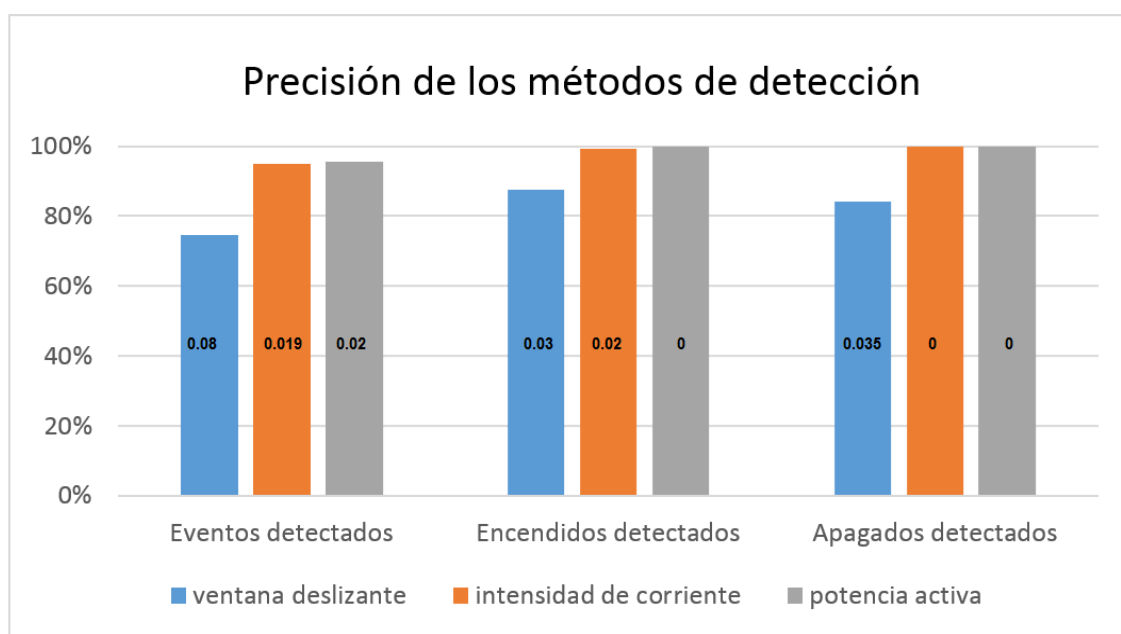
Electrodomésticos	Precisión Eventos detectados	Precisión Encendidos detectados	Precisión Apagados detectados
Bombillo Licuadora Ventilador	100%	100%	100%
Bombillo Licuadora	85,71%	100%	100%
Bombillo Ventilador	100%	100%	100%
Fluorescente	100%	100%	100%
Bombillo	100%	100%	100%
Licuadora Bombillo	100%	100%	100%
Licuadora Fluorescente	84,21%	100%	100%
Licuadora Ventilador Bombillo	100%	100%	100%
Licuadora Ventilador Fluorescente	91,67%	100%	100%
Licuadora Ventilador	100%	100%	100%
Ventilador Bombillo	100%	100%	100%
Ventilador Licuadora	100%	100%	100%
Ventilador Bombillo Licuadora	88,89%	100%	100%
Ventilador Vel1	100%	100%	100%
Ventilador Vel3	100%	100%	100%
Licuadora	80%	66,67%	100%
Promedio	94.91%	99.31%	100%

Tabla 13. Precisión del algoritmo del método potencia activa, para el conjunto de datos CDHB.

Electrodomésticos	Precisión Eventos detectados	Precisión Encendidos detectados	Precisión Apagados detectados
Bombillo Licuadora Ventilador	100%	100%	100%
Bombillo Licuadora	85,71%	100%	100%
Bombillo Ventilador	100%	100%	100%
Fluorescente	87,50%	100%	100%
Bombillo	100%	100%	100%
Licuadora Bombillo	100%	100%	100%
Licuadora Fluorescente	84,21%	100%	100%
Licuadora Ventilador Bombillo	100%	100%	100%
Licuadora Ventilador Fluorescente	97,06%	100%	100%
Licuadora Ventilador	100%	100%	100%
Ventilador Bombillo	100%	100%	100%
Ventilador Licuadora	100%	100%	100%
Ventilador Bombillo Licuadora	88,89%	100%	100%
Ventilador Vel1	100%	100%	100%
Ventilador Vel3	100%	100%	100%
Licuadora	80%	100%	100%
Promedio	95.39%	100%	100%

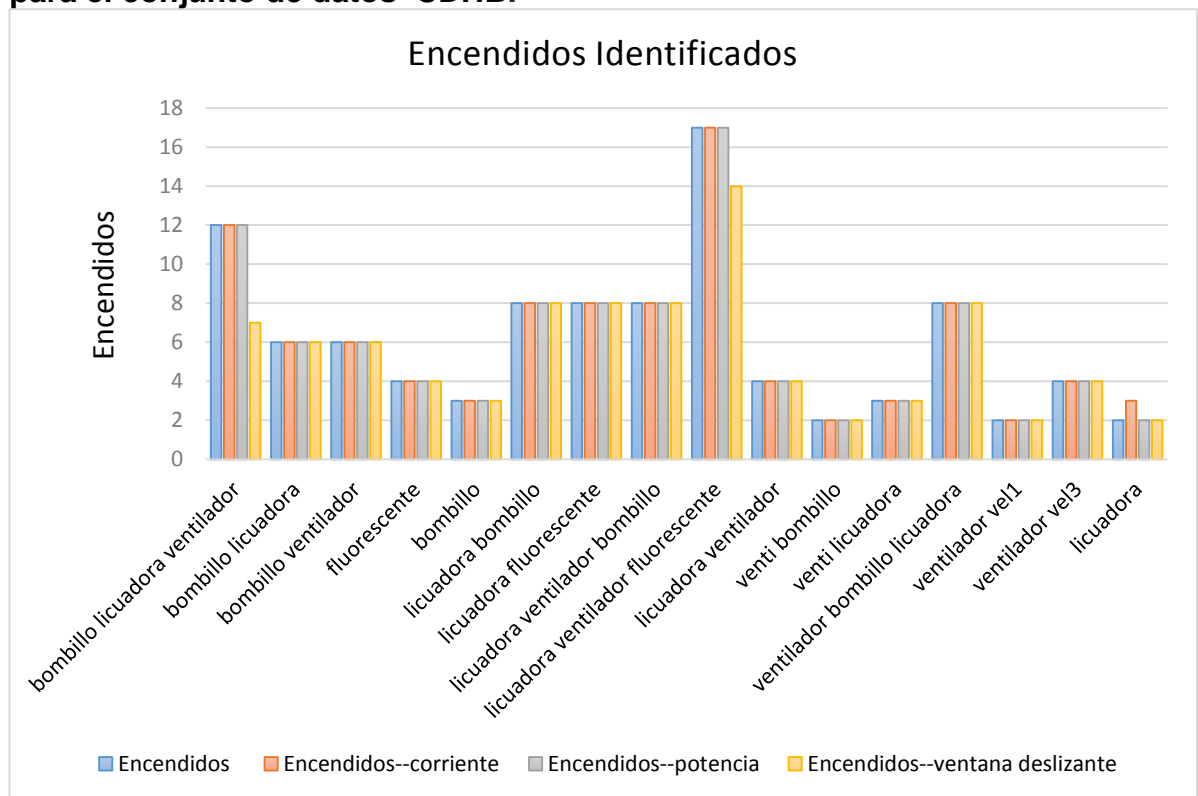
La Fig. 34 muestra el resumen de los resultados obtenidos en los tres métodos de detección, con respecto a los eventos, encendidos y apagados detectados.

Fig. 34. Resultados de la precisión y desviación de los métodos de detección, para el conjunto de datos CDHB.



Los resultados que se presentan en la Fig. 35 son la recopilación de la precisión de detección de encendidos para el conjunto de datos CDHB, utilizando los métodos de la intensidad de corriente, la potencia activa y ventana deslizante. Se observa la similitud que tienen los métodos de la intensidad de corriente y la potencia activa, los cuales solo se diferencian por la detección de un encendido de más en el archivo licuadora. Respecto al método de ventana deslizante que deja de detectar los encendidos en dos archivos, punto que es crítico en nuestro proyecto porque se saltarían eventos que son necesarios para la monitorización de una vivienda.

Fig. 35. Resultados de los encendidos obtenidos con los especificados, para el conjunto de datos CDHB.

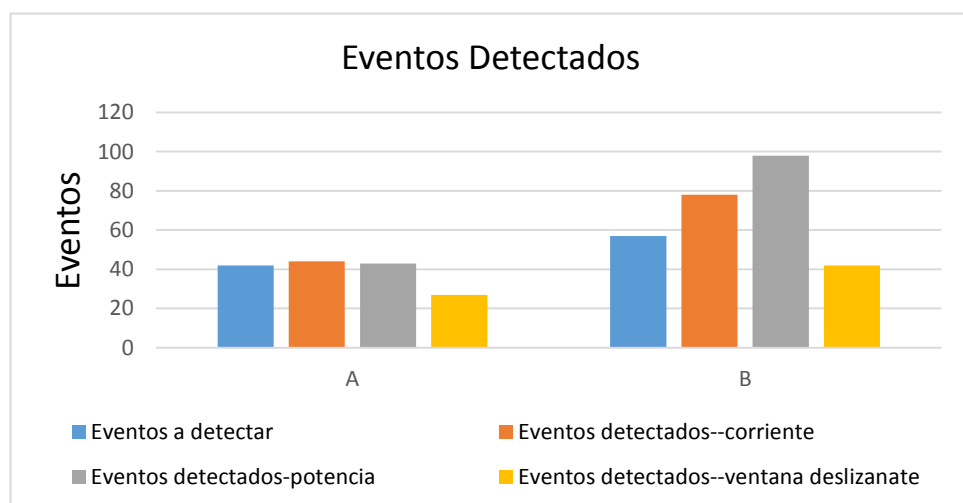


Respecto a la precisión de apagados detectados, los métodos de intensidad de corriente y potencia activa obtuvieron un 100% de detección, a diferencia de la ventana deslizante que presentó un promedio de 84.07%, puesto que al momento de aumentar el umbral u_{th} en los archivos “bombillo licuadora ventilador” y “licuadora ventilador fluorescente”, deja de detectar encendidos, y por ende también deja de detectar apagados.

Los resultados que se presentan en la Fig. 36 corresponden a los archivos del conjunto de datos BLUED, utilizando los métodos de la intensidad de corriente, la potencia activa y ventana deslizante. Se comparan los eventos a detectar con los detectados por los tres métodos en ambas fases, donde se observa que en la fase A los métodos de intensidad de corriente y potencia activa se asemejan a la cantidad de eventos a detectar, a diferencia de la fase B donde la intensidad de corriente muestra mejores resultados en comparación con los otros dos métodos.

Estos eventos se etiquetaron en encendidos (*on*), apagados (*off*) y transitorios. Se detecta un evento como un encendido en el momento en que la diferencia que hay entre dos ciclos consecutivos sobrepasa un umbral determinado y es mayor a cero. Un evento se detecta como apagado o transitorio cuando la diferencia que existe entre dos ciclos consecutivos sobrepasa un umbral determinado y es menor a cero; solo se considera transitorio al primer evento detectado cuando existen dos valores que han sobrepasado el umbral y son consecutivos.

Fig. 36. Resultados de los eventos a detectar y detectados en BLUED.



En las Tablas 14, 15 y 16 se observa la precisión de los métodos de detección de eventos, donde el método de la potencia activa posee una precisión promedio del 98,1%, al momento de detectar los aparatos conectados a la fase A y el método de la intensidad de la corriente tiene una mejor precisión promedio con los aparatos conectados a la fase B del 79,55%,

Tabla 14. Precisión del método ventana deslizante, para el conjunto de datos BLUED.

Fase	Precisión Eventos detectados	Precisión Encendidos detectados	Precisión apagados detectados
A	61,71%	89,16%	29,41%
B	69,65%	74,72%	30%
Promedio	65,68%	81,94%	29,71%

Tabla 15. Precisión del método intensidad de corriente, para el conjunto de datos BLUED.

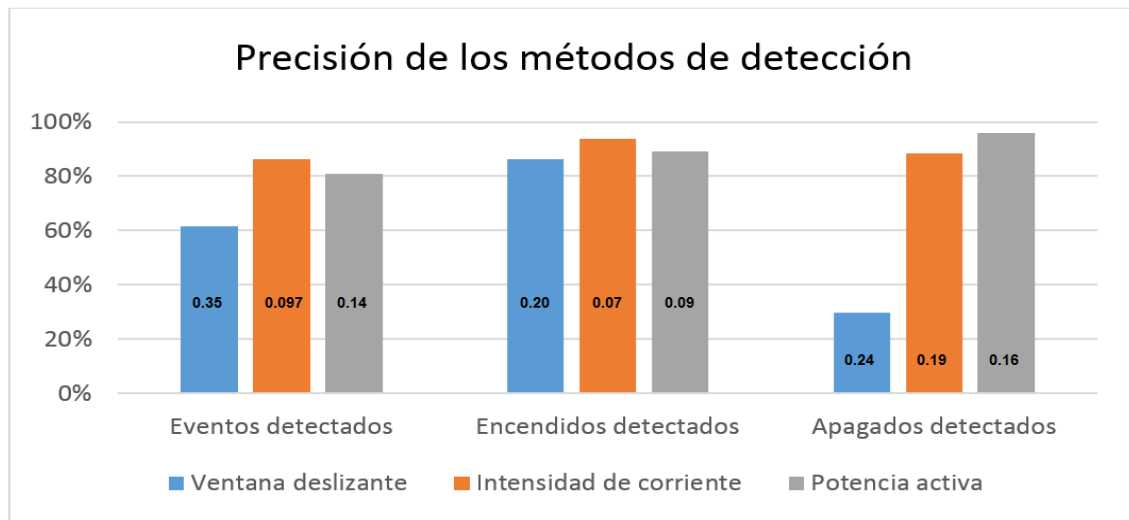
Fase	Precisión Eventos detectados	Precisión Encendidos detectados	Precisión apagados detectados
A	93,25%	94%	100%
B	79,55%	93,52%	76,42%
Promedio	86,40%	93,76%	88,21%

Tabla 16. Precisión del método potencia activa, para el conjunto de datos BLUED.

Fase	Precisión Eventos detectados	Precisión Encendidos detectados	Precisión apagados detectados
A	98,10%	96%	100%
B	63,87%	76,38%	91,53%
Promedio	80,99%	86,19%	95,77%

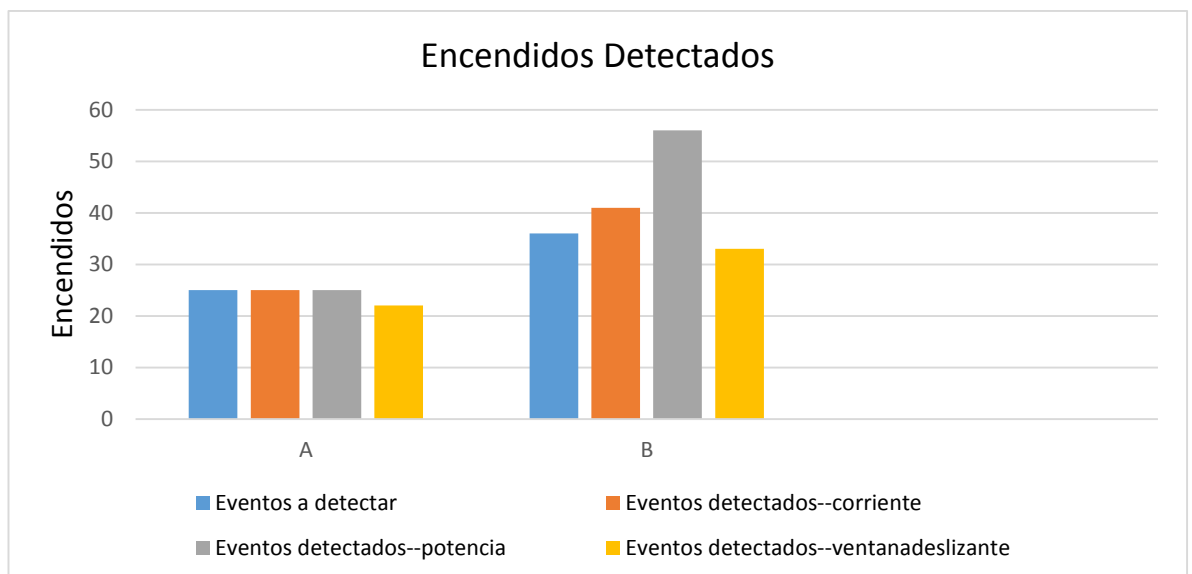
La Fig. 37 muestra el resumen de los resultados obtenidos en los tres métodos de detección en el conjunto de datos BLUED, con respecto a los eventos, encendidos y los apagados detectados.

Fig. 37. Resultados de la precisión y desviación de los métodos de detección, para el conjunto de datos BLUED.



En la Fig. 38 se muestran los encendidos a detectar con los encendidos detectados que ocurren en cada fase de este conjunto de datos, empleando los métodos de detección en ambas fases. Se observa que en la fase A los métodos de intensidad de corriente y potencia activa son similares a la cantidad de encendidos a detectar a diferencia de la fase B donde la intensidad de corriente muestra mejores resultados en comparación con los otros dos métodos.

Fig. 38. Resultados de los encendidos a detectar y detectados, para el conjunto de datos BLUED.



En el caso donde ocurren varios eventos seguidos, la decisión de si es un apagado o transitorio puede depender, por ejemplo:

- Cuando ocurren dos encendidos seguidos y se detecte un flanco de bajada en medio de ellos, ese evento se etiquetará como apagado.
- En el momento en que se enciendan varios aparatos a la vez y se estén apagando uno a uno, el código interpretará como ese apagado como transitorio, es decir, si el algoritmo detecta dos flancos de bajada seguidos interpretará siempre como un transitorio el primero que ocurre.

Para el caso de los resultados obtenidos en el conjunto de datos PLAID (Tablas 3, 6 y 9), se observa que solo en un archivo del calentador se presentó más de un evento, y se supone que esto ocurre debido al cambio de la temperatura de este aparato, aumentando a su vez el consumo de corriente y de potencia. Para los demás archivos, como se dijo anteriormente, este conjunto de datos solo presentaba una sola transición de encendido.

También se compararon los tiempos de ejecución de los tres algoritmos en la plataforma MATLAB[®], con un procesador Intel[®] Core[™] i7-3530MQ de tercera generación, a una velocidad de procesamiento de 3,2 GHz, donde se obtuvieron los siguientes resultados:

Tabla 17. Resultados de tiempo de ejecución de los métodos de detección de eventos.

TIEMPOS DE EJECUCIÓN	CDHB	PLAID	BLUED
Ventana deslizante	[420 663]	[185 395]	[200 430]
Potencia activa	[89 170]	[64 140]	[70 142]
Intensidad de corriente	[98 165]	[61 135]	[70 150]

5.2 DESAGREGACIÓN BASADA EN FIRMAS DE CARGA

Con base en las gráficas de la sección 5.2, se realizó una evaluación visual de los intervalos en los que están comprendidos las diferentes firmas de los electrodomésticos utilizados.

5.2.1 Conjunto de datos CDHB. En la Fig. 11, se muestran los intervalos obtenidos del Factor de cresta en el conjunto de datos CDHB, donde se puede observar que dichos intervalos no se interceptan en ningún punto. Por lo tanto, se puede considerar como un método base en la identificación de las firmas de carga de cada electrodoméstico que conforma este conjunto de datos.

Las Figuras 13 y 14 muestran los intervalos obtenidos de los coeficientes de aproximación de la DWT. Para el método de identificación de firmas de carga usando los coeficientes de la DWT, se propuso identificar las firmas de carga utilizando dos familias de wavelet, consideradas comunes. Se escogió *Daubechies* que es asimétrica y la *Symlets* que está muy cerca a la simetría. Estas poseen características ortogonales lo que las hace aptas para el análisis discreto. Se analizaron los niveles del 3 al 6, con una wavelet madre db4 y sym3, tomando los coeficientes de aproximación para realizar la identificación de las firmas, debido a que por medio de graficas se observó que los cambios de un aparato a otro eran más notable en estos coeficientes.

Se analizaron los resultados y se observó que se obtuvieron comportamientos similares entre la db4 y la sym3. En el caso de los archivos bombillo y fluorescente la identificación no presenta ningún inconveniente, ya que no se traslapan con las otras firmas de carga, debido a que son aparatos tipo ON/OFF. Para el electrodoméstico licuadora se obtiene diferentes rangos para los diferentes archivos, debido a que por el consumo de corriente se concluye que la licuadora está trabajando en distintas velocidades. Por lo tanto, cuando la licuadora trabaja a velocidad baja sus coeficientes se encuentran en el rango del bombillo (archivo licuadora-fluorescente), para las demás velocidades no se presenta ningún inconveniente en la identificación.

Para el caso del ventilador, se nota que a pesar de que se encuentre en su velocidad inicial o final, los coeficientes son muy parecidos o se encuentran en un mismo rango (se supone que el consumo de corriente de la velocidad 1 comparado con el de la velocidad 3 es similar), por lo tanto se le asignó un intervalo que identifica la firma de carga para el ventilador.

El método de las propiedades geométricas en el conjunto de datos CDHB se observa en la Fig.17, donde se calcula el área trapezoidal de cada aparato respecto al plano *V-I*. Se confirma que al momento de tomar las mediciones la licuadora trabajaba a distintas velocidades, y en la velocidad media el rango de área trapezoidal se intercepta con el área del ventilador, lo que hace que este método de identificación necesite el uso de otro método en cascada que confirme la información que suministre el área trapezoidal. Lo mismo sucede con el método de la pendiente en el plano *V-I* (Fig. 19) donde la velocidad mínima de la licuadora se intercepta con la velocidad 1 del ventilador. Por el contrario, la pendiente en el plano *P-Q* permite identificar cada una de las firmas de los aparatos, como se muestra en las figuras Fig. 21, 22, 23, 24 y 25.

En la Fig. 31, se muestran los intervalos obtenidos en la distorsión armónica en el conjunto de datos CDHB, donde se puede observar que los intervalos no se traslapan en ningún punto. Por lo tanto, se puede considerar como un método apropiado para la identificación de la firma de carga para cada electrodoméstico utilizado.

Se observa en la Tabla 18 que solo dos métodos identifican todas las firmas de carga de los aparatos en CDHB: el factor de cresta y la distorsión armónica total THD. Estos se podrían usar como método base para la identificación porque sus características clasifican cada aparato diferenciándolos de los demás dispositivos. Fluorescente es el aparato que se puede diferenciar con cualquier método porque tiene una firma de carga tan particular, que no se traslapa con ningún otro aparato.

Tabla 18. Resultados de los métodos de identificación de firmas de carga para el conjunto de datos CDHB.

Método de identificación de firma de carga	Firmas de Aparatos identificados	% Aparatos identificados
Factor de cresta	Ventilador, bombillo, fluorescente y licuadora	100%
DWT	Ventilador, fluorescente	50%
Área trapezoidal	Bombillo y fluorescente	50%
Pendiente	Ventilador, bombillo, fluorescente y licuadora	100%
THD	Ventilador, bombillo, fluorescente y licuadora	100%

5.2.2 Conjunto de datos PLAID. Los intervalos obtenidos del Factor de cresta en el conjunto de datos PLAID se muestran en la Fig. 12, en la cual se observa que la mayoría de los intervalos de los electrodomésticos se traslapan. Esto sucede debido a que este conjunto de datos contiene por cada electrodoméstico una gran variedad de marcas y modelos [8], que se deriva en una variedad de consumo de corriente. Por lo tanto, no se puede identificar una firma por cada aparato. De la misma manera, en la Fig. 15 y 16, se muestran los intervalos obtenidos de los coeficientes de aproximación de la DWT, donde se concluye que no se puede diferenciar ningún aparato de los demás mediante estos coeficientes.

En la Fig. 18 utilizando el área trapezoidal en la cual se observa que la mayoría de los intervalos de cada electrodoméstico se traslapan y no se distingue ninguna firma específica. En el caso de la pendiente del plano V-I, se obtuvieron resultados similares a los anteriores métodos debido a lo explicado con anterioridad, como se muestra en la Fig. 20, exceptuando el microondas, el cual tuvo un rango que no se traslapó con ningún otro. En el caso de la pendiente del plano P-Q, se obtuvo que la mayoría de los intervalos de cada firma de los electrodomésticos se traslapan. En definitiva, a pesar de la variedad de marcas y modelos, se reconocieron tres firmas de carga: microondas, computador portátil y fluorescente.

Los intervalos obtenidos de la distorsión armónica se muestran en la Fig. 32, en la cual también se observa que la mayoría de los intervalos de cada electrodoméstico se traslapan. Se lograron distinguir tres aparatos: la aspiradora, microondas y fluorescente.

En la Tabla 19 se observa que por la gran variedad de marcas y modelos de electrodomésticos existentes en el conjunto de datos *PLAID*, de los once aparatos en estudio solo se logró la identificación de tres de estos con el método de la pendiente y la *THD*. Ellos tienen un solo aparato en común que es el microondas porque para ambos métodos el rango de su firma era mínima comparada con los demás.

Tabla 19. Resultados de los métodos de identificación de firmas de carga, para el conjunto de datos PLAID.

Método de identificación de firma de carga	Firmas de Aparatos identificados	% Aparatos identificados
Factor de cresta	N.A.	0%
DWT	N.A	0%
Área trapezoidal	N.A	0%
Pendiente	Microondas, computador portátil y fluorescente	28.28%
THD	Aspiradora, microondas y fluorescente	28.28%

6. CONCLUSIONES

Se implementaron tres algoritmos de detección de eventos y cinco algoritmos de identificación de carga cada uno adaptado para la lectura de diferentes conjuntos de datos.

En el caso de los algoritmos de detección se observó que presentaban una gran precisión en el momento en que se conectaban cargas no lineales que provocaban perturbaciones muy notables en la señal. Estas perturbaciones son detectadas por el algoritmo y etiquetadas como eventos, lo que llevó a la modificación del umbral adaptativo multiplicándolo por factores adecuados para cada conjunto de datos.

Se realizó la detección de los eventos, donde se etiquetaron los flancos de subida como encendidos de un aparato y los flancos de bajada como posibles apagados de un aparato o el final de un transitorio. Esta clasificación presentó una limitación al momento en que se produce un apagado simultáneo de dos o más aparatos, debido a que cuando se detectan dos flancos de bajada consecutivos, el código etiqueta el primer flanco detectado como si fuera el final de un transitorio, y el evento consecutivo detectado espera si el siguiente flanco es de subida o bajada, para etiquetarse como apagado o transitorio.

Se implementaron los métodos de la ventana deslizante, la intensidad de corriente y la potencia activa, para la detección automática de eventos en la señal agregada de corriente y/o tensión de las bases de datos CDHB, *PLAID* y *BLUED*. En CDHB se obtuvo por cada método una precisión promedio del 74,64%, 94,91% y 95,39%, respectivamente. En el conjunto de datos *PLAID*, el promedio para los tres métodos de detección es del 100% y en el caso del conjunto de datos *BLUED*, se calculó una precisión promedio de 65,68% en la ventana deslizante, 86,4% en la intensidad de corriente y 80,98% en la potencia activa. Se observó cómo la precisión de los algoritmos va disminuyendo a medida en que se van adicionando más aparatos, es decir, no es lo mismo que se presente una transición de apagado a encendido cuando un aparato funciona solo o cuando funciona simultáneamente con otros aparatos.

Se midieron los tiempos de ejecución de los tres algoritmos, en las bases de datos CDHB, *PLAID* y *BLUED*, y se observó que los algoritmos de intensidad de corriente y potencia activa presentan similitud en sus tiempos de ejecución,

con un promedio de 113,2 y 112,5 segundos, respectivamente. En el caso del algoritmo de la ventana deslizante, este presenta mayor tiempo al ejecutarse, con un promedio 382,2 segundos.

Para los algoritmos de identificación de firmas de carga, es necesario tener un previo conocimiento de los aparatos, las marcas y los modelos a utilizar. Se implementaron métodos de desagregación de carga basados en características estacionarias de las señales eléctricas como: formas de onda de la corriente, coeficientes de la transformada wavelet de la corriente, propiedades geométricas de los planos V-I o P-Q, y la distorsión armónica total (*THD*) en las bases de datos *PLAID* y *CDHB*. Para el caso de *CDHB*, se obtuvieron mejores resultados mediante la pendiente de la potencia, el factor de cresta y la distorsión armónica total de la corriente, que permitieron identificar todos los aparatos. Para el caso de *PLAID* se observó que solo mediante los métodos de la pendiente y la distorsión armónica total, se pudo diferenciar unas pocas firmas de carga, debido a la gran variedad de marcas y modelos de electrodomésticos que conforman este conjunto de datos. Se puede concluir que la característica de la *THD* fue la mejor, ya que reconoció un mayor número de firmas de carga en ambas bases de datos. En el conjunto de datos *CDHB* al aplicar todos los métodos de identificación de firma de carga, el fluorescente es el único que se puede identificar plenamente de las demás. Esto es debido a su bajo consumo de potencia respecto a los demás aparatos, por lo que esta firma de carga se diferenciaba bien de las demás.

Para trabajos futuros, se recomienda mejorar los algoritmos de detección y sus tiempos de ejecución, con el fin de obtener una detección de eventos más precisa y con información más detallada, así como leer y obtener resultados con mayor rapidez en los archivos de las diferentes bases de datos. También, se recomienda agrupar varios métodos de identificación de firmas de carga en cascada.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Exxon Mobil Corporation Corporate Headquarters, El Panorama de la Energía: Una mirada al 2040 – Destacados [online]. USA, 2014 Disponible en: http://www.essomobil.com.co/assets/files/es-co/us_outlook_for_energy_highlights_2013-2014_span_f_lr.pdf.
- [2] SHUNFU, Lin; QINGQIANG, Liu; XIAOXIA, Zheng y DONGDONG, Li. En: Algorithm for residential appliance identification based on continuous quadratic 0–1 programming, Harmonics and Quality of Power (ICHQP), 2014 IEEE 16th International Conference on , vol., no., pp.332,336, 25-28 May 2014.
- [3] ZOHA, ahmed; GLUHAK, Alexander; MUHAMMAD, Ali Imran y SUTHARSHAN, Rajasegarar. Non-Intrusive Load Monitoring Approaches for Disaggregated Energy Sensing: A Survey, Methods and Techniques Used for Disaggregated Energy Sensing, 16 Dicember 2012.
- [4] FIGUEIREDO, Marisa B.; DE ALMEIDA, Ana y RIBEIRO, Bernardete. En: An Experimental Study on Electrical Signature Identification of Non-Intrusive Load Monitoring (NILM) Systems, Feature Extraction and Classification, vol.6594,no., pp.31-40, 14-16 April 2011.
- [5] ZEIFMAN, M. y ROTH, K. En: Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook, *Consumer Electronics (ICCE), 2011 IEEE International Conference on*, vol., no., pp.239, 240, 9-12 Jan. 2011.
- [6] BALASUBRAMANIAN, K. y CELLATOGLU, A. En: Improvements in home automation strategies for designing apparatus for efficient smart home, *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, vol.54, no.4, pp.1681, 1687, November 2008.
- [7] BELLO, Jeisson David y BELLO, Carlos Erixón. Monitorización no intrusiva de carga: Recolección de Datos y Clasificación en el Tiempo. Tesis de grado, Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander, Dep. De Ingenierías físico-mecánicas, 2014.
- [8] JINGKUN, Gao; SUMAN, Gir; EMRE, Can Kara y BERGÉS, Mario. Demo Abstract: PLAID: a Public Dataset of High-Resolution Electrical Appliance Measurements for Load Identification Research, November 5–6, 2014, Memphis, TN, USA.
- [9] ANDERSON, Kyle; OCNEANU, Adrian Filip; BENÍTEZ, Diego; CARLSON, Derrick; ROWE, Anthony y BERGÉS, Mario. BLUED: A Fully Labeled

PublicDataset for Event-Based Non-Intrusive Load Monitoring Research, August 12, 2012, Beijing, China

[10] KOLTER, J. Zico y JHONSON, Matthew J. REDD: A Public Data Set for Energy Disaggregation Research, 1 August 2011, San Diego, CA, USA

[11] HART, G.W. En: Nonintrusive appliance load monitoring, *Proceedings of the IEEE*, vol.80, no.12, pp.1870,1891, Dec 1992

[12] ZEIFMAN, M. y ROTH, K. En: Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook, *Consumer Electronics (ICCE), 2011 IEEE International Conference on*, vol., no., pp.239, 240, 9-12 Jan. 2011.

[13] FELIZZOLA, J. y CADENA, L. Límites de emisión de armónicos en baja tensión (artefactos de uso doméstico y usuarios residenciales), Tesis de grado, Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander, Dep. De Ingenierías físico-mecánicas, 2003.

[14] JIMÉNEZ, Y.; DUARTE, C.; PETIT, J.; MEYER, J.; SCHEGNER, P. y CARRILLO G. Characterization of current switching transients for appliance identification, presented at the International Conference on Renewable Energies and Power Quality (ICREPQ'15), La Coruña (Spain), 25th to 27th March, 2015.

[15] HESS-NIELSEN, N.; WICKERHAUSER, M.V. En: Wavelets and time-frequency analysis, *Proceedings of the IEEE*, vol.84, no.4, pp.523,540, Apr 1996.

[16] YU-HSIU, Lin y MEN-SHEN, Tsai. En: Application of neuro-fuzzy pattern recognition for Non-intrusive Appliance Load Monitoring in electricity energy conservation, *Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), 2012 IEEE International Conference on*, vol., no., pp.1,7, 10-15 June 2012.

[17] JIMÉNEZ, Giovanni. Armónicos: Cálculo de la Potencia Reactiva para la Implementación de Bancos de Condensadores en Cargas Aisladas, Tesis de maestría, Dpto. de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Computación, Universidad Nacional de Colombia, Manizales, Febrero 2008.

[18] Mathworks Support, Trapz [online]. USA, 1994-2015 Disponible en: <http://www.mathworks.com/help/matlab/ref/trapz.html#bua4lsr>.

[19] PÉREZ, Enrique. Nuevo Método de Detección y Análisis en Tiempo Real de Eventos en la Tensión de Suministro de Energía Eléctrica Empleando un Modelo Combinado Wavelets-Filtro de Kalman Extendido, Tesis doctoral, Santander: Universidad de Cantabria, Dpto. de Electrónica y Computadores, Marzo 2006.

[20] DE APRAIZ, Matilde. Método de Detección en Tiempo Real de Perturbaciones Transitorias en Redes de Suministro Eléctrico, Tesis doctoral,

Santander: Universidad de Cantabria, Dpto. de Electrónica y Computadores,
Marzo 2013.

BIBLIOGRAFÍA

ANDERSON, Kyle; OCNEANU, Adrian Filip; BENÍTEZ, Diego; CARLSON, Derrick; ROWE, Anthony y BERGÉS, Mario. BLUED: A Fully Labeled Public Dataset for Event-Based Non-Intrusive Load Monitoring Research, August 12, 2012, Beijing, China

BALASUBRAMANIAN, K. y CELLATOGLU, A. En: Improvements in home automation strategies for designing apparatus for efficient smart home, *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, vol.54, no.4, pp.1681, 1687, November 2008.

BELLO, Jeisson David y BELLO, Carlos Erixón. Monitorización no intrusiva de carga: Recolección de Datos y Clasificación en el Tiempo. Tesis de grado, Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander, Dep. De Ingenierías físico-mecánicas, 2014.

DE APRAIZ, Matilde. Método de Detección en Tiempo Real de Perturbaciones Transitorias en Redes de Suministro Eléctrico, Tesis doctoral, Santander: Universidad de Cantabria, Dpto. de Electrónica y Computadores, Marzo 2013.

Exxon Mobil Corporation Corporate Headquarters, El Panorama de la Energía: Una mirada al 2040 – Destacados [online]. USA, 2014 Disponible en: http://www.essoymobil.com.co/assets/files/es-co/us_outlook_for_energy_highlights_2013-2014_span_f_lr.pdf.

FELIZZOLA, J. y CADENA, L. Límites de emisión de armónicos en baja tensión (artefactos de uso doméstico y usuarios residenciales), Tesis de grado, Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander, Dep. De Ingenierías físico-mecánicas, 2003.

FIGUEIREDO, Marisa B.; DE ALMEIDA, Ana y RIBEIRO, Bernardete. En: An Experimental Study on Electrical Signature Identification of Non-Intrusive Load Monitoring (NILM) Systems, Feature Extraction and Classification, vol.6594, no., pp.31-40, 14-16 April 2011.

HART, G.W. En: Nonintrusive appliance load monitoring, *Proceedings of the IEEE* , vol.80, no.12, pp.1870,1891, Dec 1992

HESS-NIELSEN, N.; WICKERHAUSER, M.V. En: Wavelets and time-frequency analysis, *Proceedings of the IEEE*, vol.84, no.4, pp.523,540, Apr 1996.

JIMÉNEZ, Giovanni. Armónicos: Cálculo de la Potencia Reactiva para la Implementación de Bancos de Condensadores en Cargas Aisladas, Tesis de

maestría, Dpto. de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Computación, Universidad Nacional de Colombia, Manizales, Febrero 2008.

JIMÉNEZ, Y.; DUARTE, C.; PETIT, J.; MEYER, J.; SCHEGNER, P. y CARRILLO G. Characterization of current switching transients for appliance identification, presented at the International Conference on Renewable Energies and Power Quality (ICREPQ'15), La Coruña (Spain), 25th to 27th March, 2015.

JINGKUN, Gao; SUMAN, Gir; EMRE, Can Kara y BERGÉS, Mario. Demo Abstract: PLAID: a Public Dataset of High-Resolution Electrical Appliance Measurements for Load Identification Research, November 5–6, 2014, Memphis, TN, USA.

KOLTER, J. Zico y JHONSON, Matthew J. REDD: A Public Data Set for Energy Disaggregation Research, 1 August 2011, San Diego, CA, USA

Mathworks Support, Trapz [online]. USA, 1994-2015 Disponible en: <http://www.mathworks.com/help/matlab/ref/trapz.html#bua4lsr>.

PÉREZ, Enrique. Nuevo Método de Detección y Análisis en Tiempo Real de Eventos en la Tensión de Suministro de Energía Eléctrica Empleando un Modelo Combinado Wavelets-Filtro de Kalman Extendido, Tesis doctoral, Santander: Universidad de Cantabria, Dpto. de Electrónica y Computadores, Marzo 2006.

SHUNFU, Lin; QINGQIANG, Liu; XIAOXIA, Zheng y DONGDONG, Li. En: Algorithm for residential appliance identification based on continuous quadratic 0–1 programming, Harmonics and Quality of Power (ICHQP), 2014 IEEE 16th International Conference on , vol., no., pp.332,336, 25-28 May 2014.

YU-HSIU, Lin y MEN-SHEN, Tsai. En: Application of neuro-fuzzy pattern recognition for Non-intrusive Appliance Load Monitoring in electricity energy conservation, Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE), 2012 IEEE International Conference on , vol., no., pp.1,7, 10-15 June 2012.

ZEIFMAN, M. y ROTH, K. En: Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook, *Consumer Electronics (ICCE), 2011 IEEE International Conference on*, vol., no., pp.239, 240, 9-12 Jan. 2011.

ZEIFMAN, M. y ROTH, K. En: Nonintrusive appliance load monitoring: Review and outlook, *Consumer Electronics (ICCE), 2011 IEEE International Conference on*, vol., no., pp.239, 240, 9-12 Jan. 2011.

ZOHA, ahmed; GLUHAK, Alexander; MUHAMMAD, Ali Imran y SUTHARSHAN, Rajasegarar. Non-Intrusive Load Monitoring Approaches for Disaggregated Energy Sensing: A Survey, Methods and Techniques Used for Disaggregated Energy Sensing, 16 December 2012.

ANEXOS

Anexo A. Tabla de los electrodomésticos encontrados en los archivos del conjunto de datos BLUED

archivo Excel	Electrodomésticos
Fase A	
columnas_001_ivdata_052	Refrigerador
columnas_001_ivdata_061	Refrigerador
columnas_001_ivdata_099	Refrigerador
columnas_001_ivdata_128	Refrigerador
columnas_001_ivdata_129	Compresor de aire
columnas_001_ivdata_130	Compresor de aire
columnas_001_ivdata_166	Refrigerador
columnas_001_ivdata_212	Refrigerador
columnas_001_ivdata_219	Luces segundo piso
columnas_001_ivdata_220	Luces segundo piso
columnas_001_ivdata_245	Refrigerador
columnas_001_ivdata_251	Refrigerador
columnas_001_ivdata_256	Luces segundo piso
columnas_001_ivdata_255	Luces de Oficina, luces del sótano, luz pasillo y escaleras
columnas_001_ivdata_292	Luces del patio
columnas_001_ivdata_293	Circuito 7
columnas_001_ivdata_294	Refrigerador
columnas_001_ivdata_350	Refrigerador
columnas_001_ivdata_395	Refrigerador
columnas_001_ivdata_396	Luces del segundo piso y luces de la habitación
columnas_001_ivdata_423	Refrigerador
columnas_001_ivdata_461	Refrigerador
columnas_001_ivdata_572	Refrigerador
columnas_001_ivdata_581	Refrigerador
columnas_001_ivdata_653	Luces segundo piso
columnas_001_ivdata_684	Refrigerador
columnas_001_ivdata_725	Luces segundo piso
columnas_001_ivdata_741	Compresor de aire
columnas_001_ivdata_771	Picador de cocina
columnas_001_ivdata_790	Secador de cabello
columnas_001_ivdata_796	Refrigerador
Fase B	
columnas_001_ivdata_139	Circuito 4
columnas_001_ivdata_140	Circuito 4

columnas_001_ivdata_213	Luces del techo de la cocina
columnas_001_ivdata_220	Luz de la escalera del pasillo, luces del sótano, DVR/Blu-ray Player, TV
columnas_001_ivdata_221	TV
columnas_001_ivdata_254	Computador, luces de oficina y pantalla LCD
columnas_001_ivdata_266	Monitor LCD 1
columnas_001_ivdata_284	Luces de la oficina, computador portátil
columnas_001_ivdata_312	Luz de la escalera del pasillo, luces del sótano, DVR/Blu-ray Player, TV
columnas_001_ivdata_343	Luz de la escalera del pasillo, luces del sótano, DVR/Blu-ray Player, TV
columnas_001_ivdata_349	Luz de la escalera del pasillo, luces del sótano, DVR/Blu-ray Player, TV
columnas_001_ivdata_350	Luces del comedor
columnas_001_ivdata_416	Monitor 2
columnas_001_ivdata_417	Circuito 9
columnas_001_ivdata_419	Computador 1
columnas_001_ivdata_525	Monitor 2
columnas_001_ivdata_637	Impresora
columnas_001_ivdata_726	Luces de la oficina
columnas_001_ivdata_771	Luces del techo de la cocina